

地域間介護給付水準の収束仮説の検証

— 保険者別データによる応用分析¹ —

松 岡 佑 和

1 はじめに

本稿の焦点は、介護給付水準の地域差である。介護保険料の違いはあるが、全国的な制度として成立した介護保険制度での地域差は被保険者、利用者の立場から考えると、重要な問題である（松岡（2019））。介護保険では、医療保険同様、地域間でサービス量、介護保険料等が大きく異なることが知られている（厚生労働省（2014））。しかし、その分析の多くは記述統計による比較に留まっており、統計的な分析が行われているわけではない。

これらの点を踏まえ、地域間変数水準収束を分析する手法である β 収束により、介護給付水準の地域差に焦点を当てた研究が松岡（2016a）、松岡（2019）である²。松岡（2019）では保険者別パネルデータを用い、保険者間1人あたり介護給付水準において、 β 収束・空間的自己相関が存在しているかを空間パネルモデルにおける最尤法で確認している。介護保険制度浸透に伴い、介護保険サービスの整備が低水準、利用が非積極的だった地域において、施設整備が行われ積極的な利用が行なわれていることが示唆された。しかし松岡（2019）では保険者別データを扱っていたものの、空間パネルモデルとして最もシンプルな SAR モデルを用いた基礎的な分析に留まっている。

そこで本稿では、松岡（2019）のモデルをベースとし、松岡（2016b）で用いられた様々な空間パネルモデルで推定を行い、それぞれの結果を比

較検討する。また、空間重み行列の変更、説明変数の追加、合併の影響、市・町村別、内生性を考慮した推定を行い、様々な角度から β 収束の頑健性の確認をする。

2 節では本稿の研究手法（ β 収束）を説明し、3 節では分析で扱うデータ・変数について述べ、4 節で β 収束の推定結果を提示し、5 節でその頑健性を確認する。6 節はまとめである。

2 研究手法³

(1) β 収束

本稿では、介護保険制度浸透に伴い、介護保険サービス整備が低水準、利用が非積極的だった地域において、施設整備が行われ積極的な利用が行なわれているかを検証する。数学的には、それぞれの地域の定常状態と比べて 1 人あたり介護給付水準が低い地域は、高い地域と比べ、より高い増加率を上げるという後進地域の収束仮説を検証することで上記の点を確認することが出来る。

経済成長研究の文脈で用いられる β 収束とは 1 人あたり所得が、その定常状態と比べてより低い国・地域であるほど、より高い成長率（増加率）を上げるという仮説を検証するものである。具体的には、以下の式を推計することにより収束仮説を検証する（Baumol（1986）、Sala-i-Martin（1996）、Hitiris and Nixon（2001）、Wang（2009））。

$$y_{i,t+1} - y_{i,t} = \alpha_i + \mu_t + \beta y_{i,t} + \boldsymbol{\beta} \mathbf{x}_{i,t} + \varepsilon_{i,t}$$

$y_{i,t}$ は国 / 地域 i 、 t 期の対数を取った 1 人あたり変数（ $y_{i,t}$ を対数を取る変数とする）、 α_i は固定効果、 μ_t は時間効果、 $\mathbf{x}_{i,t}$ はコントロール変数によるベクトル、 $\varepsilon_{i,t}$ は誤差項、 β 、 $\boldsymbol{\beta}$ （コントロール変数に対応するベクトル）はそれぞれ推定されるパラメーターである。 β 収束とは右辺 $y_{i,t}$

にかかる β が負の値をとることである。また本稿では固定効果、コントロール変数を含んでいるため、条件付き β 収束である。左辺の対数の差は以下のように近似することが出来る。

$$y_{i,t+1} - y_{i,t} = \log\left(\frac{Y_{i,t+1}}{Y_{i,t}}\right) = \log(1 + \text{増加率}) \approx \text{増加率}$$

β が負の値をとるということは、 $y_{i,t}$ が低い国／地域ほど次期と今期を用いた増加率が高いということである。

(2) 空間的自己相関

本稿では、上記 β 収束の推定式において、コントロール変数に加え、他保険者との空間的自己相関も考慮し分析を行う。介護保険サービスは事業所設置権限等を通し、他歳出と同様に地方自治体の選択行動の1つと考える事ができる。地方自治体の選択行動にはヤードスティック競争等の理論的背景から政策に関係性が生じる可能性が指摘されている（Besley and Case (1995)）。松岡（2016a）等の研究から、介護給付水準には近隣保険者との空間的自己相関が認められている。本稿の被説明変数は増加率であるが、変数そのものに空間的自己相関が存在すれば、増加率にも空間的自己相関が生じている可能性もあり、 β 収束を適切に推定するためには空間的關係性もコントロールしなければならない。

