

広域への適用を念頭に置いたベータ分布 アプローチによる小地域将来人口の簡易推計

瀬谷 創¹・山形 与志樹²

¹正会員 国立環境研究所 地球環境研究センター (〒305-8506 つくば市小野川16-2)
E-mail: seya.hajime@nies.go.jp

²非会員 国立環境研究所 地球環境研究センター (〒305-8506 つくば市小野川16-2)
E-mail: yamagata@nies.go.jp

近年、気候モデルへの入力や、温暖化適応策検討のために、世界全体といった広域レベルでの空間詳細な人口分布へのニーズが高まっている。通常、小地域における人口推計は、コーホート法によることが多いが、性・年齢別人口の入手可能性の面で、途上国を含む世界全体でのモデル化を考えると、その適用性には限界がある。したがって既往研究では、同一の国内では人口変化率が一律と仮定するような、簡易なモデルが適用されることが多かった。しかし近年、簡易さとユニバーサルな適用可能性を保ちながら、各メッシュの人口変化率の差異を考慮可能なベータ分布に基づくアプローチが提案されている。この手法は大きな可能性を秘めていると考えられる一方で、方法論の妥当性や、予測精度に関する検証が十分には行われていない。そこで本研究では、広域・小地域人口予測手法としてのベータ分布アプローチの有用性の検証と、理論的・実証的拡張を行うものである。

Key Words : *gridded population projection, beta distribution, generalized beta distribution, model averaging*

1. はじめに

近年、気候モデルへの入力や、温暖化適応策検討のために、世界全体といった広域レベルでの空間詳細な人口分布へのニーズが高まっている¹⁾。将来人口推計の方法論は、人口統計学の分野を中心に発展してきており²⁻⁵⁾、そこでの中心的手法の一つが、コーホート法である。我が国でも、コーホート法を用いた小地域人口推計に関する知見が積み重ねられており⁶⁻¹⁵⁾、瀬谷ら(2012)¹⁶⁾はそれらを空間スムージングの観点から体系的に整理している。

しかし、最も単純なコーホート変化率法でも、最低2時点における性・年齢階層別人口の情報が必要であり、途上国を含む世界全体でのモデル化を考えると、その適用性には限界があることは否めない。したがって既往研究では、同一の国内では人口変化率が一律と仮定し、その変化率を各メッシュ人口に乗じて将来人口の予測をするといった、簡易なモデルが適用されることが多かった¹⁷⁻¹⁹⁾。しかし近年、必要とする情報が少ないという意味での簡易さとユニバーサルな適用可能性を保ちながら、各メッシュの人口変化率の差異を考慮可能なベータ分布に基づくアプローチが提案された^{20, 21)}。この手法は大きな可能性を秘めていると考えられる一方で、方法論の妥

当性や、予測精度に関する検証は十分には行われていない。そこで本研究では、広域・小地域人口予測手法としてのベータ分布アプローチの有用性の検証と、若干の理論的・実証的拡張を行うものである。

2. 既往研究のレビュー

土地利用シナリオの研究が膨大にあるのに対し、世界全体を対象として人口やGDPの将来予測をし、小地域での空間分布まで推計している研究はきわめて少ない。ここでは多くの場合、国や複数の国をまとめた単位 (region) で将来人口・GDPを推計し、それを興味のあるメッシュ単位にダウンスケーリングするというトップダウン型の方法がとられる²²⁾。例えば、Gaffin et al. (2004)¹⁷⁾、Bengtsson et al. (2006)¹⁸⁾、van Vuuren et al. (2007)¹⁹⁾は、時点を t 、メッシュ番号を i 、メッシュ人口を P 、国レベルでの人口を NP としたとき、

$$P_{t+1;i} = \frac{NP_{t+1}}{NP_t} \cdot P_{t;i}, \quad (1)$$

というシンプルな式でメッシュ人口の将来予測を行っている。言うまでもなく、この方法では人口変化率は同じ国の中では同一となり、地域 (メッシュ) による差は考

慮されない。一方, Grübler et al. (2007)²³⁾ は, 各メッシュで, いわゆるポテンシャル変数 $\varphi_i = k \sum_{j \neq i}^n (P_j / d_{ij}^2)$ を計算し (n はメッシュ数, d_{ij} は i, j 間の何らかの距離, k はパラメータ), その値の t 期から $t+1$ 期にかけての変化 (を基準化したもの) に比例させる形で人口を配分している。この方法によって, 簡易的ではあるが人口集積が表現できる。なお, 彼らが $j = i$ を考慮しているか否かは論文を読む限りでは判然としないが, 仮定をおいてメッシュ内距離を求めることも可能である^{16, 24)}。Grübler et al. (2007)²³⁾ の手法は直感的に分かりやすいが, 局所的な人口の増加や減少が, 否応なしに周辺メッシュに波及するため, 必ずしも既往研究より合理的な結果を生み出すとは限らない点に注意が必要である。

また異なるアプローチとして, Asadoorian (2008)²⁰⁾ (以下, Asadoorian), Nam and Reilly (2013)²¹⁾ (以下, N-R) は, 本研究が着目する, 人口密度の分布をベータ関数で近似するアプローチを提案している。

この手法ではまず, 国ごとに, メッシュ人口 (人口密度) の対数を0-1の値をとるようにスケールして, ベータ分布 (の密度関数) :

$$f(x; \alpha, \beta) = \frac{x^{\alpha-1} (1-x)^{\beta-1}}{B(\alpha, \beta)}, \quad (2)$$

への当てはめを行う。ここで, $B(\alpha, \beta)$ はベータ関数, $\alpha > 0, \beta > 0$ はベータ分布の形状を決定するパラメータである。図1は1990年の我が国の人口密度 ($0.25^\circ \times 0.25^\circ$ メッシュ, メッシュ数 24,711, SEDAC の Gridded Population of the World (GPW), v3 より) の自然対数を, 最大値で割ることで0-1にスケールし (対数をとる前に0のメッシュは除外), 最尤法でベータ分布に当てはめたものである。図1より, ベータ分布は概ね人口密度分布のよい近似となっていることが見て取れる。

Asadoorian, N-R は, 次のステップとして, n 個の国ごとに得られるパラメータ, α_i, β_i の推定値を, $\alpha = (\hat{\alpha}_1, \hat{\alpha}_2, \dots, \hat{\alpha}_n)$, $\beta = (\hat{\beta}_1, \hat{\beta}_2, \dots, \hat{\beta}_n)$ とプーリングし, これらのベクトルをそれぞれ国レベルの説明変数に回帰するモデルを構築している。回帰モデルのパラメータが決定できれば, そのモデルに説明変数の将来予測値を代入することで, 将来の α, β の予測値と, それに属する人口密度分布を得ることが可能になる。

