

国勢調査時系列メッシュデータに基づく都市形成過程を考慮した人口予測手法の提案

安江 勇弥¹・金森 亮²・森川 高行³

¹学生会員 名古屋大学 工学研究科社会基盤工学専攻 (〒466-0804名古屋市中種区不老町)
E-mail: yasue.yuya@e.mbox.nagoya-u.ac.jp

²正会員 名古屋工業大学特任准教授 工学研究科 (〒466-8555名古屋市中昭和区御器所町)
E-mail: kanamori.ryo@nitech.ac.jp

³正会員 名古屋大学教授 環境学研究科 (〒464-8603名古屋市中種区不老町)
E-mail: morikawa@nagoya-u.jp

我が国は人口のピークを過ぎ、少子高齢化が進行するなど人口構成において大転換期を迎えている。地区ごとに抱える都市・交通問題の性質も異なり、今後は個別対応していく可能性も高まり、より精度の高い小地区レベルの将来人口予測値と予測手法の必要性が増大している。本研究では、国勢調査の時系列メッシュデータから世帯情報などを用いて過去30年間の都市形成過程を分析し、都市形成過程を明確に考慮した人口予測手法として、マルコフスイッチングモデルにて社会増減を推計する新たな手法を提案する。

Key Words : demography, Clusteling, Self-organization map, Fazor analysis, Markov switching model

1. はじめに

都市計画を行う際に、将来人口情報は最も基礎的な情報となる。しかしこれまでは日本の都市の人口は安定的に増加傾向にあったため、精密な人口予測手法は確立されていなかった。都道府県や市町村レベルの将来人口予測では、過去のトレンドを単純に延長させることで将来の人口を予測する、コーホート法という方法がとられてきた。また小地区の人口予測では上述の全体値を、近年の比率で配分するという方法により予測されていた。これまでは都市施設を地域的に配分していくことが都市計画における大きな目的であったため、このような方法により、おおまかな小地区の将来人口を予測することで目的を満たすことができていたのである。しかし日本の人口は2004年をピークに現在、緩やかに減少が続いている。また高齢化も年々進んでおり、日本は人口構成において大きな転換期を迎えつつあるといえる。このような転換期中、日本では都市郊外や山間部など様々な地域で、人口や世帯数が継続的に減少する地域や、少子高齢化が非常に進んでいる地域などがみられるようになった。このような人口や世帯数が減少している地域では今後、需要の減少に合わせて、都市施設の統廃合などを行い、管理費の削減を積極的に行っていかなければいけない。また少子高齢化が進んでいる地区では、助けを必要としている年齢の人々に対して、それを支えることができる年齢層を積極的に誘致していく必要があるだろう。一

方、都市部では短期労働者の流入などの要因により、これからも人口や世帯数の増加が続いていく地区も存在する。このように人口構成において大きな転換期を迎える日本では、その地域が今後どのような地域になっていくかを予測し、地域の特性に合わせた都市計画を行っていかななくてはいけないのである。そのためにはより精度の高い小地区の年齢階層別人口予測手法の確立が必要となる。小地区レベルでの人口予測手法は奥村や古藤により提案されているが、さらに地区的発展段階を考慮した小地区人口の予測手法の確立が望まれる。

2. 既存の予測手法とその問題点

現在、将来人口の予測手法には様々な方法が提案されている。市町村レベルの人口予測では、コーホート要因法と呼ばれる手法を用いて将来人口の予測を行うのが一般的である。コーホート要因法では将来人口を将来自然増減と将来社会移動に分けて推計を行う。将来自然増減は、生残率、男女比、出生率の仮定値を設定することにより算出され、小地区においても仮定値に大きな違いはないと考えられ、市町村レベルの仮定値を修正・適用することができる。一方社会移動を算出するには純移動率の設定が必要である。市町村レベルでは直近5年間の実績値などから純移動率を仮定することができるが、小地区の純移動率は経済状況や発展状況に大きく影響されるた