空間的自己相関を検証するため、 $\mathbf{Y}_t$ (1436×1) を被説明変数、 $\mathbf{W}$ (1436×1436) を他保険者との関係を明示的に取り入れる空間重み行列、 $\mathbf{X}_t$ ($1436 \times j$) をコントロール変数として、以下のSDM（Spatial Durbin Model）を考える。

$$\mathbf{Y}_t = \rho \mathbf{W} \mathbf{Y}_t + \mathbf{X}_t \boldsymbol{\beta} + \mathbf{W} \mathbf{X}_t \boldsymbol{\theta} + \boldsymbol{\mu}_t + \boldsymbol{\alpha} + \boldsymbol{\varepsilon}_t$$

このモデルは被説明変数及びコントロール変数に関する空間的自己相関を考慮したモデルである。上記 $\mathbf{Y}_t$ 、 $\mathbf{X}_t$ 、 $\boldsymbol{\alpha}$ 、 $\boldsymbol{\varepsilon}_t$ は保険者 i の変数によって構成される。 μ_t は時間固定効果、 α_i は保険者固定効果、 $\varepsilon_{i,t}$ は誤差項、 β_j は推定されるパラメーターである。 ρ が空間的自己相関に関するパラメーターである。本研究で扱う β 収束の推定式にこのモデルを応用すると下記ようになる。

$$\mathbf{Y}_{t+1} - \mathbf{Y}_t = \rho \mathbf{W}(\mathbf{Y}_{t+1} - \mathbf{Y}_t) + \beta \mathbf{Y}_t + \mathbf{X}_t \boldsymbol{\beta} + \theta \mathbf{W} \mathbf{Y}_t + \mathbf{W} \mathbf{X}_t \boldsymbol{\theta} + \mu_t + \alpha + \varepsilon_t$$

(1) 当期の値 ($\mathbf{Y}_t$) が増加率 ($\mathbf{Y}_{t+1} - \mathbf{Y}_t$) に与える影響に加え、(2) 他保険者の増加率 ($\mathbf{W}(\mathbf{Y}_{t+1} - \mathbf{Y}_t)$) の影響、(3) 他保険者の当期の値 ($\mathbf{W} \mathbf{Y}_t$) の影響が加味されている。本稿において、(1) — (3) が特に焦点を当てたい変数である。

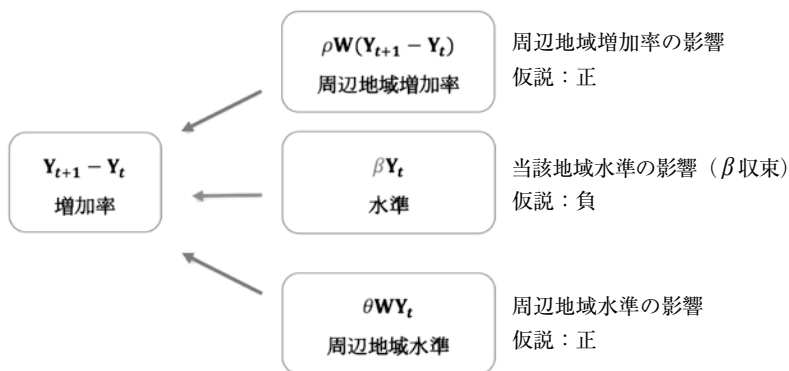


図 1 SDM：増加率へ与える変数の関係

上記図 1 で言えば、(1) は中段にあたり、本研究の焦点である β 収束である。当期の水準が低ければ、より高い増加率を示すという意味で、係数符号は負が想定される。(2) は上段にあたり、周辺地域増加率が高けれ

ば、それに呼応する形を取る可能性が考えられ、係数符号は正が想定される。(3)は下段にあたり、周辺地域の当期水準が高ければ、自らの水準が相対的に低くなるという点で、増加率は正に反応することが想定される。

他自治体との空間的自己相関を組み入れるモデルとしては、SDM の他、被説明変数説に関する空間的自己相関を測る SAR (Spatial Autoregressive Model) 誤差項の空間的自己相関を考慮した SEM (Spatial Error Model)、SAR と SEM を同時に考慮した SAC (Spatial Autoregressive Model with Auto Regressive disturbances) 等が存在する。本研究では、SDM (= ベースモデル) に加え他の空間モデルである SAR、SEM、SAC についても同様の分析を行っている⁴。本分析では Lee and Yu (2010) の方法を基に Belotti, et.al (2013) によって作成された Stata モジュールを用いパラメーターを最尤法により推定する。

3 データ⁵

本稿で扱うデータは厚生労働省 2006-13 年度『介護保険事業状況報告』の保険者別パネルデータ (1436 × 8) である⁶。対象は 65 歳以上の第 1 号被保険者に限定した。介護給付水準の指標として単位数を用いた。