Asadoorian, N-R のベータ分布アプローチは, 同じ国の中では, 各メッシュの成長率は均一というマイクロレベルの強い仮定を必要とせず, 異なる成長率で人口が増加 (減少) した結果生み出される人口密度分布の形状のみ

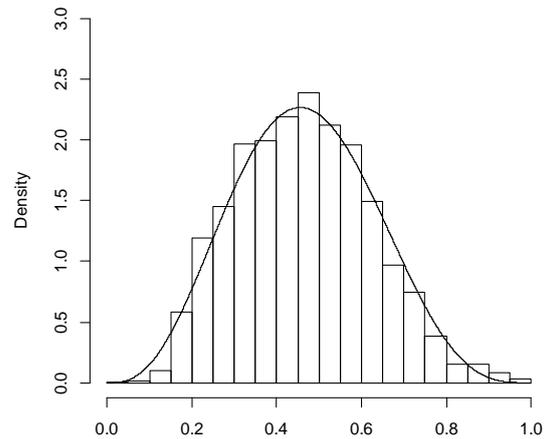
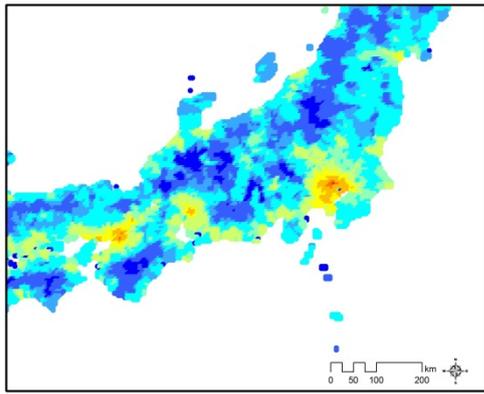


図1: 我が国の1990年人口密度分布のベータ分布による近似

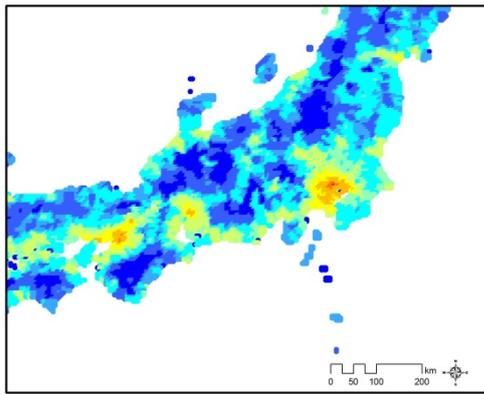
をマクロレベルで制約する手法であるため, 比較的モデリングにおける自由度が高い。したがって大きな可能性を秘めていると考えられる一方で, 現時点で次の3つの検証すべき課題があると考えられる。

- ① α_i, β_i の将来予測値を与える方法の妥当性
- ② ベータ分布の柔軟性 (人口密度分布の近似精度)
- ③ 空間分布を与える方法

このうち, 本研究は, ①と②に取り組むものである。③について, Asadoorian, N-R ではベータ分布から空間分布を与える具体的な方法については記載されていなかったが, 自然に考えれば, 現状の人口密度の順位を固定し, それを上位から順に等分割したベータ分布の累積分布関数に割り当て, 得られた値に固定した各国の最大人口を乗じることで, 0-1 スケールから逆変換したものと予想される。図2は, この方法と (2) で後程述べる新たな α_i, β_i の将来予測手法に基づき, SEDAC 人口密度の2050年の空間分布を作成したものである。現在人口密度が低い地域の周辺で過疎化が進んでいく様子が見てとれ, 直感的には妥当な結果が得られていると言える。一方, 後述するように, N-R の α_i, β_i の予測手法に基づけば, 過疎化とは逆方向の空間分布が生み出されると考えられる。ただし, 図2の計算では, 現状の人口密度順位が保存されるという比較的強い仮定を置いているため, 今後, 各メッシュの将来順位を与える方法の開発が必要である。これについてはまた別の機会に報告したい。



1990年



2050年

図2：ベータ分布アプローチによる
将来人口の予測

3. ベータ分布アプローチの検証

(1) α_i, β_i の将来予測値を与える方法の妥当性

Asadooria, N-R は、それぞれ 1990 年の $1^\circ \times 1^\circ$ の人口密度の対数（国連環境計画より）、2000 年の $0.25^\circ \times 0.25^\circ$ の人口密度の対数（SEDAC）にベータ分布を当てはめ、前章で述べた回帰分析によりパラメータの将来予測値を求めている。しかし、このアプローチでは、ベータ分布が人口密度分布を近似できるかに関する不確実性に加えて、「回帰モデルでベータ分布のパラメータを精度よく説明できるか」という新たな不確実性が生じることとなる。Asadooria は、この回帰分析における説明変数として、人口密度と一人当たり GDP を用いているが、決定係数は $\alpha : 0.430$, $\beta : 0.377$, と必ずしも良好な当てはまりは得られていない。N-R は、これら 2 つに加えて、可住地面積等のいくつかの説明変数を用いることで、決定係数 $\alpha : 0.620$, $\beta : 0.709$ を達成している。しかし、ベータ分布は 2 つのパラメータに応じて形状が大きく変化することが特徴であるため、この値でもなお十分とは言

い難い。すなわち、回帰分析に基づく方法を用いた場合、パラメータが精度よく説明できない国においては、実際と大きく異なる人口密度分布・空間分布が生み出されてしまう可能性がある。また、説明変数として使用している人口密度や一人当たり GDP の将来予測値も、不確実性が非常に大きいという問題もある。

このような課題もあり、回帰分析アプローチで得られた結果は、あまり頑健でないように思われる。例えば、Asadoorian は、中国におけるベータ分布が、今後全体的に右にシフトし、傾向としては人口密度が増加していくとしているのに対し、N-R は、反対に人口密度が高い地域が減少するとの結果を示している。また、図 3 は、N-R が、日本の 2100 年の人口密度を近似するベータ分布を推計した結果であるが、ここでは、人口密度が今後中に集中し、下位における確率密度は低くなると予測されている。この結果は、限界集落への計画的対応が喫緊の課題となっている我が国の現状からすると、直感と整合する結果とは言い難い。

