

既存統計を活用した建物ごとの構造および建築年代の推定手法の開発

武田直弥*・秋山祐樹**・佐藤亮吾***・稲村友彦***

Development of Estimating Method for the Structure and Age of Each Building Using Existing Statistics

Naoya TAKEDA*, Yuki AKIYAMA**, Ryogo SATO***, Tomohiko INAMURA***

In recent years, typhoons and torrential rains have become more frequent and severe, resulting in significant economic damages. In order to accurately assess the risk of such natural disasters, it is important to precisely understand the characteristics of buildings. In this study, we developed machine learning models to estimate the structure and age of buildings that are highly correlated with damage. In addition to building characteristics obtained from insurance policy data, we also used information on residents, such as population by age and length of residence, obtained from statistical data such as census data. As a result, it was possible to estimate the building structure with 90.29% and 85.67% of correct answer rate in Tokyo and Kobe City, Hyogo Prefecture, respectively, and to estimate the building age with 70.18% and 69.17% of correct answers rate.

Keywords: 建物構造 (building structure), 建築年代 (building age), 機械学習 (machine learning), 政府統計 (national census), 損害保険契約情報 (disaster insurance policy information)

1. はじめに

近年、地震や台風、豪雨災害といった自然災害が多発している。例えば内閣府（2016）によると熊本地震では損害額が最大 4.6 兆円に上り、他にも令和元年に発生した台風による水災被害額は約 2 兆 1800 億円となり統計開始以来最大規模の被害額となっている。また、国土交通省の国土の長期展望専門委員会（2019）によると 2015 年時点でなんらかの自然災害リスクに曝される地域に居住する人口は日本の全人口の 67.5%とされており、2050 年には全人口の 70%が何かしらの自然災害リスクに曝される地域に住むことになると予測されている。このように自然災害における被害は激甚化しており、その結果、大きな経済的損失が生じている。そのため、自然災害に対する防災の取り組みは、我が国において今後も極めて重要な課題であると言える。

このような自然災害に対する防災計画を考える上では、災害に対するリスク量を正確に把握した上で、

優先的に防災計画を進めていく地域を検討する必要がある。その際に建物の耐震性や防火性を決める建物ごとの構造や建築年に関する情報は重要である。（佐伯・翠川，2001；岡田・高井，1999）

1.1 関連する先行研究

建物の構造や建築年代を推定する既存研究は、大きく分けて条件や確率に応じて建物ごとに構造や建築年代を分配した研究と、機械学習や深層学習を用いて推定を行った研究が挙げられる。

まず、前者の例としては、尾崎・盛岡（2016）による住宅・土地統計調査をクロス集計し、建物属性の条件付確率を算出することで、建物ごとの構造を推定した研究がある。また、加藤ほか（2006）は建物の階数や建て方の条件ごとに確率を変動させ建物ごとの耐火性能の構造級を推定している。しかし、これらの研究では信頼性の検証が十分には行われていないという課題があった。

* 学生会員 東京都市大学大学院総合理工学研究科（Tokyo City University）
〒158-0087 東京都世田谷区玉堤 1 丁目 2 8-1 Tel : 03-5707-0104 E-mail : g2281630@tcu.ac.jp

** 正会員 東京都市大学建築都市デザイン学部都市工学科（Tokyo City University）

*** 非会員 SOMPO リスクマネジメント株式会社（Sompo Risk Management Inc.）

一方、後者の例としては、Li et al. (2018) による建物画像や深層学習を用いて建物の建築年を推定した研究や、Rosser et al. (2019) による地形図と数値表層モデルを用いて機械学習により建物構造を推定した事例がある。他にも沖・小川 (2021) による建物外観画像と建物属性情報を用いた画像データと、構造化データを組み合わせて、建物構造を推定した研究がある。これらの既存研究では建築年や構造といった建物属性の推定において一定の成果が得られている。しかし、これらの先行研究では画像データや数値表層モデルといった、整備に時間やコストを要するデータが必要であるという課題があった。他にも Zhou and Chang (2021) は建物の形状や POI (Point of interest) などを説明変数にし、12 種類の機械学習手法を用いることで、建物ごとの構造を推定している。同研究では勾配ブースティングのアルゴリズムを用いて高精度の推定が可能であった。しかし、同研究の手法は建物の頂点の数といった形状に関する詳細な情報を必要であり、また日本に広く分布している木造の建物を推定対象していないといった課題がある。

1.2 本研究の目的

そこで本研究では、国勢調査や住宅・土地統計調査といった、既に整備されている統計資料を集計することで得られる様々な地理空間的情報と、後述する損害保険会社が保有する損害保険契約情報(以下「保険契約データ」)から得られる建物に関する様々な属性情報に結合し、これらから得られる建物とその周辺に関する多様な情報を特徴量とした機械学習を行うことで、建物ごとの構造および建築年代の推定を行った。その後、推定に有効であった特徴量の分析を行い、既存統計から作成した特徴量が有効であったか否かの検証を行った。研究対象地域は東京 23 区全域と兵庫県神戸市全域とした。