1 人あたり介護保険サービス量である介護給付水準を 2 通り定義した。1 つ目は、単位数 / 被保険者数である。合計・サービス別に、それぞれ合計単位数 / 被保険者数、居宅単位数 / 被保険者数、施設単位数 / 被保険者数、地域密着単位数 / 被保険者数と定義した。2 つ目は、単位数 / 利用者数である。合計・サービス別と分け、それぞれ合計単位数 / 合計利用者数、居宅単位数 / 居宅利用者数、施設単位数 / 施設利用者、地域密着単位数 / 地域密着利用者として定義した。

ベースモデルのコントロール変数は以下の通りである。後期高齢者割合 (75 歳以上人口 / 65 歳以上人口) が増加すれば介護給付水準の増加率も高まる事が考えられるため、後期高齢者割合を加えた。また被保険者の所得

表 1 標本統計量

	平均	標準偏差	最小値	最大値	単位
単位数 (被保険者数)					単位数 / 被保険者数
(1) 合計	24.229	4.852	3.300	50.882	合計単位数 / 被保険者数
(2) 居宅	10.941	2.790	1.662	25.950	居宅単位数 / 被保険者数
(3) 施設	11.048	3.044	1.583	31.900	施設単位数 / 被保険者数
(4) 地域密着	2.239	1.561	.003	16.511	地域単位数 / 被保険者数
単位数 (利用者数)					単位数 / 利用者数
(1) 合計	15.240	1.230	2.694	32.191	合計単位数 / 合計利用者数
(2) 居宅	9.935	1.389	1.740	22.063	居宅単位数 / 居宅利用者数
(3) 施設	28.126	1.440	6.214	56.363	施設単位数 / 施設利用者数
(4) 地域密着	22.993	5.099	3.625	216.100	地域単位数 / 地域利用者数
コントロール変数					比率
後期高齢者割合	.514	.069	.293	.759	75 歳以上 / 65 歳以上
所得段階割合 (低)	.316	.104	.095	.744	被保険者数 (低所得) / 被保険者数
所得段階割合 (高)	.336	.085	.046	.647	被保険者数 (高所得) / 被保険者数
要支援割合	.039	.016	0	.528	要支援認定者数 / 被保険者数
要介護度 1, 2 割合	.058	.012	.018	.397	要介護度 (1, 2 割合) 認定者数 / 被保険者数
要介護度 3 割合	.024	.005	.006	.226	要介護度 (3 割合) 認定者数 / 被保険者数
要介護度 4, 5 割合	.041	.010	.017	.612	要介護度 (4, 5 割合) 認定者数 / 被保険者数
被保険者数*	18289.22	40492.25	199	788968	被保険者数
介護保険料収入*	.463	.075	0	.782	介護保険料収入 / 被保険者数 (10 万円)
貸付金*	.001	.008	0	.186	貸付金 / 被保険者数 (10 万円)
準備基金*	.136	.109	0	2.675	準備基金 / 被保険者数 (10 万円)
サンプルサイズ	1436 × 7				

出所：2006-13 年度『介護保険事業状況報告』

注：*がついた変数は β 収束の頑健性を確認するための推定で用いた変数である。

による影響も考えられる。所得が比較的高（低）ければ、介護需要は増加（減少）し介護給付水準の増加率が高（低）くなることが考えられるためである。第3期以降（2006-13年）においては、4段階目が基準保険料額となっている。3段階以下、5段階以上の被保険者割合を所得段階（低）、所得段階（高）をコントロール変数として加えた⁷。要支援・要介護度認定率も同様に増加率に影響を与えと考え、それぞれの割合（要支援・要介護／被保険者数）をコントロール変数として加えた。これらの標本統計量が表1である⁸。

4 推定結果

β 収束の推定式（ベースモデル）は下記の通りである。

$$Y_{t+1} - Y_t = \rho W(Y_{t+1} - Y_t) + \beta Y_t + X_t \beta + \theta WY_t + WX_t \theta + \mu_t + \alpha + \varepsilon_t$$

上記 Y_t 、 X_t 、 α 、 ε_t は保険者 i の変数によって構成される。 Y_t は（1人あたり）介護給付水準である。コントロール変数（ X_t ）は後期高齢者割合、要支援割合、要介護度1.2割合、要介護度3割合、要介護度4.5割合、所得段階割合（低）、所得段階割合（高）である。 μ_t は時間固定効果、 α_i は保険者固定効果、 $\varepsilon_{i,t}$ は誤差項、 ρ が被説明変数空間的自己相関に関するパラメーター、 Y_t にかかる β が β 収束を測るためのパラメーター、 β はコントロール変数に関するパラメーター、 WY_t にかかる θ が他保険者の介護給付水準空間的自己相関に関するパラメーター、 WX_t にかかる θ が他保険者の説明変数における空間的自己相関に関するパラメーターである。2006-13年度保険者別パネルデータを用い、最尤法によりパラメーターを固定効果推定する。本研究で最尤法を用いた理由として、最尤法では尤度関数から AIC (Akaike information criteria) を導出し、データにフィットするモデルを比較することが可能となる。これにより、どの