そこで、この結果の妥当性について検証するために、日本を対象として、SEDAC から取得した複数時点の $0.25^\circ \times 0.25^\circ$ メッシュ人口密度（1990, 1995, 2000, 2005, 2010, 2015 年）の対数にベータ分布を当てはめ、その変化を追った（図 1 は 1990 年の結果）。図 4 の点線は、その際のパラメータの最尤推定値を示す。形状パラメータ α の正方向への変化 $df/d\alpha > 0$ は、分布の形状を右側に、形状パラメータ β の正方向への変化 $df/d\beta > 0$ は、分布の形状を左側に歪ませる効果があるが、今回 β の推定値のほうが大きいため、分布は人口密度が小さい側に歪んでいると解釈できる。

図 4 より、両パラメータの絶対値が年を追うごとに小さくなっており、分布の最大の高さが全体的に低くなる傾向にあることが分かる。この傾向は非常に安定的であるため、対数曲線でトレンドを外挿することで、回帰分析を用いる方法より精度よく人口分布の将来推計が可能になると考えられる。図 4 に対数曲線で推計されたパラ

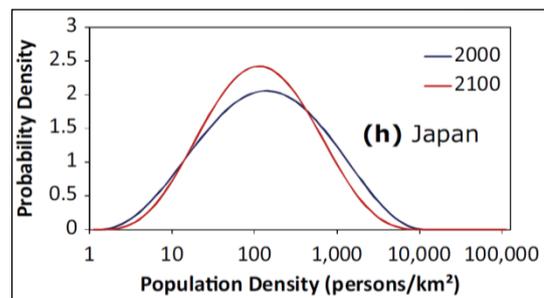


図3：2000年と2100年の我が国の
推計人口密度分布
(Nam and Reilly (2013) Fig.4 より引用)

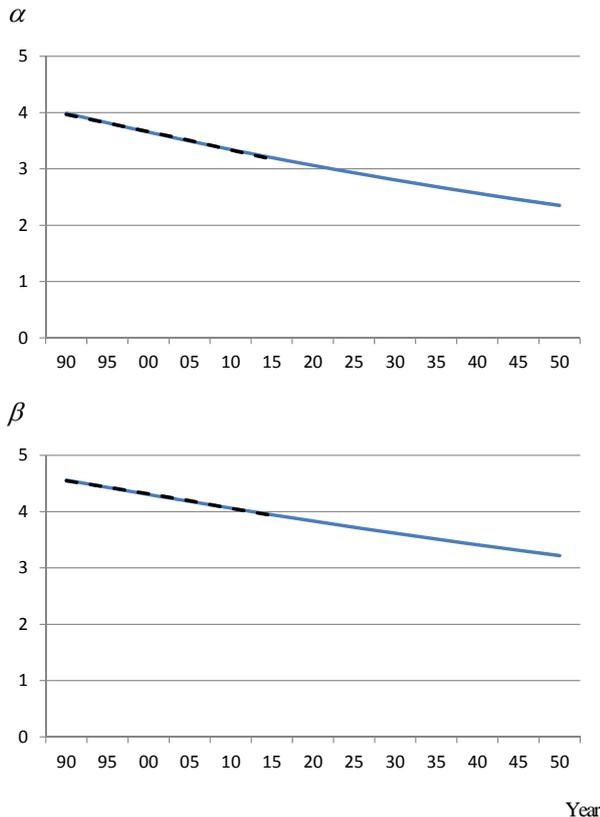


図4：ベータ分布のパラメータと対数関数による外挿結果

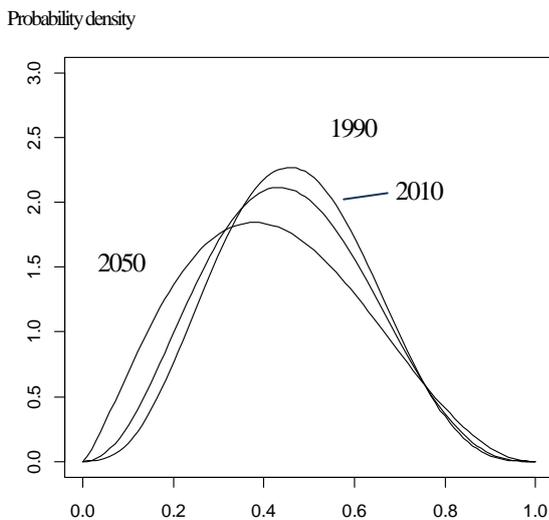


図5：ベータ分布による我が国の人口密度分布の予測（1990；2010；2050）

メータを代入したベータ分布を示す（1990，2010，2050）。その結果，N-Rとは逆に，人口密度は全体的に疎になっていく可能性が示唆された（ここでは2050としているが，2100でも方向性は変わらない）。しかし，一部の大都市ではむしろ人口密度が増加していることが分かる。このような結果は起こりえないとは言えないが，むしろ2パラメータのベータ分布の柔軟性のなさに起因する結果と捉えたほうが安全であろう。したがって次節では，この問題について，より具体的な検討を行う。

(2) ベータ分布の柔軟性（人口密度の近似精度）

ベータ分布は2つの形状パラメータで分布が完全に規定されるため，複雑な分布を近似することは難しい。これに対して，例えばベータ混合分布^{25,26)}を用いてパラメータと各分布の重みをEM推定することは可能であるが，将来予測時に重みをどのように設定するかという点が課題となる。代替案として，3，あるいは4パラメータからなる，より柔軟な一般化ベータ分布を用いる方法が考えられる。4パラメータの一般化ベータ分布（generalized beta distribution of the second kind (GB2)）の密度関数は，

$$f(x; \delta, \eta, \alpha, \beta) = \frac{\delta x^{\delta\alpha-1}}{\eta^{\delta\alpha} B(\alpha, \beta) \{1 + (x/\eta)^\delta\}^{\alpha+\beta}}, \quad (3)$$

で与えられる^{27,28)}。ここで， $\delta > 0$ ， $\alpha > 0$ ， $\beta > 0$ は形状パラメータであり， $\eta > 0$ は尺度パラメータである。GB2は， δ の導入により，ベータ分布と比べてより柔軟に分布を表現できる。また， η の導入により， x の取り得る値が $[0,1]$ に限られず， $x \geq 0$ となるため， η の変化を観察することで，人口密度分布の「規模」の変化について情報を得ることができる。既往研究では，GB2を所得データに適用し，地域間格差や所得規模の変化について考察するといった試みがなされている^{27,29)}。

