地域要因からみる空き家発生リスクの試算に関する研究

－東京都日野市の空き家調査データを事例に－

LOCAL DIFFERENCES IN PROBABILISTIC RISK ASSESSMENT
OF ABANDONED DETACHED HOUSES

－ Spatial-modeling with Hino city's abandoned housing survey data

西浦定継*, 小林利夫**

Sadatsugu NISHIURA and Toshio KOBAYASHI

This paper focuses on probabilistic risk assessment of detached houses in Hino city of Tokyo, and analyses the probabilities that a detached house would be abandoned with respect to the categorical data of geographical and demographical condition. We use not only statistical survey data but field survey data since we thought that there must be unknown factors influencing the statistically observed data. The analysis shows that areas where are steep slopes and high percentages of the population who are elder that 65 have higher probabilistic risk calculated by generalized liner model with Poisson distribution, applying the integrated nested Laplacian approximation.

Keywords : Abandoned house, Geographical condition, Demographical condition, Generalized linear model, Poisson

空き家, 地理的要件, 人口要件, 一般化線形モデル, ポアソン分布

1. はじめに

本研究では、自治体レベルで実施される空き家調査に含まれる不確定要因について考察することを目的とする。具体的には、町丁目単位で、統計資料等から算出される空き家数(以下、統計空き家数)と、それを受けてさらにアンケート調査、ヒアリング調査などに基き特定された空き家数(以下、調査空き家数)の2つの空き家数を目的変数として、それらと空き家発生に影響すると考えられる地域特性(地理的要件、人口要件)との関係性の違いを明らかにする。

日本における空き家数は急増しており、総務省の「H25年住宅土地統計調査」によれば全国で約820万戸となっている。平成26年には「空き家対策特別措置法」が施行され、所有者不明のまま放置された空き家について行政代執行による対策がとれる道が開かれた。ただ、除去費用の負担の問題が残っている。一方で、空き家を公営住宅として活用することも検討されている。耐震性などの基準を満たす空き家を準公営住宅に指定し、家賃補助と合わせて子育て世代に提供する仕組みである。このように、空き家対策は喫緊の課題であり、多くの自治体で条例化されている。一方で、空き家化する前に対策を講じ、特に放棄されるような事態を避けることも重要な施策と考える。本論ではこの点に着目し、空き家調査結果における不確定要因がどこに存在し、どのような対策が求められるかを明らかにし、空き家問題に対する優先的対策の必要性を提示する。

2. 分析方法とデータ

空き家問題に関する研究には、発生要因を明らかにするものと、発生した空き家の取り扱いを検討するものの2つのアプローチがある。金森(2015)が述べているように、空き家の増加には土地・住宅に関する税制、遺産相続における問題、個人の感情など様々な原因が複雑に絡んでいる。しかし、自治体の人口・世帯構成に着目した地域特性を考慮することにより、空き家率が増えやすい自治体を明らかにすることは、空き家に関わる問題への対策の優先度を考える上でも多くの示唆が得られる。その上で、都道府県レベルでの住宅ストック量と着工量を利用して住宅の余剰率を計算し、人口及び世帯構成の地域特性を考慮したモデル分析を行っている。空室率の増加を止めるには、住宅着工数と減失のバランスを表す余剰着工率を減じる必要性を論じている。²⁾山下(2015)も宇都宮市を対象として、市街地の縮退の実態を長期的に把握することを念頭に、縮退パターンを分析している。宇都宮市水道利用状況データより空き家及び空き家率のデータベースを作成し、地区ごとに31年分の経年変化を確認し、年代別、地区別に空き家率を算出している。空き家は都市の中心部や駅周辺、土地区画整理事業が進められている地区で進行しており、ニュータウン事業や開発事業が行われている地区で、今後、空き家の増加が著しくなると論じている。³⁾これらの先行研究では、都道府県、地方自治体と対象は異なるものの、地域特性を加味して空き家発生要因を分析し、結論としてきめ細かなデータ分析

* 明星大学理工学部総合理工学科 教授・博士(工学)

Prof., Dept. of Program in Environmental System Engineering, Dept. of Science and Engineering, Meisei University, Dr. Eng.
TPI Town Planning Institute, INC., Dr. Eng.