ような空間モデルが適切か、どのような空間重み行列が適切かを比較することが可能となる。

表2が推定結果である。全ての介護給付水準で β が有意に負と推定され、 β 収束が確認された。利用者基準がより低い傾向であった。空間的自己相関も確認され、増加率、水準ともに正であった。空間的自己相関は被保険者基準で高い傾向であった。

この分析の過程において、SDMと他モデル（SAR、SEM、SAC）との比較をAICにより行い（低い方がよりデータを適切に表している）、SDMが最も適切なモデルとして採択されている（6/8のモデルで採択）。また不均一分散・系列相関に頑健なcluster-robust分散を用いて分析を行ったため、通常のHausman検定を行うことが不可能なため、robsut-hausman検定を行った結果、固定効果モデルが採択された（Hoechle（2007））。

表 2 推定結果 (SDM)

	単位数 (被保険者数)			単位数 (利用者数)				
	(1) 合計	(2) 居宅	(3) 施設	(4) 地域密着	(1) 合計	(2) 居宅	(3) 施設	(4) 地域密着
β	-534*** (0.95)	-466*** (0.41)	-390*** (0.54)	-427*** (0.22)	-748*** (0.78)	-615*** (0.58)	-971*** (0.35)	-644*** (0.60)
空間的自己相関								
(空間) 被説明変数	210*** (0.35)	417*** (0.42)	162*** (0.23)	144*** (0.25)	184*** (0.26)	205*** (0.29)	214*** (0.24)	069** (0.28)
(空間) 介護給付水準	330*** (0.74)	192*** (0.38)	275*** (0.48)	209*** (0.33)	456*** (0.66)	356*** (0.42)	454*** (0.60)	147*** (0.57)
(空間) 後期高齢者割合	-136*** (0.50)	026 (0.71)	-154*** (0.78)	-241 (2.64)	055 (0.49)	135*** (0.68)	031 (0.37)	-020 (1.54)
(空間) 所得段階割合 (低)	012 (0.78)	075 (1.00)	-037 (1.09)	-126 (3.28)	041 (0.58)	103 (0.71)	035 (0.49)	-100 (1.38)
(空間) 所得段階割合 (高)	063 (0.55)	047 (0.54)	029 (0.63)	201 (1.57)	094* (0.54)	070 (0.56)	086** (0.44)	031 (0.81)
(空間) 要支援割合	296*** (0.85)	170 (1.22)	345*** (1.57)	-053 (5.06)	360*** (0.75)	337*** (1.10)	031 (0.60)	344* (2.07)
(空間) 要介護度 1, 2 割合	258* (1.40)	-118 (1.75)	466** (2.18)	329 (6.59)	357*** (1.35)	110 (1.43)	129 (0.79)	109 (2.85)
(空間) 要介護度 3 割合	138 (3.18)	159 (3.73)	592 (5.72)	-330 (1.440)	433 (2.99)	119 (3.57)	490** (2.14)	779 (5.09)
(空間) 要介護度 4, 5 割合	-100 (1.94)	312 (2.63)	-369 (2.93)	395 (9.12)	-411*** (1.43)	-107 (2.04)	-140 (1.10)	-611 (3.82)
コントロール変数								
後期高齢者割合	238*** (0.39)	103** (0.42)	181*** (0.59)	414** (1.76)	019 (0.32)	-039 (0.39)	-007 (0.24)	-040 (0.98)
所得段階割合 (低)	075 (0.69)	050 (0.59)	081 (0.85)	030 (1.44)	049 (0.51)	038 (0.51)	019 (0.40)	075 (0.74)
所得段階割合 (高)	-077 (0.70)	-093 (0.66)	-066 (0.83)	-080 (1.21)	-054 (0.68)	-063 (0.67)	-074 (0.59)	-080 (0.82)
要支援割合	-206** (0.81)	-127 (0.87)	-318*** (0.81)	554** (2.40)	-445*** (0.61)	-468*** (0.73)	-095*** (0.25)	-078 (1.21)
要介護度 1, 2 割合	247*** (0.80)	520*** (1.00)	-094 (0.97)	724*** (2.43)	-381*** (0.67)	-175*** (0.72)	-115*** (0.36)	-179* (1.08)
要介護度 3 割合	634*** (1.52)	473*** (1.62)	479*** (1.57)	258 (5.62)	209*** (0.77)	213* (1.13)	-090 (0.59)	149 (2.37)
要介護度 4, 5 割合	064 (1.72)	-157 (1.67)	455*** (1.46)	-567* (3.23)	557*** (0.74)	449*** (0.90)	209*** (0.38)	106 (1.25)
AIC (SDM)	-55706.15	-50038.21	-46927.47	-21545.43	-57416.36	-53566.32	-60602.74	-38830.03
AIC (SAR)	-55342.21	-49937.16	-46657.48	-21434.85	-57082.46	-53290.38	-60419.08	-38815.16
AIC (SEM)	-55512.91	-50020.51	-46761.38	-21484.34	-57234.1	-53418.24	-60523.82	-38822.12
AIC (SAC)	-55536.77	-50021.97	-46833.69	-21562.38	-57271.91	-53450.68	-60546.38	-38831.69
Wald 検定 (vs SAR)	73.28**	38.04***	63.03***	47.66***	96.37***	108.05***	92.49***	19.35**
Wald 検定 (vs SEM)	32.74**	8.11	49.18***	35.32***	54.35***	59.88***	35.38***	17.25**
Robust-Hausman 検定	119.60***	158.52***	23.71***	6.11**	726.96***	541.66***	42.16***	13.98***
空間重み行列	同一都道府県距離行列							
サンプルサイズ	1436 × 7							