め、安定的ではなく仮定が難しい。そのため小地区での社会移動を直近5年間の実績値による純移動率から算出するのは困難といえる。

そこで奥村(2005)は、社会移動は世帯の移動によるものと考え、各年次の各年齢別社会増減に対して因子分析を行うことにより、典型的な世帯の移動を抽出し、そのうえで因子得点の時間的推移を説明するベクトル自己回帰(VAR)モデルを用いて社会移動を算出する手法を提案している。またこの手法を広島市圏内の4次メッシュに適用したところ、社会移動の因子分析から「学齢期の子供を持つ世帯の移動【学齢期】」、「長子の誕生による世帯の移動【長子誕生】」、「高齢者の移動【高齢者】」、「壮年者を中心とした世帯の移動【壮年者】」、「単身者の移動【単身者】」という典型的なライフステージごとの世帯の移動を抽出し、因子得点によるVARモデルにて推計した社会増減を用いたほうが、直近5年間の実績値を用いるより再現性が高いことを示した。

因子分析により典型的な世帯の移動を抽出するといった有効な手法であるが、社会移動の傾向のみに着目し、将来の地区人口予測を行っており、世帯数や家の持ち方、建て方の変化などの地区の形成過程は考慮されていない。実際の社会移動では、開発段階の地区は人口の流入が多い、開発済の地域は流入と流出が均衡していくなど、対象地区の都市の形成過程が社会移動に大きな影響を及ぼしていると考えられる。そこで本研究ではライフステージによる世帯の移動に加えて、都市形成過程を考慮した人口予測手法を提案・検証する。

3. 提案手法

本研究で提案する小地区における将来人口の予測手法は基本的にはコーホート要因法と同じ手法である。自然増減については市町村レベルでの予測と同様に公表されている生残率、男女比、出生率の仮定値を用いて行う。一方、社会移動の将来予測は奥村が提案している因子分析を用いたライフステージの抽出を行ったうえで、都市形成過程を考慮したモデルを作成し、推計する。具体的な予測手順は以下の通りである。

(1)因子分析によるライフステージの抽出

奥村は社会移動はいくつかの典型的なライフステージに属する世帯の移動によるものと考え、コーホートの社会移動数に因子分析を行うことで、社会移動の要因となる典型的なライフステージを抽出した。そこで研究でもコーホートの社会移動に対する因子分析を行い、ライフステージの抽出を行う。

(2)都市形成過程の分析

次に1980年~2005年の国勢調査メッシュデータから人口や世帯、家の建て方などのデータを用いてクラスタリングを行うことにより、都市形成過程のフェイズを分類し、都市形成過程の時系列変化を分析

する。クラスタリングには様々な手法があるが、今回の手法には自己組織化マップ(SOM)を用いる。

SOMとは高次元データを2次元平面上へ非線形射影するデータ解析方法であり、様々な高次元データを予備知識なし(教師なし)でクラスタリングできる点が大きな特徴といえる。また本研究では入力データが学習される位置によって変化する問題を解消したトーラス型のSOMを用いた。またフェイズ別の入力変数の平均値を比較することにより都市形成過程の特徴を考察する。

そのうえで先に行った因子分析によるライフステージの抽出による因子得点と都市形成過程の関係性を分析し、フェイズごとの社会移動の傾向を捉える。

(3)VARモデルの改良

VARモデルなどの時系列モデルでは明確に再現できない状態変化を記述するモデルとして、マルコフスイッチングモデル(MS)モデルが広く用いられている。MSモデルが用いられる例としては、景気の循環を表す経済モデルがあり、具体的には、景気には拡張期と後退期の2つの状態があり、景気を示す変数が拡張期と後退期とで異なり、その2つの状態推移がマルコフ過程に従うとした場合、MSモデルは以下の様に定式化される。

$$y_t - \mu_t = \sum_k \theta_k (y_{t-k} - \mu_{t-k}) + \varepsilon_t$$

$$\mu_t = \mu^0 (1 - S_t) + \mu^1 S_t$$

$$\text{Prob}[S_t = 1 | S_{t-1} = 1] = P_{11}$$

$$\text{Prob}[S_t = 0 | S_{t-1} = 1] = 1 - P_{11}$$

$$\text{Prob}[S_t = 0 | S_{t-1} = 0] = P_{00}$$

$$\text{Prob}[S_t = 1 | S_{t-1} = 0] = 1 - P_{00}$$

ここで

y_t : t期のターゲット変数

μ_t : t期のターゲット変数の平均

ε_t : 誤差項, $\varepsilon_t \sim i. i. d. N(0, \sigma^2(S_t))$

S_t : 状態ダミー変数

($S_t = 1$ 景気拡張期, $S_t = 0$ 後退期)