** (株)TPI都市計画研究所 博士(工学)

に基づく対策の必要性を論じている。

一方で、中西(2004)は発生した空き家の集約化対策を検討している。神奈川県伊勢原市と秦野市を事例として、開発地区内住民に対し将来の居住に関する意向及び住み替え住宅の有効利用方法に関する意識調査を実施している。モデルスタディに基づき、住み替えを契機とした方策の適用可能性を検討している。結論としては、住民のニーズにうまく対応することで空き家・空き地の解消につながる可能性があることを示している。⁴⁾ 三信(2014)は、発生した空き家の解体除去の在り方を検討している。広島県呉市を事例として、危険物除去促進事業の実績の集計、事業認定者に対する空き家の解体除去事業についてのアンケートを行い、除去事業の改善課題の整理を行っている。結論として、危険建物除去促進事業の認定者は、60才以上が8割を超えている地区や、斜面住宅地や狭隘な道路に接する敷地に建つ空き家を優先的に補助すべき等があげられている。つまり、認定者の年齢や、地理的要因が空き家除去事業の対象案件数に大きく影響していることが明らかにされている。⁵⁾

本研究で分析対象とするのは、東京都日野市である。人口は約18万人、東京都多摩地域に立地し、都心へのアクセスとしてはJR中央線、京王線があり、さらに多摩都市モノレールが南北に走っている。多摩川、浅川の低地部分と多摩丘陵の丘陵地部分が混在する地形である。人口については、現在において微増が続いている。したがって、上記の先行研究の結果も踏まえて、地理的要因、人口要件を説明変数として分析する対象とした。

2-1. データ

平成25年に日野市が実施した「日野市住宅マスタープラン改訂調査業務報告書」の中の戸建て住宅の空き家数を用いた^{注1)}。報告書では、以下の理由をあげ、家屋課税台帳のデータだけでは、純粋に戸建て住宅数が把握できないとしている：①戸建て住宅も分譲マンションも「居住」と表記されている、②地番が多数重複している地番がある、③居住と表記されている家屋の中には延床面積が明らかに小さく、倉庫等と思われるものも含まれる。そのため、家屋課税台帳データ(平成25年1月時点)と住民基本台帳(平成25年9月時点)の二つのデータを用いて、戸建て空き家を抽出している。具体的には以下の手順で行っている：①家屋課税台帳データにある地番で、住民基本台帳に記載されていない地番を空き家が存在する所在地と想定、②家屋課税台帳データの特性上^{注2)}、戸建て住宅数を正確に把握することは困難であることより、まずは、課税台帳で用途が居宅、併用住宅、農家住宅の地番を抽出、③次に、増改築履歴が新築、地番が母屋、4階以上、延べ床面積が30㎡未満、10件以上重複している地番を除外、④抽出した地番と住民基本台帳の地番をマッチングさせ、マッチングできないものを空き家候補として抽出、⑤さらに、複数筆に立地する家屋の精査、町名地番の重複が多い家屋の精査、区画整理地における換地前後の地番の精査を実施、⑥最後に空き家に関するアンケート調査を行い、抽出案件を再検証する作業を実施して特定化を図っている。

上記の手続きでも明らかのように、厳密に空き家として特定することは難しく、最終的に住民アンケートなどで検証する必要がある。それでも、不確実性が残ることは明らかである。日野市の場合、家屋課税台帳データと住民基本台帳のマッチングにより抽出された候補件数が3011件、さらに住民アンケート調査に基づき精査した結

果の件数が1064件となっている。実に3倍からの開きがある。この1947件の差は、空き家発生要因との関連で考えて、どのような特性を持っているかを検討する。具体的には、目的変数として統計空き家数(3011件)と調査空き家数(1064件)、さらにそれらの差である誤認空き家数(1947件)^{注3)}を用いて空き家発生要因との分析を行う。本研究で、空き家率ではなくて空き家数を用いたのは、空き家率の場合、分母と分子の大きさに関連なく同率が発生する可能性があり、分析結果が意味をなさない事態を避けるためである。

そこで本論では、説明変数としては、三信(2014)と日野市(2013)を踏まえて、地理的要因と人口・世帯要件の二つのデータセット(Table1)を用いて行った。地理的要因では地形分類、標高差を用いた。特に標高差は傾斜地住宅に空き家対策の需要が高いという結果を踏まえたものである。人口要件については、平成17年、22年の国勢調査より、町丁目毎の人口・世帯数の増加率、65才以上の割合を用いた。65才以上の割合を用いたのは、三信(2014)でも指摘されているように、高齢者世帯ほど将来的に空き家になる可能性が高いと判断されるためである。