しかし， $x \geq 0$ とすることが，必ずしも予測精度の向上に繋がるとは限らない点には注意が必要である。すなわち，最大値を制約しないことで，将来人口がかなり過大に推計されてしまう恐れがある。これは，対数スケールの特性上，分布の右側で比較的大きい値をとった場合， $\exp(\cdot)$ で逆変換すると，通常スケールでは，非常に大きな値が生み出されるためである。そこで， $[0,1]$ という制約は残したまま，分布の形状を3パラメータで与える形にベータ分布を拡張した，Lino分布（Libby and Novick, 1982³⁰⁾）の適用を検討する。Lino分布の確率密度関数は，次式で与えられる³⁰⁾

$$f(x; \alpha, \beta, \lambda) = \frac{\lambda^\alpha x^{\alpha-1} (1-x)^{\beta-1}}{B(\alpha, \beta) \{1 - (1-\lambda)x\}^{\alpha+\beta}}, \quad (3)$$

ここで， $\lambda > 0$ は形状パラメータであり，これによってベータ分布より柔軟な表現が可能となる。

さて，以下では，ベータ分布，GB2，Linoの予測精度の検証を行う。SEDACのデータの精度は検証目的で使用するには粗すぎるため，ここでは我が国の国勢調査の地域メッシュ統計（3次メッシュ）を用いることとする。メッシュ数は，人口ゼロのところを含めて379,281である。データは，総務省統計局の『地図で見る統計（統計GIS）』から2000年，2010年のものをダウンロードして用いる。対数人口密度へのベータ分布，GB2，Linoの当てはめは県ごとに行い，その後前述した対数関数による

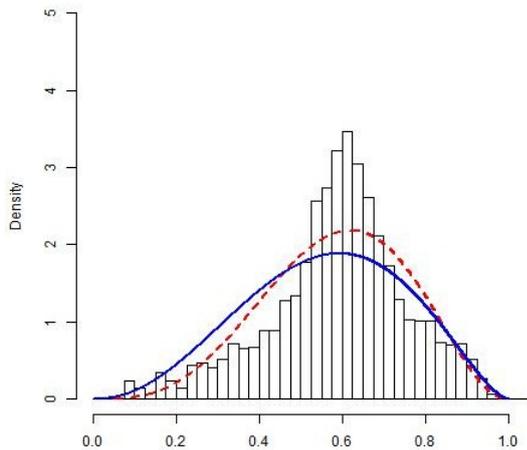


図6：ベータ分布による茨城県の人口密度分布の予測（2010；2040）

トレンド外挿によってパラメータの将来値とそれに属する人口密度分布を取得し、国立社会保障・人口問題研究所（ipss）が『日本の地域別将来推計人口予測値』において公表している、県別予測値の最終年度である、2040年の値と比較する。なお、ベータ分布、Linoでは、最初に2000年、2010年の対数人口密度を各年・県ごとに、 $\max(\text{対数所得})$ で除して $[0, 1]$ にスケージングし、最終的に得られたベータ分布を、逆変換する必要がある。Asadoorian, N-Rは、 $\max(\text{対数所得})$ が時間変化しないと想定してモデル化していると思われるが、この仮定は強すぎるため、ここでは、各県ごとに $\max(\text{対数所得})$ についてもトレンド外挿により2040年の値を取得した。図6に、茨城県の2010年のヒストグラムと、2010、2040年の予測されたベータ分布を示す。分布は人口密度の全体的な減少傾向を示しているものの、前節の結果と同様、ベータ分布の特性により、高密度人口も増加している様子が見て取れる。

図7に、関東地方のGB2の各パラメータの最尤推定値と、それをトレンド外挿した結果を示す。パラメータ α は年々減少し、また β は茨城と神奈川を除くと年々増加していく傾向にあり、人口密度が低下する予測となっている。図8に、対応するGB2の分布を示す（ヒストグラムと赤点線：2010年、青実線：2040年予測値）。茨城県の2010年の結果をみると、GB2では、ベータ分布と比べて、ヒストグラムをより精度よく近似できていることが分かる。また、2040年の分布は2010年のそれと比べると左側に歪んでおり、直観と整合的である。

図9は、3つの分布（GB2, Lino, Beta）より得られる人口密度を集計し、各県の2040年の人口を計算したものである（2010年人口：2010_observed；ipss_2040年推計値：2040_ipss）。ここでは、比較のため各メッシュそれぞれの人口をトレンド外挿で予測し、集計した結果についても掲載している（Trend）。