注：***、**、*はそれぞれ 1%、5%、10%水準で有意である。括弧内は標準誤差。

5 頑健性及びサブサンプル分析

(1) 空間重み行列の変更

空間重み行列の変更、つまり参照度合いの変更を行い結果の頑健性を確認した。ベースモデルでは、同一都道府県保険者のみに限定した逆距離行列を用いた。同一都道府県に限定したのは、市町村では近隣市町村及び県平均値等の水準を参照に政策の正当化が行われていることが多いためである(藤村 (1999))。その他の空間重み行列として、(1) 同一都道府県保険者から範囲を広げた近隣都道府県保険者を対象とした逆距離行列(近隣都道府県区分は表3)、(2) 隣接保険者を対象とした隣接行列、(3) 類似団体を対象とした類似団体行列、の推定をベースモデルと同様にSDMで行った。

表3 近隣都道府県の地域分割

地域名	都道府県名	保険者数 (1436)
北海道・北東北	北海道 (131)、青森県 (40)、岩手県 (23)、秋田県 (21)	215
南東北	宮城県 (34)、山形県 (33)、福島県 (46)	113
北関東	茨城県 (44)、栃木県 (22)、群馬県 (31)、埼玉県 (58)、長野県 (53)	208
南関東	千葉県 (53)、東京都 (56)、神奈川県 (31)、山梨県 (19)	159
北陸	新潟県 (27)、富山県 (9)、石川県 (19)、福井県 (15)	70
東海	岐阜県 (36)、静岡県 (28)、愛知県 (44)、三重県 (25)	133
近畿	滋賀県 (17)、京都府 (21)、大阪府 (41)、兵庫県 (41)、奈良県 (35)、和歌山県 (28)	183
中国	鳥取県 (16)、島根県 (9)、岡山県 (27)、広島県 (23)、山口県 (16)	90
四国	徳島県 (22)、香川県 (17)、愛媛県 (20)、高知県 (28)	87
北九州	福岡県 (25)、佐賀県 (7)、長崎県 (17)、大分県 (18)	67
南九州・沖縄	熊本県 (44)、宮崎県 (21)、鹿児島県 (35)、沖縄県 (11)	111

注1：山内(2009)、地方制度調査会『道州制のあり方に関する答申』における道州制区域例(13道州案)をもとに作成。

注2：括弧内は分析で用いた保険者数。

表 4 推定結果：空間重み行列の変更 (SDM)

	単位数 (被保険者数)		単位数 (利用者数)	
	(1) 合計	(2) 居宅	(1) 合計	(2) 居宅
近隣都道府県逆距離行列				
β				
(空間) 被説明変数	-.522*** (.095)	-.458*** (.041)	-.383*** (.054)	-.418*** (.022)
(空間) 介護給付水準	.349*** (.054)	.577*** (.055)	.201*** (.035)	.153*** (.041)
AIC (SDM)	.420*** (.108)	.163*** (.063)	.332*** (.067)	.243*** (.055)
サンプルサイズ	-55636.47	-49983.32	-46879.47	-21479.05
隣接行列				1436 × 7
β				
(空間) 被説明変数	-.519*** (.093)	-.468*** (.041)	-.387*** (.055)	-.422*** (.022)
(空間) 介護給付水準	.103*** (.013)	.228*** (.030)	.096*** (.017)	.076*** (.014)
AIC (SDM)	.206*** (.049)	.096*** (.025)	.188*** (.038)	.125*** (.024)
サンプルサイズ	-54759.97	-49265.45	-46202.36	-21310.99
類似団体行列				1416 × 7
β				
(空間) 被説明変数	-.492*** (.091)	-.458*** (.039)	-.373*** (.053)	-.408*** (.021)
(空間) 介護給付水準	-.030 (.035)	.053 (.038)	.062* (.034)	.009 (.045)
AIC (SDM)	.162* (.088)	.027 (.071)	.197*** (.070)	.033 (.060)
サンプルサイズ	-54824.43	-49164.02	-46306.28	-21174.96
				1423 × 7