説明変数のうち、数値データについては、それぞれの平均と標準偏差で4分類してカテゴリータとし、各カテゴリの空き家発生リスクを算出した。Table2の第2列目に、平均(μ)と標準偏差(σ)を示した。例えば、elevation(標高差)の場合、 $\mu=29.8\text{m}$ 、 $\sigma=20.3\text{m}$ を用いて、4分類にして説明変数としている。4分類にした理由としては、一定の幅を持ったカテゴリータとすることで、カテゴリ間での比較による空き家発生リスクを検証するためである。

Table1 The contents of Dataset

	Explanatory Variables	Source
Geographical	terrain	Based on Report for Hino City Housing Master Plan, alluvial lowlands, valley lowlands, hills, and plateaus are used for categorization.
	elevation	The difference between the maximum and the minimum value within area
Demographical	population growth rate	Census data of 2005 and 2010
	household growth rate	Census data of 2005 and 2010
	Percentage of over 65 years old (2010)	Census data of 2010
	Percentage of over 65 years old (2005)	Census data of 2005

[Statistical data]

[Surveyed data]

Fig.1 Distribution of Abundant Houses

2-2. 分析方法

前章で述べたように、目的変数として統計空き家数と調査空き家数、さらには誤認空き家数を用いる。同じく、先に述べた空き家発

生要因を説明変数として、一般化線形モデルによるポアソン回帰を行った。ポアソン回帰を用いるのは、Fig. 1 に示すように、町丁目単位でみた場合、全戸建て数に対する空き家数の割合は小さく、小さい事象として発生する確率が高いと判断したためポアソン回帰を採用した。

一般化線形モデルによるポアソン回帰分析の基本式は以下のとおりである。

$$y_i \sim \text{Poisson}(\lambda_i) \quad (1)$$

$$\log(\lambda_i) = \beta_0 + \sum_{m=1}^M \beta_m x_{im} + \log(\text{offset}_i) \quad (2)$$

$$\log\left(\frac{\lambda_i}{\text{offset}_i}\right) = \beta_0 + \sum_{m=1}^M \beta_m x_{im} \quad (3)$$

y_i : 目的変数 Poisson : ポアソン分布
 λ_i : パラメータ β_0 : intercept
 β_m : 回帰係数 x_{im} : 説明変数
 offset_i : オフセット設定値

式(1)はポアソン分布を設定していること示し、式(2)は線形予測子と対数リンクを表している。本研究では、目的変数である3つの空き家数に対して、個々の説明変数の単独での影響を見るため、単回帰の形式をとった。上式で言うと、 $M=1$ とした。理由は、多変量でやった場合の変数相互間の影響を避けるためである。式(2)のoffsetは、回帰係数が常に1である説明変数のことである。例えば、面積当たりの数や単位時間当たりのイベント数などを目的とした分布において有効とされている。本モデルでも町丁目毎の空き家発生数を扱うため、オフセット設定値として町丁目毎の全戸建て住宅数を用いた。

計算はINLA(Integrated Nested Laplace Approximation)理論を用いて分析を行った。INLAは、ラプラス近似を用いたベイズ統計解析手法の一つである^{注4)}。ラプラス近似は、連続変数の集合上に定義される確率密度分布に対し、ガウス分布による近似を見出す手法である。一般的には、モードを見つけて、それを分布の峰と捉えてガウス分布の近似値を求める。本論でこの手法を用いるのは、式(1)に示すように、事後確率分布にポアソン分布を仮定しているため、パラメータベクトルを積分できないためである。ベイズ統計では、ある特定のパラメータの事後分布を求める時には、周辺事後確率分布(joint posterior probability distribution)をラプラス近似で代替させて計算している。

3. 分析結果

Table2に、統計空き家数と調査空き家数の両方を目的変数とした一般化線形モデルのポアソン回帰の結果を示す。第2章で説明したように、オフセット値として各町丁目の全戸建て住宅戸数を用いている。また、各説明変数は平均と標準偏差を用いてカテゴリーデータに変換している。各回帰係数の事後分布の特性値として、平均、分散、95%信頼区間を示しており、対数リンクを取っているため回帰係数の平均値を戻した値を発生リスクとした。値の解釈としては、各カテゴリーの第1番目が1($\exp(0)=1$)となり、第1番目に対してどれだけ空き家発生リスク(以下、発生リスク)が高まるか、低まるかを示している。