μ^* : 状態(*)別ターゲット変数の平均

(* = 1 景気拡張期, * = 0 後退期)

$P_{..}$: t-1期からt期の状態の遷移確率

本研究では、奥村の因子得点によるVARモデルによる社会移動の推計方法の改良として、上記MSモデルの景気循環を都市形成過程(宅地開発途上→発展済など)に置き換え、都市形成過程を考慮したモデルを作成する。

(4)MCMCによるMSモデルの推定

MSモデルにおける各パラメータをMCMCを用いて推定する。なおMSモデルにおける状態の数などは先に行った都市形成過程の分析結果に基づき設定する。MCMCにより推定されたパラメータを用いて、将来の因子得点を推計する。これに過去の因子負荷量を乗じることにより、年齢階層別の将来の社会移動を求める。

4. 提案手法の実データによる検証

(1)対象地域および対象データ

本研究では豊田市およびその周辺18市町村(みよし市 瀬戸市 日進市 岡崎市 豊川市 新城市 知立市 蒲都市 安城市 尾張旭市 長久手町 東郷町 設楽村 東栄町 豊根村 幡豆町 幸田町 吉良町)を対象都市とした。右の図-1と図-2は対象地域の3次メッシュにおける1980~2005年までの人口のピークと世帯数のピークをそれぞれ表したものである。対象地域では、人口のピークと世帯数のピークは多時期にわたっており、様々な都市形成過程の地区が混在していると考えられる。よって本研究に適しているといえる。今回用いるデータは1980年から2005年までの5年おき、6時点で行われた国勢調査の3次メッシュデータであり、1辺の長さは約1kmである。

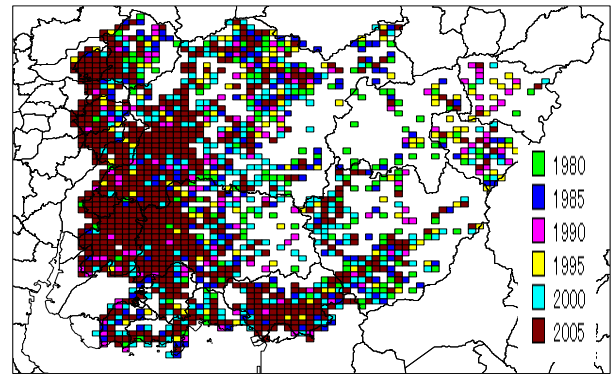


図-1 対象地域人口ピーク

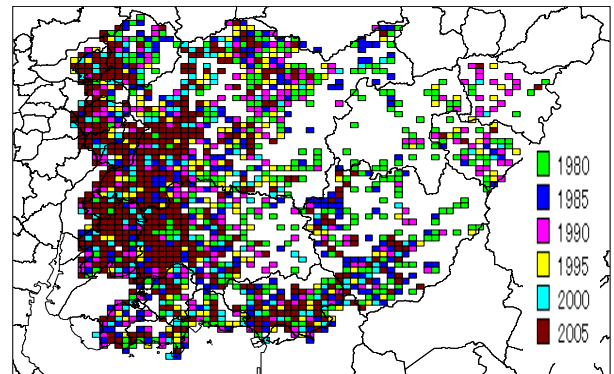


図-2 対象地域世帯数ピーク

(2)因子分析によるライフステージの抽出

1980年~2005年の5つの期間ごとの封鎖人口を計算し、5年後の実際の人口との差から社会増減数を求めた。なお市町村別の死亡率および出生率は公開されていないため、国立社会保障・人口問題研究所による、愛知県の2005~2010年の仮定値を用いた。算出した各年次のメッシュにおける社会移動数に対して、主因子法による因子分析を行い、背後に潜む因子を抽出した。なお社会移動数には15~19歳、20~24歳のみ男女間に差が見られたので、当該のコホートのみ男女別に計算した。