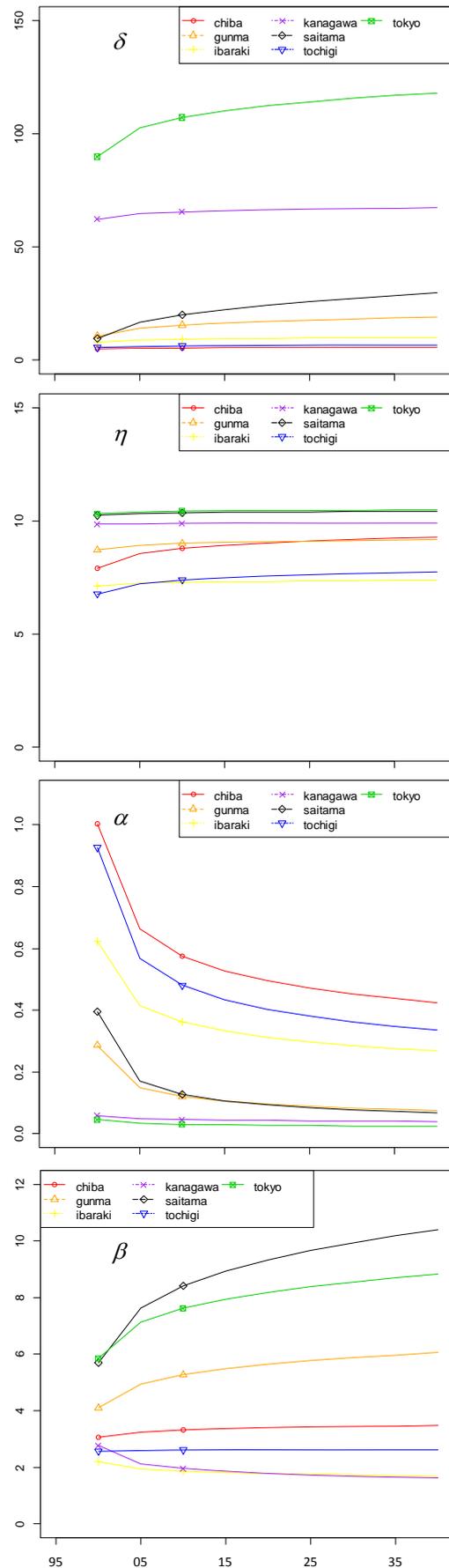


図7：GB2のパラメータと対数関数による外挿結果

Year

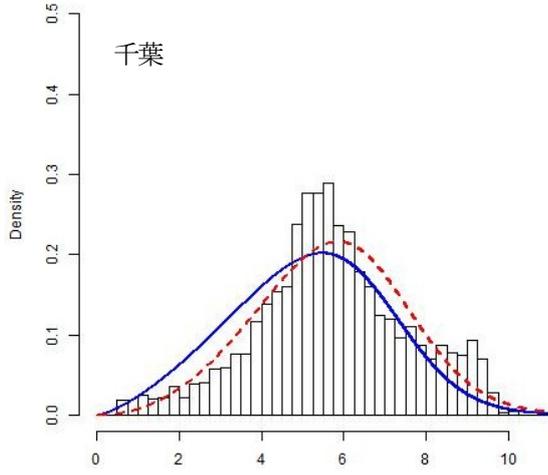
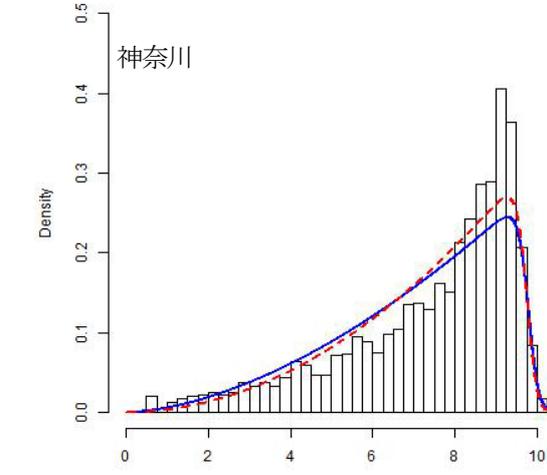
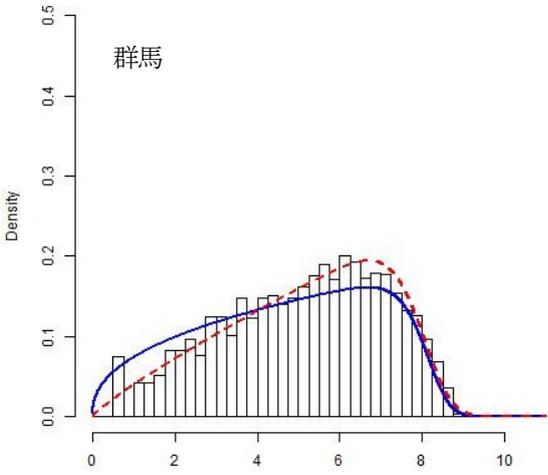
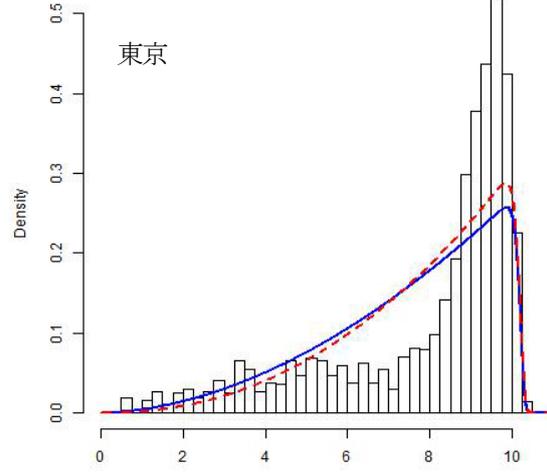
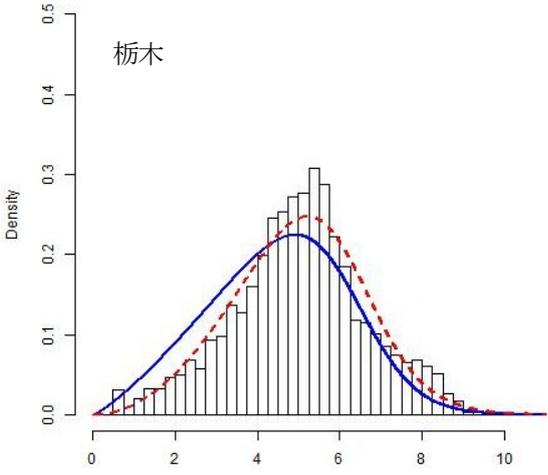
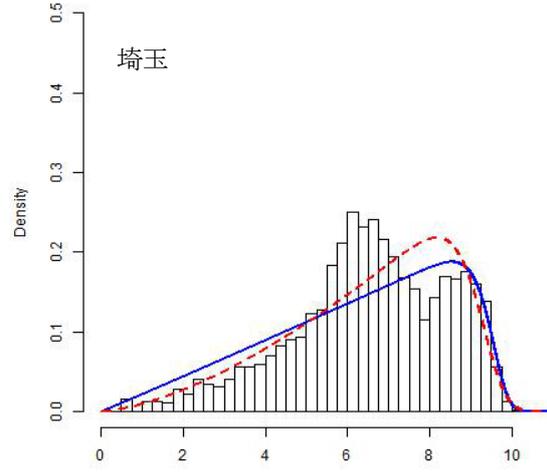
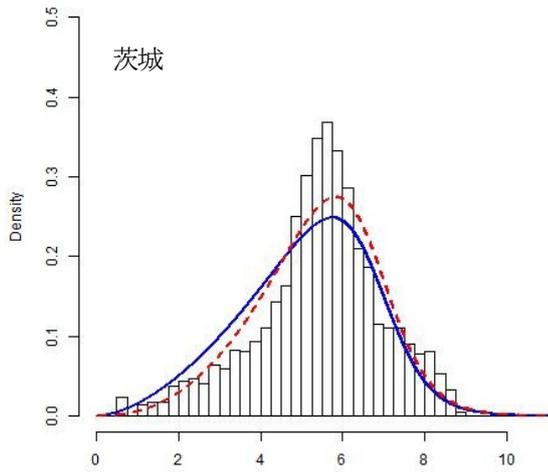