まず地理的要因についてみてみる。地盤分類についてみると、統

計空き家数は、谷底低地、丘陵、台地と移行するに従ってリスクが低減される点である。これは、地盤がある程度強固になると発生リスクという点では低くなると言える。一方で、調査空き家数の係数を見ると、沖積低地よりは、他はすべて高くなっている。これは、後述する他の要因(標高差や人口要因)が影響していると考えられる。次に、町丁目内の標高差についてみてみると、統計空き家数、調査空き家数ともに標高差が大きいカテゴリーに移行するほど、発生リスクが高くなる傾向にある。Table2では、両空き家数とも、第3、第4カテゴリー(factor3, factor4)の方が第2カテゴリー(factor2)よりも発生リスク(Risk)が高く表れている。町丁目内で傾斜がきついところでは、2倍近くリスクが高まる。調査空き家数に比べて、統計空き家数の値が高く出ているのは、統計資料などだけでは把握できない誤認空き家数が多く含まれていることによると考えられる。

次に人口・世帯数要件をみてみる。人口増加率についてみると、統計空き家数、調査空き家数ともに、人口増加率の高いカテゴリーで発生リスクが高まっている。統計空き家数では第3カテゴリー(2.014)、調査空き家数でも第2カテゴリー(1.426)となっている。第1カテゴリーに比べて、それぞれ2.014倍、1.426倍の発生リスク上昇がみられる。普通に考えれば、人口増加率が低い第1カテゴリーで発生リスクが高いと考えられるが、山下(2015)でも論じられているように既存物件と新築物件が混在するところで空き家になっていくリスクがあると考えられる。世帯数増加率でみると、統計空き家数では人口増加率と同じく第3カテゴリー(1.543)で高くなっている。これは、誤認空き家数の影響が考えられる。一方で、調査空き家数では、世帯数増加率の最も低い第1カテゴリーが最も発生リスクが高く表れている。これをみると、世帯数増加率については、増加率の低いところに空き家発生リスクがあることがうかがえる。

次に、65才以上の人口割合でみてみる。統計空き家数では、平成22年、平成17年ともに第2カテゴリーが最も高く、第3、第4と移行するにしたがって、低くなっている。一方、調査空き家数では、第2、第3、第4と人口割合が高くなっていくほど、発生リスクが高くなっている。常識的に考えると、65才から70才以上の年齢階層の割合が高い地区で発生リスクが高くなることが考えられ、これを踏まえると、調査空き家数の結果は妥当と判断できる。一方、統計空き家数の結果については、多分に第3及び第4カテゴリーに誤認空き家が含まれていることが要因と考えられる。

上記の解析結果において、空き家発生リスクに大きな影響を与えているであろう、標高差、65才以上の割合(平成22年と平成17年)と調査空き家数の空間分布をFig.2に示す。調査空き家数の分布図[*Spatial Distributions of Surveyed Data*]、標高差の分布図[*Elevation*]、2010年時点の65才以上の人口割合分布図[*Over 65 years old (2010)*]を比べると、調査空き家数が多い地区、標高差の高い地区、65才以上の割合が高い地区が重なっている(黒塗りの地区)ことがわかる。2005年で65才以上の人口割合分布図[*Over 65 years old (2005)*]でも第3カテゴリーの地区が上記の黒塗りの地区と多くが重なっている。つまり、空き家数の多いところは、標高差が大きく、65才以上の割合が高いところとなっていることが確認

Table2 Simulated Outcomes by Poisson Regression Analysis for Statistical and Surveyed Data