以下に因子分析の結果を示す。表-1が因子分析により抽出された因子の固有値およびその累積寄与率である。その結果固有値が1以上の因子が5つ抽出された。5つの因子による累積寄与率は約77%となった。これら5つの因子の因子負荷量を表したのが図-3であり、それぞれの因子負荷量の大きさから、広島都市圏の結果と同様に第1因子を【学齢期】、第2因子を【壮年者】、第3因子を【高齢者】、第4因子を【長子誕生】、第5因子を【単身者】とした世帯の移動として解釈できる。

表-1 因子の固有値及び累積寄与率

因子	固有値	累積寄与率(%)
第1因子	7.950	39.752
第2因子	2.632	52.912
第3因子	1.963	62.728
第4因子	1.800	71.730
第5因子	1.013	76.794
第6因子	0.682	80.204
第7因子	0.606	83.234
第8因子	0.534	85.906
第9因子	0.405	87.932

(3)SOMによる都市形成過程の類型化

1980~2005年の国勢調査メッシュデータの中から以下の表-2に示すように、地区の各年次の特徴を示す変数として人口や家の建て方などのストック変数、変化を示す変数として、人口増加率、住宅増加率などのフロー変数を入力変数として用いてSOM

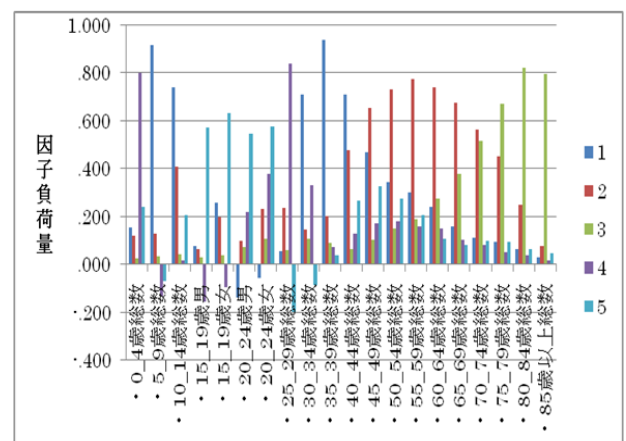


図-3 因子負荷量

により都市形成過程(フェイズ)の分類を行った。なおフロー変数と人口密度は最大値が1となるよう基準化している。

表-2 自己組織化マップ入力変数

ストック変数	人口, 一人世帯割合, 二人世帯割合, 五人以上世帯割合, 6階建以上住宅世帯割合, 持家世帯数割合, 6歳未満がいる世帯割合, 高齢者割合
フロー変数	人口増減率, 世帯数増減率, 一人世帯数増減率, 核家族世帯増減率, 戸建世帯数増減率, 共同住宅数増減率

図-4はSOMによる出力マップであり, 色の濃淡がクラスタ間の類似度を示している。入力変数の影響等を確認しながら11のクラスタ(都市形成過程のフェイズ)に分類した。

(4)都市形成過程の分析

図-5, 図-6がそれぞれフェイズ別のフロー変数とストック変数について示したものである。フェイズご特徴を考察すると人口密度により大きくフェイズ番号が1~5, 6~11に分けることができる。1~5は共同住宅割合が高く, 特に1番や2番などは6階建以上世帯の割合も高い。これらの地域は都市中心部や, 駅周辺など都市・都市近郊地域であることを空間分布から確認された。また5番は一人世帯の割合が非常に高く, 共同住宅世帯の割合も高いため借家の共同住宅に暮らす単身者が多い地域である。一方6~11は人口密度が小さく, 共同住宅の割合も少なく(つまり, 戸建て住宅の割合が高く), 高齢者割合も高いが, 空間的には中山間地域に分布している地区である。特に10番や11番は人口に加えて世帯数も減少しており, 衰退が顕著な地区であると考えられる。11番などは高齢者の割合が4割を超えており, 地域を維持するのに限界が来ているといえる。しかし6番は人口密度は小さいが世帯数が急増しており, 元の世帯数が小さいこともあり過大解釈の恐れはあるが, 戸建て住宅が新築され, 子ども世帯の独立などの世帯増加の傾向がみられる地区である。