図8：GB2による関東地方の人口密度分布の予測（2010；2040）

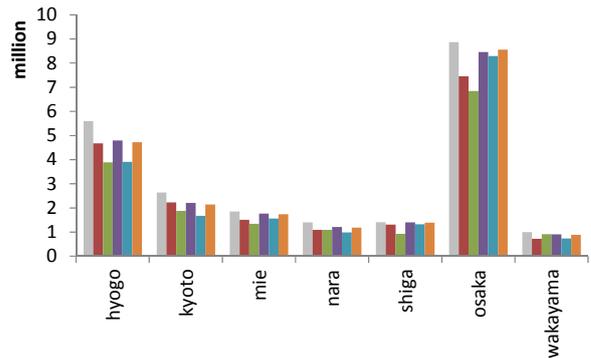
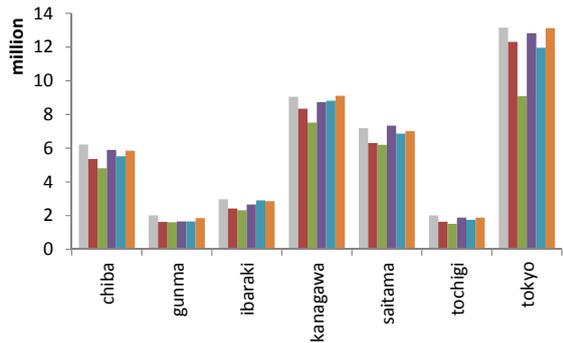
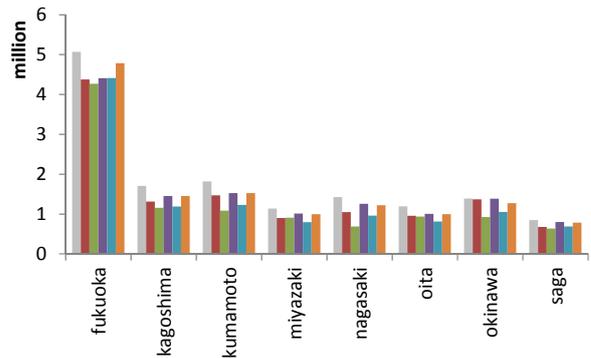
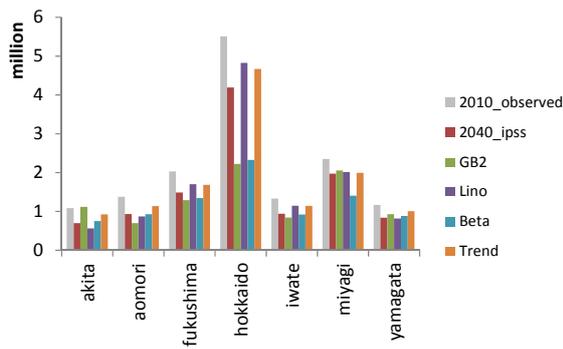


図9：ベータ分布・GB2, Linoによる人口密度分布
予測値 (2040)

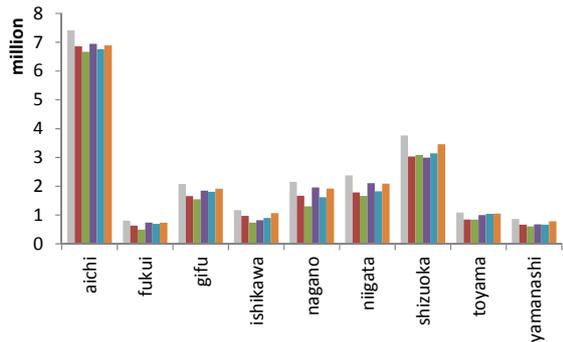
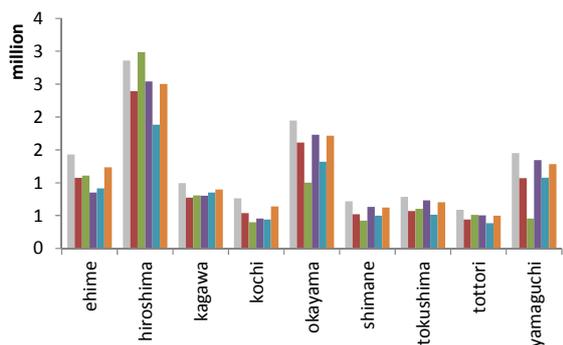


表1：Winnerごとの2010年人口密度

Winner	Ave. of 2010 pop.dens.
Beta	2485822.8
GB2	2280353.8
Lino	3212753.6
Trend	3211060.3
All	2724624.5



検証用の2040_ipssとの差の絶対値で見ても、最も予測精度が高かった手法を各県の「winner」と定義し、その個数をカウントすると、Beta：20、GB2：9、Lino：11、Trend：7となった。

県集計レベルでは、ベータ分布の性能が比較的良好であった。しかし、前述のように、GB2は最大値を制約していないため、いくつかのメッシュで過大推計が起こる可能性がある。それを $\exp(\cdot)$ によって逆変換すると、実スケールでは非常に大きな値が生み出され、集計量も影響を受ける点には注意が必要である（例えば、広島でこのようなメッシュが見られた）。

結果をより詳細に考察するために、表1を見てみよう。これは、winnerごとの2010年の人口密度の平均を示したものである。これによると、Beta分布やGB2は人口の少ない県に強く、LinoやTrendは、人口の多い県に強い傾向

が見て取れる。Trendが人口が多い県に強いのは、変化率が安定するからであると考えられる。このような明確な手法間差異がみられることは興味深い。しかし、逆に言えば唯一の正しいアプローチを選ぶのが困難であるとも言えるであろう。

したがって本稿では、モデル平均化 (model averaging) を行うことを提案したい。各モデルには、予測精度に関する特色、悪く言えば得意不得意のバイアスが存在するため、将来予測を大きく間違えないためには、モデル平均化を行うことが安全策として有用であると考えられる。実際、気候モデルの分野では、モデルによって降水量等の将来予測結果が相反することがあり、複数の予測結果を平均化するマルチモデル・アンサンブルが重要な研究テーマとなっている³¹⁾。また、統計学の分野でもベイジアンモデルアバレーシング等のモデル平均化手法が開発され、予測精度の向上に資する可能性が指摘されている³²⁾。残念ながら現時点ではまだ、各モデルに適当な重み

を与える手法が開発できていないため、それについては今後の課題とし、ここでは各モデルの重みを同一と仮定し、単純平均でモデル化を行う。図10は、その結果を示したものである。RMSPE (root means squared percentage error) は8.3%であり、予測時点が2040年と比較的長期であることを鑑みると、比較的良好な結果であるといえる。

最後に、茨城県を対象として、より空間的に詳細な単位での予測精度の検証を行う。メッシュレベルではそもそのデータの精度から検証が難しいため、ここでは市町村単位で検証を行う。具体的には、第2章で述べたように現状の人口密度順位が変化しないと仮定した上でメッシュへの人口の割り当てを行い、それを市町村ごとに集計して『日本の地域別将来推計人口予測値』の2040年の市町村推計と比較する。