		Objective variable : statistical data (abandoned house)						Objective variable : surveyed data (abandoned house)					
Explanatory Variables	Group	Category	Risk (EXP(β m))	Posterior distribution of regression coefficient			発生リスク (EXP(β m))	Posterior distribution of regression coefficient					
				Mean (βm)	Variance	95% confidence interval		Mean (βm)	Variance	95% confidence interval			
Geographical	terrain	(Intercept)	0.140	-1.967	0.031	-2.028	-1.906	0.024	-3.717	0.074	-3.866	-3.574	
		factor1(alluvial lowlands 沖積低地)	1.000	0.000				1.000	0.000				
		factor2(valley lowlands 谷底低地)	0.939	-0.064	0.062	-0.186	0.056	1.843	0.605	0.118	0.372	0.834	
		factor3(hills 丘陵)	0.561	-0.579	0.051	-0.678	-0.480	1.645	0.493	0.093	0.312	0.677	
		factor4(plateaus 台地)	0.557	-0.586	0.045	-0.673	-0.498	1.439	0.360	0.089	0.188	0.535	
	elevation μ =28.8m σ =20.3m	(Intercept)	0.046	-3.099	0.147	-3.400	-2.821	0.022	-3.836	0.213	-4.279	-3.441	
		factor1(μ-2σ)	1.000	0.000				1.000	0.000				
		factor2(μ-σ)	2.048	0.706	0.149	0.423	1.011	1.524	0.397	0.217	-0.008	0.847	
		factor3(μ +σ)	2.851	1.036	0.152	0.749	1.345	1.696	0.503	0.223	0.085	0.963	
		factor4(μ +2σ)	2.124	0.741	0.154	0.449	1.055	2.056	0.696	0.223	0.278	1.156	
Demographic	population growth rate (2005 to 2010) μ =4.3% σ =16.8%	(Intercept)	0.069	-2.676	0.121	-2.922	-2.445	0.025	-3.677	0.200	-4.091	-3.304	
		factor1(μ-2σ)	1.000	0.000				1.000	0.000				
		factor2(μ-σ)	1.228	0.205	0.124	-0.030	0.456	1.426	0.355	0.203	-0.026	0.775	
		factor3(μ +σ)	2.014	0.700	0.125	0.462	0.953	1.310	0.270	0.209	-0.122	0.700	
		factor4(μ +2σ)	1.026	0.025	0.154	-0.274	0.331	1.015	0.015	0.255	-0.478	0.523	
	household growth rare (2005 to 2010) μ =3.1% σ =13.3%	(Intercept)	0.081	-2.518	0.043	-2.603	-2.436	0.039	-3.239	0.061	-3.361	-3.121	
		factor1(μ-2σ)	1.000	0.000				1.000	0.000				
		factor2(μ-σ)	1.020	0.020	0.056	-0.089	0.130	0.796	-0.229	0.085	-0.394	-0.062	
		factor3(μ +σ)	1.543	0.434	0.050	0.337	0.532	0.896	-0.110	0.078	-0.262	0.043	
		factor4(μ +2σ)	0.864	-0.146	0.092	-0.330	0.033	0.739	-0.302	0.141	-0.585	-0.032	
	percentage of over 65 years old (2010) μ =20.6% σ =7.8%	(Intercept)	0.062	-2.775	0.075	-2.924	-2.631	0.025	-3.691	0.118	-3.930	-3.467	
		factor1(μ-2σ)	1.000	0.000				1.000	0.000				
		factor2(μ-σ)	1.817	0.597	0.079	0.444	0.756	1.236	0.212	0.129	-0.036	0.471	
		factor3(μ +σ)	1.535	0.429	0.080	0.273	0.589	1.497	0.403	0.127	0.160	0.659	
		factor4(μ +2σ)	1.370	0.315	0.091	0.138	0.495	1.703	0.533	0.139	0.264	0.810	
	percentage of over 65 years old (2005) μ =17.2% σ =7.0%	(Intercept)	0.057	-2.858	0.089	-3.037	-2.687	0.025	-3.687	0.135	-3.961	-3.432	
		factor1(μ-2σ)	1.000	0.000				1.000	0.000				
		factor2(μ-σ)	1.992	0.689	0.093	0.511	0.876	1.192	0.176	0.144	-0.100	0.468	
factor3(μ +σ)		1.488	0.397	0.096	0.212	0.590	1.421	0.351	0.146	0.073	0.647		
factor4(μ +2σ)		1.693	0.527	0.097	0.339	0.721	1.762	0.567	0.147	0.287	0.863		