次にフェイズの経年変化を考察していく。年次別のフェイズの割合を示したものが図-7である。1番と11番の割合は増加傾向にあるといえる。これは1番は発展地帯, 11番は限界地帯であり, その後他のフェイズに遷移しにくいフェイズであるなどの理由が考えられる。一方開発地帯である6番や衰退地帯である10番などは1990年や2005年などの割合が高く, 周期的な経済動向の影響を受けていることが確認できる。このようにSOMによりフェイズを11区分に類型化することによって, 都市形成過程の特徴を捉えることができた。

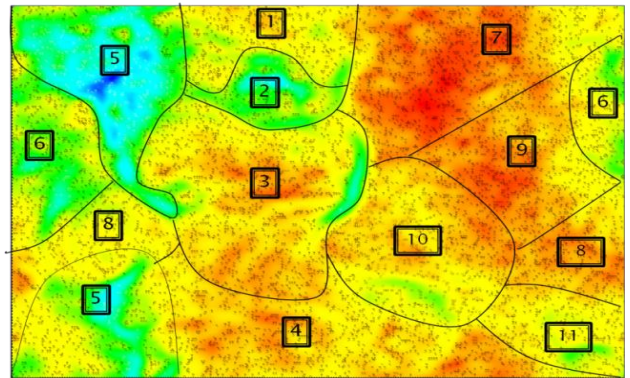


図-4 SOMの出力2次元マップ

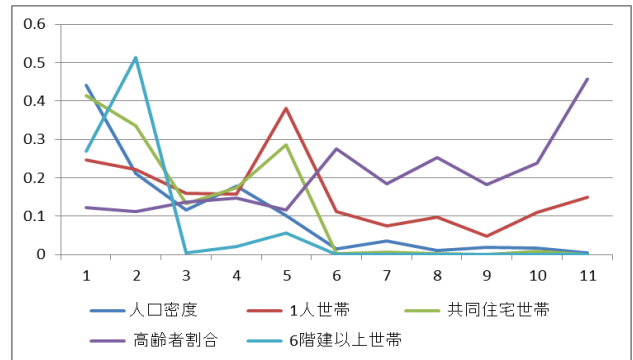


図-5 フェイズ別ストック変数平均値

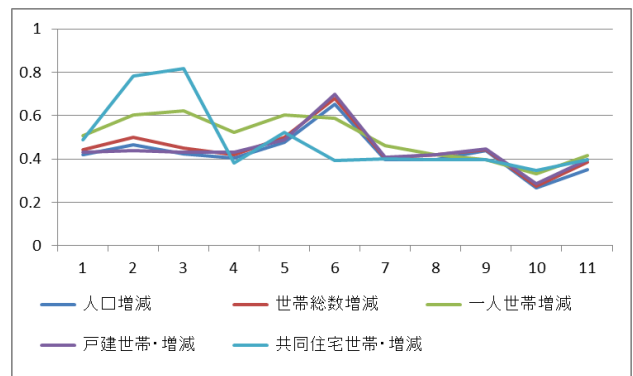


図-6 フェイズ別フロー変数平均値

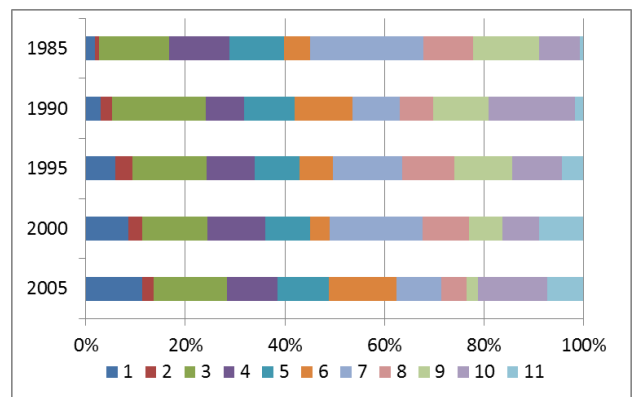


図-7 年次別フェイズ割合

次に SOM によって類型化したフェイズと因子分析によって抽出された世帯のライフステージによる社会移動の関係性について考察していく。図-8はフェイズ別の因子得点の平均を示したものであり、因子ごとにフェイズ間に差が見られない箇所が存在しているのがわかる。そこで MS モデルを作成する際の状態の数を考えたとき、11もの分類を行う必要がないのではないと思われるので、因子ごとに多重比較を行う事により、統計的に有意な差がないフェイズを統合する事とした。表-3が因子別にフェイズを統合した結果である。多重比較により、因子別に3または4つの分類で統計的に有意な差が生じることが示された。また新たに因子別に統合したフェイズの因子得点の平均因子得点を示したものが図-9である。図-8と比べ全ての統合フェイズで差が見られたため、3~4程度の分類で十分であるといえる。