注：***、**、*はそれぞれ1%、5%、10%水準で有意である。括弧内は標準誤差。

その推定結果は、ベースモデルの結果を支持するものであった。AICを算出しモデルのフィットを比較すると、ベースモデルの同一都道府県保険者逆距離行列が最も低い値であった（近隣都道府県保険行列（8）のみを除く）。このことから、他保険者参照行列としては、同一都道府県保険者のみに限定した逆距離行列が最も適切であることが示唆された。

（2）説明変数追加

松岡（2016a）において頑健性の分析で用いられた 被保険者数、保険者数、被保険者 1 人あたり財政安定化基金貸付金・介護給付費準備基金保有高をコントロールしたモデルの分析を行った。推定結果はベースモデルの結果を支持するものであった（表 5 上段）。

（3）合併の影響：多重代入法

本研究のサンプルは合併に関連した 57 保険者を除いているため、サンプル欠損が推定結果に影響を与える可能性を考慮しなければならない（推定値の locality 等）。そこで合併に関連した保険者もサンプルに含めて分析を行い、ベースモデルの結果の頑健性を確認した。合併に関係した保険者には合併前のデータが存在しないため、多重代入法により欠損データを補い分析を行った（Royston（2004））。推定結果はベースモデルの結果を支持するものであった（表 5 下段）。

注：***、**、*はそれぞれ1%、5%、10%水準で有意である。括弧内は標準誤差。

表 6 市町村別分析

	単位数 (被保険者数)		単位数 (利用者数)	
	(1) 合計	(2) 居宅	(1) 合計	(2) 居宅
市				
β	-474*** (0.021)	-398*** (0.023)	-323*** (0.015)	-344*** (0.016)
(空間) 被説明変数	.380*** (0.023)	.409*** (0.039)	.286*** (0.021)	.243*** (0.046)
(空間) 介護給付水準	.273*** (0.031)	.135*** (0.038)	.227*** (0.025)	.163*** (0.041)
AIC (SDM)	-33590.28	-29301.04	-27731.32	-16103.31
空間重み行列	同一都道府県距離行列			
サンプルサイズ	677 × 7			
町村				
β	-566*** (0.104)	-500*** (0.047)	-410*** (0.065)	-443*** (0.025)
(空間) 被説明変数	.077*** (0.018)	.228*** (0.041)	.059*** (0.024)	.069*** (0.018)
(空間) 介護給付水準	.272*** (0.073)	.103*** (0.041)	.202*** (0.050)	.142*** (0.032)
AIC (SDM)	-24248.69	-21624.72	-20120.00	-7687.88
空間重み行列	同一都道府県距離行列			
サンプルサイズ	697 × 7			

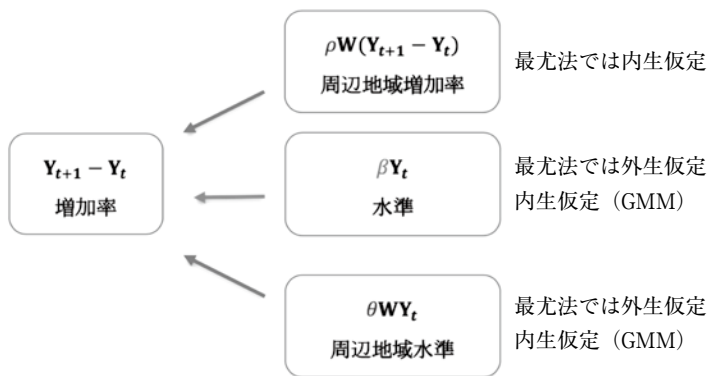
注：***、**、*はそれぞれ1%、5%、10%水準で有意である。括弧内は標準誤差。

(4) 市町村別分析

市・町村別にサンプルを分けた分析を行った結果、町村の方が、 β がより低く推定されており、収束速度が速いことが示された（表6）。

(5) 内生性

β 収束の推定式は、被説明変数である増加率、 β にかかる介護給付水準とともに当期の値（ Y_t ）が用いられているため、内生性により適切に推定が行えていない可能性が存在する（Bazzi and Clemens（2013））。本項では、内生性の問題に対処するため、Arellano and Bond（1991）、Blundell and Bond（1998）による Difference-System GMM を用いることにより、 β 収束を確認する。



具体的には、上記図の中段、下段を内生変数として分析を行った。Arellano and Bond（1991）では（1）自己相関過程が強い場合、（2）固定効果の分散が誤差項の分散よりも大きい場合に推定量が下方バイアス