できる。

更に、Table3 に誤認空き家数を目的変数として計算した結果を示す。この表は、どのカテゴリーで誤認空き家数の発生するリスクがあるかを示している。言い換えれば、空き家と判断するために、特にアンケート、ヒアリングなどのきめ細かな調査をする必要のあるカテゴリーを示している。標高差では第 3 カテゴリー(3.888)、人口増加率でも第 3 カテゴリー(2.423)、世帯数増加率でも第 3 カテゴリー(2.157)、65 才以上の割合平成 22 年では第 2 カテゴリー(2.205)、平成 17 年でも第 2 カテゴリー(2.613)となっている。それぞれ、カテゴリー分けて言うと、中位レベルにおいて統計資料等の調査だけでは確認できない空き家が多く含まれている。つまり、このレベルに分類される町丁目については、綿密な調査が必要ということである。

4. まとめ

本論の分析から以下のような知見が得られた。

- ① 統計資料等から算出される空き家数(統計空き家数)と、さらにアンケート調査、ヒア

Table3 Simulated Outcomes by Poisson Regression Analysis for Miscounted Data

Explanatory Variables	Group	Category	Objective variable : miscounted data (abandoned house)				
			Risk (EXP(β m))	Posterior distribution of regression coefficient			
				Mean (β m)	Variance	95% confidence interval	
Geographical	terrain	(Intercept)	0.116	-2.157	0.034	-2.225	-2.091
		factor1(alluvial lowlands 沖積低地)	1.000	0.000			
		factor2(valley lowlands 谷底低地)	0.750	-0.288	0.074	-0.434	-0.145
		factor3(hills 丘陵)	0.334	-1.096	0.067	-1.227	-0.966
		factor4(plateaus 台地)	0.373	-0.987	0.055	-1.096	-0.880
	elevation μ =28.8m σ =20.3m	(Intercept)	0.024	-3.749	0.204	-4.172	-3.370
		factor1(μ -2 σ)	1.000	0.000			
		factor2(μ - σ)	2.517	0.923	0.206	0.538	1.350
		factor3(μ + σ)	3.888	1.358	0.208	0.969	1.788
		factor4(μ +2 σ)	2.184	0.781	0.213	0.382	1.220
Demographic	population growth rate (2005 to 2010) μ =4.3% σ =16.8%	(Intercept)	0.044	-3.134	0.153	-3.446	-2.847
		factor1(μ -2 σ)	1.000	0.000			
		factor2(μ - σ)	1.113	0.107	0.156	-0.188	0.426
		factor3(μ + σ)	2.423	0.885	0.156	0.590	1.204
		factor4(μ +2 σ)	1.032	0.032	0.194	-0.344	0.417
	household growth rate (2005 to 2010) μ =3.1% σ =13.3%	(Intercept)	0.041	-3.185	0.059	-3.303	-3.070
		factor1(μ -2 σ)	1.000	0.000			
		factor2(μ - σ)	1.233	0.209	0.075	0.063	0.357
		factor3(μ + σ)	2.157	0.769	0.067	0.640	0.901
		factor4(μ +2 σ)	0.983	-0.018	0.123	-0.263	0.219
	percentage of over 65 years old (2010) μ =20.6% σ =7.8%	(Intercept)	0.037	-3.285	0.096	-3.479	-3.101
		factor1(μ -2 σ)	1.000	0.000			
		factor2(μ - σ)	2.205	0.791	0.101	0.596	0.995
		factor3(μ + σ)	1.561	0.445	0.104	0.246	0.653
		factor4(μ +2 σ)	1.148	0.138	0.121	-0.098	0.378
	percentage of over 65 years old (2005) μ =17.2% σ =7.0%	(Intercept)	0.032	-3.432	0.119	-3.672	-3.206
		factor1(μ -2 σ)	1.000	0.000			
		factor2(μ - σ)	2.613	0.960	0.123	0.727	1.209
		factor3(μ + σ)	1.539	0.431	0.128	0.187	0.689
		factor4(μ +2 σ)	1.639	0.494	0.130	0.246	0.755

Fig.2 Spatial Distributions of Surveyed Data, Elevation, Percentage of Over 65 years old (2010, 2005)

リング調査に基づいて特定された空き家数(調査空き家数)とを用いて、一般化線形モデルのポアソン回帰分析を行ったところ、誤認空き家数の影響が部分的に表れていることが確認できた。