図11に、3つの分布に関する結果を示す。人口密度の低い市区町村ではGB2の予測精度が高く、Betaは全体的に過大推計となっていることが分かる。Linoはそれらの

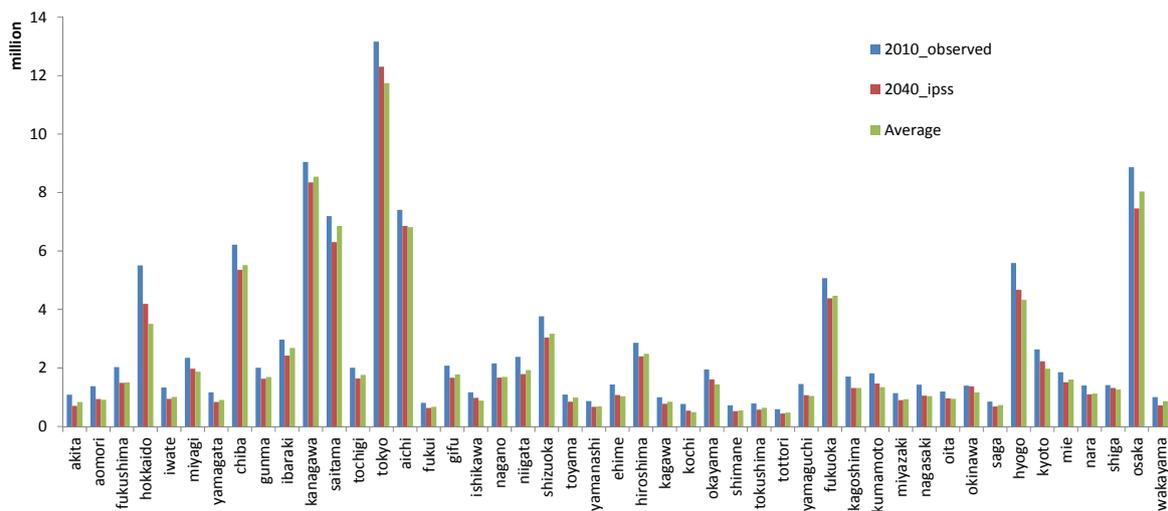


図10：検証用2040年人口とモデル平均推定値

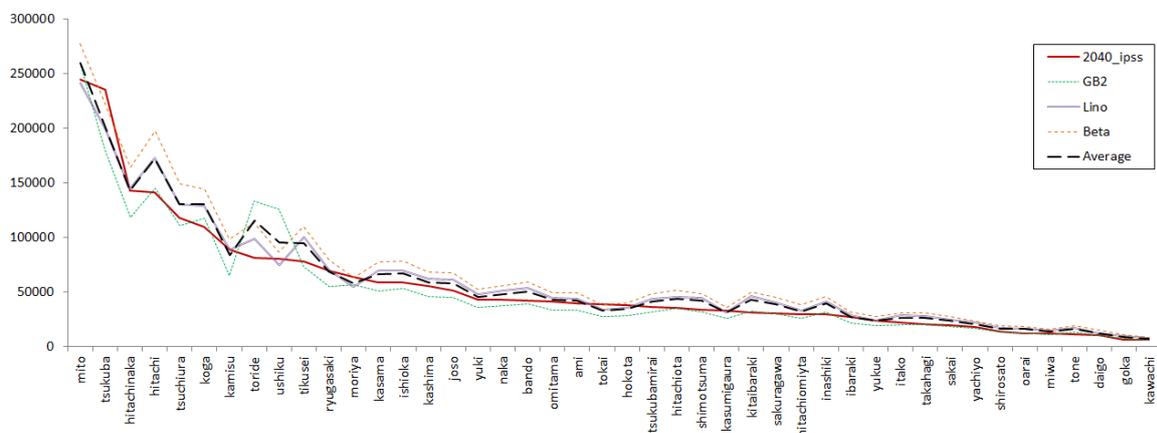


図11：茨城県、市町村レベルでの検証結果

中間的である。しかし、GB2では、牛久市、取手市といった人口密度の比較的高い市区町村において、大きく過大な推計をしている。これは、前述の最大値を固定しない特徴により、これらの市区町村におけるいくつかのメッシュで実スケールでの人口密度が非常に大きい値となったためである。

無論今回のように、市町村等のサブ地域で人口の将来予測値が得られれば、領域ごとに最も予測精度が高い分布を採用すればよいが、世界全体での推計を考えたとき、そのようなデータが常に入手可能であるとは想定しにくい。そこで、最良の当てはまりはあきらめ、モデル平均推定値を採用することが安全であると考えられる。図11を見ると、モデル平均推定値は、2040_ipssから大きく外れない値を取っていることが分かる。

4. おわりに

本研究では、簡易さと世界レベルでのユニバーサルな適用可能性を保ちながら、各メッシュの人口変化率の差異を考慮して将来人口を推計可能なベータ分布アプローチに着目し、その適用性と予測精度の検証を行った。主要な結論は以下の通りである。

1) 既往の Asadoorian (2008)²⁰⁾、Nam and Reilly (2013)²¹⁾の回帰分析アプローチでは、ベータ分布のパラメータを精度よく求めにくいいため、直観と整合しない人口予測結果や空間分布が生み出される可能性がある。

2) その代替アプローチとして、複数時点でのメッシュ人口密度データを用意し、各時点でベータ分布のパラメータ推定値を得たのち、それを対数関数によって時間方向に外挿する方法が有用となり得る。

3) ベータ分布は、2パラメータ分布であるため、分布の表現能力に限界がある。これに対して、3パラメータ、4パラメータの一般化ベータ分布を用いることが有用となり得る。

4) 2, 3, 4パラメータのベータ分布の予測精度にはそれぞれ特徴があり、唯一の最良のアプローチを指摘することはできなかった。したがってモデルバイアスを減少させるためにも、モデル平均化が有用であり、検証の結果、県レベル・市町村レベルでも、妥当な結果が得られることが示唆された。

今後の課題は、空間分布の導出方法の検討と、モデル平均における重みの与え方の検討、都市・空間経済学的観点からのベータ分布近似の意味解釈が挙げられる。また、得られた空間分布の特性から、都市のコンパクト性や分散性の評価を行うこと³³⁾⁻³⁵⁾も興味深い課題である。

謝辞

本研究は、環境省環境研究総合推進費戦略的研究開発プロジェクトS-10『地球規模の気候変動リスク管理戦略の構築に関する総合的研究』の助成を受けて実施したものである。人口データの整備について、茨城大学のHasi Bagan氏の協力を得た。ここに記して感謝を申し上げます。