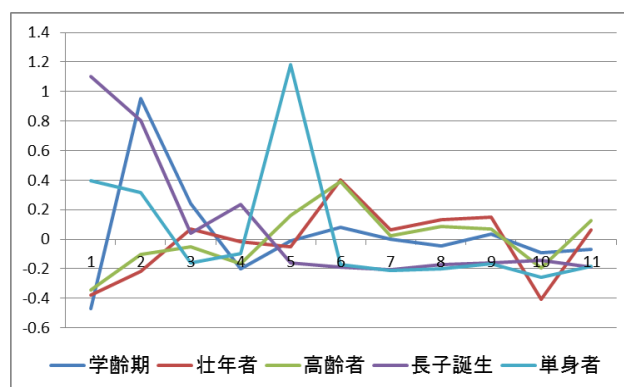


図-8 フェイズ別因子得点平均

表-3 因子別統合フェイズ

	学齢期	壮年者	高齢者	長子誕生	単身者
1	4	3	3	1	1
2	1	3	2	2	1
3	2	2	2	3	2
4	3	2	3	3	2
5	3	2	1	4	2
6	2	1	1	4	3
7	3	2	2	4	2
8	3	2	2	4	2
9	2	2	2	4	2
10	3	3	3	4	2
11	3	2	2	4	2

5. 今後の方針

(1)MCMCによるMSモデルパラメータ推定

今回はMCMCによるMSモデルのパラメータ推定は時間の都合で行うことができなかったため、これは学会発表のまでの課題とさせていただきます。

(2)従来の手法との比較

MCMCによりMSモデルのパラメータを推定し将来の因子得点を予測するMSモデルを作成する。これにより推計された将来の因子得点に過去のデータによる因子負荷量に乗じることにより、将来の社会移動を算出し、将来人口を予測する。

また過去のデータを用いて今回の手法により推計された将来人口とこれまで同様に過去のトレンドを引き伸ばすことにより推計される将来人口を実績値と比較し、その精度を検証する。

参考文献

- 1) 奥村誠(2005)：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方法，都市計画論文集，No40，pp.193-198.
- 2) 古藤浩(2008)：小地区短期間多地域データからの地区成分解析-山形市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No43-3，pp.61-66.
- 3) 徳高平蔵・大北正昭・藤村喜久郎・権田英功(2008)：自己組織化マップとそのツール，シュプリンガー・ジャパン株式会社.
- 4) 金明哲(2007)：Rによるデータサイエンス，森北出版
- 5) 沖本竜義(2010)：経済ファイナンスデータの計量時系列分析
- 6) 渡部敏明 「マルコフ・スイッチング・モデルを用いた日本の景気循環の計量分析」『経済研究』 Vol.60, No.3, 2009年7月, pp. 253-265.

(2011,?,?受付)

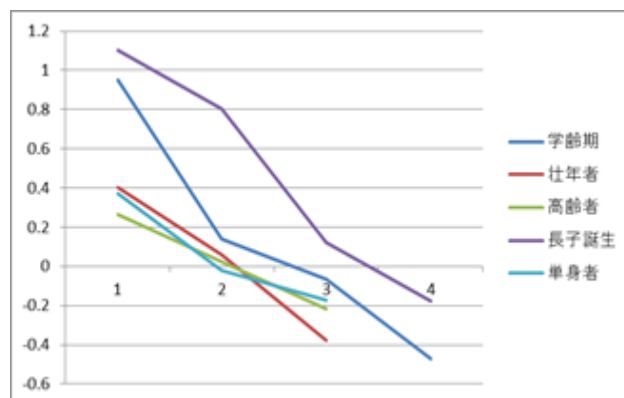


図-9 因子別統合フェイズ因子得点平均

A population projection method considering urban formation process based
on the mesh-based population census data

Yasue YUYA, Ryo KANAMORI and Takayuki MORIKAWA