- ② 統計空き家数、調査空き家数ともに、標高差が大きいカテゴリーに移行するほど、発生リスクが高くなる傾向にある。町丁目内で傾斜がきついところでは、2倍近くリスクが高まる。
- ③ 人口増加率では、第2、第3カテゴリーの発生リスクが高く表れ、既存物件と新築物件が混在するところで空き家になっていくリスクがある。
- ④ 65才以上の割合からは、65才から70才以上の年齢階層の割合が高い地区で発生リスクが高く表れる。

高齢化、人口減少に伴い、全国で空き家対策が検討、実施されて

きている。本論の分析結果を踏まえた場合、空き家問題に対する優先的対策と求められる対応としては、まずは、標高差が大きく、65才以上の人口割合が高い地区を特定することである。地理的要因、人口要因は確定的であり、将来的に必ず空き家発生に大きく影響してくる。従って、それら要因に合致する地区を細かく調査、観測、特定し、空き家化する前に所有者とコンタクトを取り、意向を把握する必要がある。所有のまま行政に管理を委ねるのか、所有権を手放すのかに関する意向を把握し、事前に地域金融機関や不動産関係者等と連携しながら有効活用対策を講じることが求められる。所有者不明のまま空き家化した場合、その対策にかかる社会的コストは非常に大きくなる。

本論で用いた一般化線形モデルのポアソン回帰分析では、分析対象である日野市の立地条件、既往研究の結果を踏まえて地理的要件

と人口要件を発生リスク要因として選定した。当然ながら、これはどこの都市でも当てはまるわけではなく、立地条件によって選定される要因も変わってくるであろう。しかし、分析手法については適用可能であり、リスクを踏まえた政策立案が求められる。

今後は、本論では対象外とした集合住宅の空き家、空き部屋対策も喫緊の課題であり、今後の研究課題としたい。

参考文献

1) The city of Hino : Report for Hino City Housing Master Plan, The city of Hino, 2014
日野市：日野市住宅マスタープラン改訂調査業務 報告書，日野市，2014

2) Kanamori, Yuko. Ariga, T. and Matsuhasi, K. : Factor analysis and estimation of rate of vacant dwellings The City Planning Institute of Japan, Vol 50 No. 3, pp. 1017-1024, 2015. 10
金森有子 他：空き家率の要因分析と将来推計，都市計画論文集 Vol 50 No. 3, pp. 1017-1024, 2015. 10

3) Yamashita, S. and Morimoto, A. : Study on Occurrence Pattern of the Vacant Houses in the Local Hub City, The City Planning Institute of Japan, Vol 50 No. 3, pp. 932-937, 2015. 10
山下伸 他：地方中核都市における空き家の発生パターンに関する研究，都市計画論文集 Vol 50 No. 3, pp. 932-937, 2015. 10

4) Nakanishi, M., Suzuki, A., and Nakai, N. : A Study of dissolution of vacant land and the intention of residents in the suburban housing developments, The City Planning Institute of Japan, No. 39-3, pp. 631-636, 2004. 11
中西正彦 他：首都圏郊外の住宅開発における空き地・空き家の解消方策に関する研究，都市計画論文集 No. 39-3, pp. 631-636, 2004. 11

5) San'nobu, A. and Sshinobe, H : A study on the demolition clearance policy of vacant house, The City Planning Institute of Japan, Vol 49 No. 3, pp. 357-362, 2014. 10
三信篤志 他：空き家の解体除却整備に関する研究－呉市危険建物除却促進事業を事例として－，都市計画論文集 Vol 49 No. 3, pp. 357-362, 2014. 10

6) Kasuya, A. : Generalized Linear Models, Kyoritsu, 2014
粕谷栄一：R で学ぶデータサイエンス 一般化線形モデル，共立出版，2012

7) Kyo, K. : Bayesian Statistical Methods for Data Analysis, Kyoritsu, 2010
姜 興起：R で学ぶデータサイエンス ベイズ統計データ解析，共立出版，2010

8) Ando, T. : Bayesian Statistical Modeling, Asakura, 2010
安道知寛：ベイズ統計モデリング，朝倉書店，2010

9) Albert, Jim, Bayesian Computation with R, NJ : Springer, 2009

10) Gelman, Andrew, others, Bayesian Data Analysis, FL : Chapman & Hall/CRC, 2004

11) Blangiardo, M, Cameletti, M. : Spatial and Spatio-temporal Bayesian models with R-INLA, UK: Wiley, 2015