になることが知られている。Blundell and Bond (1998) は Arrelano and Bond (1991) による階差の式における操作変数に加え、水準の式に階差の操作変数を加えた System GMM を考案した。Arrelano and Bond (1991) を特殊ケースに含む System GMM はより多くの情報を操作変数として用いているため効率的であり、頑健的であることが知られている。本分析では Feasible Efficient GMM 推定量を得るため、2 段階 GMM を用いる。1 段階目で得られた情報を用い共分散行列に関する一致性を持つ最適重み行列を作成し、2 段階目の推定を行う。またサンプルが有限の 2 段階 GMM の標準偏差は下方バイアスがかかることが知られており、Windmeijer (2005) による分散修正法を用いた。

表7が推定結果である。全ての推定で β が有意性を持って負と推定され、 β 収束が確認された。空間的自己相関に関しても、増加率は全てで有意に正となり、水準に関しては5/8で有意に正となり、最尤法の結果と概ね整合性を保っている。Hansen検定も(8)を除き統計量は有意ではなかった(帰無仮説は操作変数の数は過剰ではない)。

6 結語

本稿では厚生労働省2006-13年度『介護保険事業状況報告』保険者別パネルデータを用い、保険者間1人あたり介護給付水準(単位数/利用者数・単位数/被保険者数の2つの指標)において、 β 収束・空間的自己相関が存在しているかを、SDMをベースに最尤法で分析し、全ての1人あたり介護給付水準で β 収束を確認した。この結果は松岡(2019)の結果を支持するものであった。空間的自己相関モデルの比較検討を行った結果、SDMが支持された。また松岡(2019)の推定結果は、空間重み行列の変更、説明変数の追加等のモデル変更を行っても支持されるものであった。最後に内生性を考慮したGMMで推定し、その結果の頑健性を確認した。

補論 空間的自己相関モデルについて

SAR	$\mathbf{Y}_t = \rho \mathbf{WY}_t + \mathbf{X}_t \boldsymbol{\beta} + \boldsymbol{\mu}_t + \boldsymbol{\alpha} + \boldsymbol{\varepsilon}_t$
SEM	$\mathbf{Y}_t = \mathbf{X}_t \boldsymbol{\beta} + \boldsymbol{\mu}_t + \boldsymbol{\alpha}_i + \lambda \mathbf{W} \boldsymbol{\eta}_t + \mathbf{v}_t$
SAC	$\mathbf{Y}_t = \rho \mathbf{WY}_t + \mathbf{X}_t \boldsymbol{\beta} + \boldsymbol{\mu}_t + \boldsymbol{\alpha}_i + \lambda \mathbf{W} \boldsymbol{\eta}_t + \mathbf{v}_t$
SDM	$\mathbf{Y}_t = \rho \mathbf{WY}_t + \mathbf{X}_t \boldsymbol{\beta} + \mathbf{W} \mathbf{X}_t \boldsymbol{\theta} + \boldsymbol{\mu}_t + \boldsymbol{\alpha} + \boldsymbol{\varepsilon}_t$

SARは被説明変数に関する空間的自己相関を測るモデルである。SEMはモデルでは捉えきれないデータ間の外部効果、波及効果により生じる誤

差項間の関係性を測るモデルである。SAC は SAR、SEM をミックスしたモデルである。SDM は被説明変数に加え説明変数間の関係性を加味したモデルである。

SDM は SAR、SEM を特殊ケースとして含む一般モデルである。SDM と SAC の関係性を考えると、モデルに含まれない除外変数が空間的關係を持ち、説明変数と相関する場合、SAC ではパラメータは適切に推定出来ない。SDM においては、説明変数間の関係性をモデルに取り入れており、介護保険制度上の保険者間共通ショックが生じ、共通ショックと説明変数に關係性が存在した場合、そのショックの影響をある程度取り除くことが出来る。

注

- 1 本研究は医療経済研究機構・第 19 回研究助成より支援を受けており、研究助成課題「地域間介護給付水準の収束仮説の検証—保険者別データによる地域差変遷の把握—」の成果の一部である。また松岡（2019）で行った研究の一部もベースとなっている。
- 2 松岡（2017）では都道府県別データを用いた α 収束を扱っている。
- 3 以下の説明は松岡（2015）松岡（2016a）、松岡（2019）に沿う。
- 4 SAR、SEM、SAC 及び SDM との關係は補論を参照。
- 5 4 節の使用データは松岡（2019）と同一である。3 節では松岡（2019）の説明を簡略化し説明を行う。より詳細な説明は松岡（2019）を参照。
- 6 保険者数は平成の大合併、広域連合新設の影響で 2006 年 1669 から 2013 年 1579 へと減少している。新設、編入された保険者は分析の対象から除いた。また欠損データが生じている保険者は分析の対象から除いた。最終的な保険者数は 1436（1398 市区町村・38 広域連合）となり、2006-13 年度のバランスパネルを構築した。
- 7 所得段階（基準）は分析においてレファレンス変数となり、各所得段階割合の係数は所得段階（基準）が変化した場合の被説明変数の変化を示す（安藤（2008））。