参考文献

- 1) 環境省：『地球温暖化に係る政策支援と普及啓発のための気候変動シナリオに関する総合的研究』成果報告書，テーマ4，2012，（http://www.env.go.jp/policy/kenkyu/suishin/gaiyou/gaiyou_6.html）。
- 2) 山口喜一：人口推計入門，古今書院，1990。
- 3) 岡崎陽一：人口統計学（増補改訂版），古今書院，1999。
- 4) 和田光平，Excel で学ぶ人口統計学，オーム社，2006。
- 5) 濱英彦，山口喜一（編）：地域人口分析の基礎，古今書院，1997。
- 6) （財）統計情報研究開発センター：小地域統計・境界データの利用に関する研究II，2003。
- 7) 奥村誠：国勢調査メッシュデータに基づく地区の将来人口構成予測手法，都市計画論文集，Vol.40，No.3，pp.193-198，2005。
- 8) 沢田英一，羽根義：小地域における人口予測手法に関する研究，清水建設研究報告，Vol.82，pp.67-72，2005。
- 9) 土屋貴佳，室町泰徳：メッシュ単位の将来人口推計モデルの構築に関する研究，土木計画学研究・講演集，Vol.32，CD-ROM，2005。
- 10) 古藤浩：小地区短期間多地域データからの地区成分解析—山形市町丁目人口データを対象とした分析と人口予測—都市計画論文集，Vol.43，No.3，pp.61-66，2008。
- 11) 古藤浩，三浦英俊：メッシュデータによる低密度地域の人口推計，GIS-理論と応用，Vol.20，No.1，pp.71-80，2012。
- 12) 小池司朗：首都圏における時空間的人口変化—地域メッシュ統計を活用した人口動態分析—，人口問題研究，Vol.66，No.2，pp.26-47，2010。
- 13) 有賀敏典，松橋啓介，米澤健一：自然増減と社会増減を明示的に考慮した地域内人口分布の変化—1980年から2005年までの全国国勢調査・基準地域メッシュデータを用いて—，都市計画論文集，Vol.46，No.3，pp.847-852，2011。
- 14) 有賀敏典，松橋啓介：地域内人口分布の偏在化・均

- 一化シナリオ構築手法の開発—国勢調査3次メッシュデータを用いて—, 都市計画論文集, Vol.47, No.3, pp.745–750, 2012.
- 15) 星田侑久, 佐藤俊明, 荻野寛人, 浅田理恵, 岡部篤行: 500mメッシュ単位の男女別5歳階級別の将来人口の推計, GIS-理論と応用, Vol.19, No.1, pp.9–15, 2011.
- 16) 瀬谷創, 山形与志樹, 堤盛人: コーホート法に基づく小地域における人口推計, 土木計画学研究・講演集, Vol.46, CD-ROM, 2012.
- 17) Gaffin, S.R., Rosenzweig, C., Xing, X. and Yetman, G.: Downscaling and geo-spatial gridding of socio-economic projections from the IPCC special report on emissions scenarios (SRES), *Global Environmental Change*, Vol.14, No.2, pp.105–123, 2004.
- 18) Bengtsson, M., Shen, Y. and Oki, T.: A SRES-based gridded global population dataset for 1990–2100, *Population and Environment*, Vol.28, No.2, pp.113–131, 2006.
- 19) van Vuuren, D. P., Lucas, P. L. and Hilderink, H.: Downscaling drivers of global environmental change: Enabling use of global SRES scenarios at the national and grid levels, *Global Environmental Change*, Vol.17, No.1, pp.114–130, 2007.
- 20) Asadoorian, M.O.: Simulating the spatial distribution of population and emissions to 2100, *Environmental and Resource Economics*, Vol.39, No.3, pp.199–221, 2007.
- 21) Nam, K.-M. and Reilly, J.M.: City size distribution as a function of socioeconomic conditions: An eclectic approach to downscaling global population, *Urban Studies*, Vol.50, No.1, pp.208–225, 2013.
- 22) van Vuuren, D.P., Smith, S.J. and Riahi, K.: Downscaling socioeconomic and emissions scenarios for global environmental change research: A review, *Wiley Interdisciplinary Reviews: Climate Change*, Vol.1, No.3, pp. 393–404, 2010.
- 23) Grübler, A., O'Neill, B., Riahi, K., Chirkov, V., Goujon, A., Kolp, P., Prommer, I., et al.: Regional, national, and spatially explicit scenarios of demographic and economic change based on SRES, *Technological Forecasting and Social Change*, Vol.74, No.7, pp.980–1029, 2007.
- 24) 栗田治, 腰塚武志: 領域間平均距離の近似理論とその応用, 都市計画論文集, Vol.23, pp.43–48, 1988.
- 25) Ji, Y., Wu, C., Wu, Liu, P., Wang, J. and Coombes, K.R.: Applications of beta-mixture models in bioinformatics, *Bioinformatics*, Vol.21, No.9, pp.2118–2122, 2005.
- 26) Bouguila, N., Ziou, D. and Monga, E.: Practical Bayesian estimation of a finite beta mixture through Gibbs sampling and its applications, *Statistics and Computing*, Vol.16, No.2, p.215–225, 2006.
- 27) McDonald, J.B.: Some generalized functions for the size distributions of income, *Econometrica*, Vol.52, No.3, pp.647–663, 1984.
- 28) 西埜晴久: 所得分布を推定するための3つ以上のパラメータを持つ分布, 千葉大学経済研究, Vol.27, No.2/3, 321–439.
- 29) Chotikapanich, D., Griffiths, W., Karunaratne, W. and Prasada rao, D.S.: Calculating poverty measures from the generalised beta income distribution, *Economic Record*, in print, 2013.
- 30) Libby, D.L. and Novick, M.R.: Multivariate generalized beta distributions with applications to utility assessment, *Journal of Educational Statistics*, Vol.7, No.4, 271–294, 1982.
- 31) Shiogama, H., Emori, S., Hanasaki, N., Abe, M., Masutomi, Y., Takahashi, K. and Nozawa, T.: Observational constraints indicate risk of drying in the Amazon basin, *Nature Communications*, Vol. 2, No.253, 2011.
- 32) Burnham, K.P. and Anderson, D.R.: *Model Selection and Multimodel Inference: A Practical Information-Theoretic Approach*, 2nd ed., Springer, New York, 2002.
- 33) Tsai, Y.-H.: Quantifying urban form: Compactness versus 'Sprawl', *Urban Studies*, Vol.42, No.1, pp.141–161, 2005.
- 34) Torrens, P.M.: A toolkit for measuring sprawl, *Applied Spatial Analysis and Policy*, Vol.1, No.1, pp.5–36, 2008.
- 35) Pereira, R.H.M., Nadalin, V., Monasterio, L. and Albuquerque, P.H.M.: Urban centrality: A simple index, *Geographical Analysis*, Vol.45, No.1, pp.77–89, 2013.

(2013. 5. 7 受付)