12) Bishop, Christopher, Pattern Recognition and Machine Learning, U.K.: Springer

注

注 1)平成 26 年 3 月の報告書として取りまとめられている。その中で、空き家調査として、戸建て住宅、賃貸共同住宅のそれぞれの空き家数を調査している。加えて、人口、世帯、地理的要因、開発許可、面的整備要件なども加えてまとめており、行政資料として信頼できるデータと判断し、本研究に活用した。

注 2)家屋課税台帳データでは、戸建て住宅及び分譲マンションも同じ用途区分「居宅」となっており、加えて居宅区分にも倉庫等と推定される微小の床面積も存在している。

注 3)ここで「誤認」という表現を使ったのは、仮に統計資料だけで空き家と判断した場合、誤った判断になるためである。

注 4) 以下に、INLA 理論の計算の流れを示す。

$$\int f(x)dx = \int \exp(\log f(x))dx$$

$$f(x) : \text{確率密度関数}$$

上式の $\log f(x)$ についてテーラー展開を適用すると

$$\log f(x) \approx \log f(x_0) + (x - x_0) \frac{\partial \log f(x)}{\partial x} \Bigg|_{x=x_0} + \frac{(x-x_0)^2}{z} \frac{\partial^2 \log f(x)}{\partial x^2} \Bigg|_{x=x_0} + \dots$$

この状態で $x_0 = \text{mod} x^*$ （これは x のモード(最頻値)）である。よって、

$$\frac{\partial \log f(x)}{\partial x} = 0$$

式は以下のような近似となる。

$$\log f(x) \approx \log f(x^*) + \frac{(x-x^*)}{z} \frac{\partial^2 \log f(x)}{\partial x^2}$$

上式を最初の式にあてはめて計算することになる。

LOCAL DIFFERENCES IN PROBABILISTIC RISK ASSESSMENT OF ABANDONED DETACHED HOUSES

– Spatial-modeling with Hino city’s abandoned housing survey data

Sadatsugu NISHIURA and Toshio KOBAYASHI***

* Prof., Dept. of Program in Environmental System Engineering, Dept. of Science and Engineering, Meisei University, Dr. Eng.

** TPI Town Planning Institute, INC., Dr. Eng.

This paper focuses on probabilistic risk assessment of detached houses in Hino city of Tokyo, and analyses the probabilities that a detached house would be abandoned with respect to the categorical data of geographical and demographical condition. Hino city has been developed along Tamagawa and Asakawa rivers and on Tama hills. Therefore, it is appropriate area for our research focusing on how geographical and demographical condition would influence on the risk of occurrence of abandoned house. We use not only statistical survey data but field survey data, which revealed incorrectly counted houses as abandoned, since we thought that there must be unknown factors influencing the statistically observed data.

From the analysis of this paper, we found that: 1) it was confirmed that the influence of the number of miscounted data in statistically collected data by applying Poisson regression analysis of the generalized linear model with integrated nested Laplacian approximation (INLA) using the number of abandoned houses (statistical number) and the questionnaire survey data, 2) the risk of occurrence tends to increase in the categories where the altitude difference is large. Its risk increases by nearly twice, 3) in the population categories, the risk of occurrence of the second and third categories appears high, there is a risk of becoming abandoned house where existing property and newly built property mix, 4) from the ratio of 65 years old or over, the risk of occurrence appears high in the district where the percentage of age group from 65 years old to 70 years old is high.

With the aging of the population and the declining population, abandoned house countermeasures have been studied and implemented nationwide. As administrative response, we are struggling with how to treat the house itself, upon request of the residents. One effective means, however, is to take measures before becoming an abandoned. For that purpose, we propose to collect more detailed and individually surveyed data.

In the Poisson regression analysis of the generalized linear model used in this paper, geographical and population requirements were selected as occurrence risk factors based on the location condition of Hino City, which is the analysis target, and the results of the past research. Of course, this is not the case in any city, and the factors selected depending on the location will change. However, analytical methods can be applied, and policy making based on risks is required. In the future, abandoned houses and unoccupied rooms countermeasures for apartment houses that were not covered in this paper are also urgent issues and I would like to make them future research subjects.

(2017 年 4 月 4 日原稿受理, 2017 年 7 月 6 日採用決定)