- 8 5節で用いた変数、被保険者数、介護保険料（第1号）収入、被保険者1人あたり財政安定化基金貸付金、被保険者1人あたり介護給付費準備基金保有高も記載してある。
- 9 Difference-System GMM 及び Windmeijer (2005) 修正法は Roodman (2009) に詳しい。
- 10 多重代入法では、他変数を用いた回帰式から誤差を加えた値を用い欠損データを埋め、擬似データセットを作成する。本稿では5回の擬似データを作成し、それぞれ推定を行ない、5つの推定値を用い平均、標準偏差を導出した。詳細は Royston (2004) を参照。

参考文献

- 安藤道人「介護給付水準と介護保険料の地域差の実証分析」、『季刊社会保障研究』、第44号、2008年、94-109頁。
- 厚生労働省「都道府県ごとに見た介護の地域差」(http://www.kantei.go.jp/jp/singi/shakaihoshoukaikaku/wg_dail/siryou4-3.pdf、2015年2月3日最終確認)、2014年。
- 藤村正之『福祉国家の再編成』、東京大学出版会、1999年。
- 松岡佑和「地域密着型介護サービスが介護給付水準の地域差に与える影響及びその構造」、『会計検査研究』、第52号、2015年、45-69頁。
- 松岡佑和「地域間介護給付水準の収束仮説の検証」、『医療経済研究』、第27巻2号、2016a年、100-116頁。
- 松岡佑和「介護給付水準の保険者間相互参照行動—裁量権の違いに着目して—」、『季刊社会保障研究』、第51巻第3・4号、2016b年、381-396頁。
- 松岡佑和「介護保険サービス地域差の統計的研究—都道府県別データによる検証—」、『武蔵野大学政治経済研究所年報』、第15号、2017年、105-123頁。
- 松岡佑和「地域間介護給付水準の収束仮説の検証—保険者別データによる基礎分析—」、『武蔵野大学政治経済研究所年報』、第18号、2019年、139-154頁。
- 山内康弘「介護保険施設の供給における地方自治体間の空間的自己相関の検証」、『大阪大学経済学』、第55号3号、2009年、206-222頁。
- Arellano, M., and Bond, S., Some Tests of Specification for Panel Data: Monte Carlo Evidence and an Application to Employment Equations, in *Review of*

- Economic Studies*, Vol.58, 1991, pp.277-297.
- Bazzi, S., and Clemens, M.A., Blunt Instruments: Avoiding Common Pitfalls in Identifying the Causes of Economic Growth, in *American Economic Journal: Macroeconomics*, Vol.5 (2), 2013, pp.152-186.
- Belotti, F., Hughes, G., and Mortari, A.P., xsmle —A Command to Estimate Spatial Panel Models in Stata, in *Statistical Software Components*, 2013.
- Besley, T. and Case, A.C., Incumbent Behavior: Vote-Seeking, Tax-Setting, and Yardstick Competition, in *American Economic Review*, Vol.85 (1), 1995, pp.25-45.
- Baumol, W. J., Productivity Growth, Convergence and Welfare: What the Long-run Data Show, in *American Economic Review*, Vol.85, 1986, pp.1072-1085.
- Blundell, R., and Bond, S., Initial Conditions and Moment Restrictions in Dynamic Panel Data Models., in *Journal of Econometrics*, Vol.87, 1998, pp.115-143.
- Hitiris, T., and Nixon, J., Convergence of Health Care Expenditure in the EU Countries, in *Applied Economics Letters*, Vol.8, 2001, pp.223-228.
- Hoechle, D., Robust Standard Errors for Panel Regressions with Cross-Sectional Dependence, in *Stata Journal*, Vol.7 (3), 2007, pp.281-312.
- Lee, L. and Yu, J., Estimation of Spatial Autoregressive Panel Data Models with Fixed Effects, in *Journal of Econometrics*, Vol.154 (2), 2010, pp.165-185.
- Nixon, J., Convergence Analysis of Health Care Expenditure in the EU Countries Using Two Approaches, working paper, University of York, 1999.
- Roodman, D., How to do xtabond2: An Introduction to Difference and System GMM in Stata, in *The Stata Journal*, Vol.9 (1), 2009, pp.86-136.
- Royston, P., Multiple imputation of missing values, in *Stata Journal*, 4 (3), 2004, pp.221-241.
- Sala-i-Martin, X., Regional Cohesion: Evidence and Theories of Regional Growth and Convergence, in *European Economic Review*, Vol.40, 1996, pp.1325-1352.
- Wang, Z., The Convergence of Health Care Expenditure in the US States, in *Health Economics*, Vol.18, 2009, pp.55-70.
- Windmeijer, F., A Finite Sample Correction for the Variance of Linear Efficient Two-Step GMM Estimators, in *Journal of Econometrics*, Vol.126, 2005, pp.25-51.