2. 研究手法

本研究では、住宅物件に対象を絞り建物の構造と建築年代の推定を行った。建物構造は建物構造級を読み替えることで得られる鉄筋コンクリート造 (以

下 RC 造)、鉄骨造 (以下 S 造)、木造の 3 クラスを目的変数に設定しモデルを作成した。建築年代は建築年を分類問題として 1970 年以前、1970 年代、1980 年代、1990 年代、2000 年代、2010 年以降の 6 クラスに分類するモデルを作成した。

まず、統計資料から作成した特徴量を建物データと空間結合を行った。次に 2 割をテスト用、8 割を学習用に分割を行った。そして、各クラスに分類される確率を算出する機械学習モデルを作成しテストデータに対して推論と信頼性の検証を行った。

2.1. 学習に使用するデータ

本研究では、損害保険ジャパン社保有の匿名化処理済み保険契約データから得られる建物ごとの構造と建築年代を教師データに用いた。表 1 に東京 23 区と兵庫県神戸市における各構造級の建物数、表 2 に東京 23 区と兵庫県神戸市における建築年代別の建物数を示す。

2.2. 既存統計に基づいた特徴量の作成

本研究では、推定に用いる特徴量に保険契約データから得られる建物の階数や面積といった情報と、

表 1 研究対象地域における構造別建物数

建物構造	東京 23 区	兵庫県 神戸市
RC 造	221,633	12,935
鉄骨造	109,372	5,894
木造	557,22	111,77
合計	386,727	30,006

表 2 研究対象地域における建築年代別建物数

建築年代	東京 23 区	兵庫県 神戸市
1970 年以前	15,007	816
1970 年代	38,251	2,544
1980 年代	55,467	5,466
1990 年代	49,120	5,560
2000 年代	63,892	3,257
2010 年以降	62,296	2,677

国勢調査から得られる年代別の人口や居住期間といった居住者に関する情報、用途地域や DID 地区といった周辺地域に関する情報を特徴量に用いた。

表 3 に推定に用いた特徴量の一覧を示す。統計資料から作成した変数は全て既に整備されているオープンデータから作成しているため、データの入手が容易という利点がある。以下に表 3 の特徴量の詳細を説明する。

(1) 各年齢階級人口の割合

2015 年の国勢調査小地域集計第 3 表から年少人口、生産年齢人口、老年人口の割合を算出することで作成した。これは居住者が高齢化した地域ほど木造の建物が多く、建築年代の古い建物が増える傾向にあると考えられるため、特徴量として追加した。

(2) 居住期間の割合

2015 年の国勢調査小地域集計第 13 表から作成した。これは地域全体の居住者の居住期間が長い傾向にある地域では、木造の建物が多く建築年代も古い傾向にあると考えられるため、特徴量として追加した。

(3) 年収階級別推定世帯数割合

2015 年の国勢調査小地域集計第 7 表と、2018 年の住宅土地統計第 44-4 表から作成した。まず、住宅土地統計から市区町村毎で集計された住宅の所有形態・年収階級別世帯数を割合に変換し、次に国勢調査の住宅の所有形態別の世帯数に対して、先に住宅土地統計から算出した割合に基づいて年収階級の世帯数を推定することにより、町丁字ごとの年収階級別の世帯割合を作成した。これは地域ごとの年収階級によって、その地域の住宅の建て方の傾向に影響が出るものと考えられるため、特徴量として追加した。

(4) 住宅の建て方別の各構造割合

国勢調査小地域集計第 8 表と住宅土地統計第 8-3 表を用いて作成した。まず、住宅土地統計から市区町村毎の住宅の建て方別の各構造割合を算出し

表 3 推定に用いた特徴量

作成した特徴量	使用した統計資料
1. 年齢階級別人口割合 (3 区分)	国勢調査小地域集計 (2015 年)
2. 居住期間別世帯割合 (6 区分)	国勢調査小地域集計 (2015 年)
3. 年収階級別世帯割合 (9 区分)	国勢調査小地域集計 (2015 年) 住宅・土地統計調査 (2018 年)
4. 建て方別構造割合 (3 区分)	国勢調査小地域集計 (2015 年) 住宅・土地統計調査 (2018 年)
5. 建て方・構造別建築年割合 (7 区分)	住宅・土地統計調査 (2018 年)
6. 用途地域 (13 区分)	用途地域ポリゴン (国土数値情報)
7. 人口集中地区 (13 区分)	人口集中地区ポリゴン (国土数値情報)
8. 建物データ	面積, 階数, 延床面積, 建物用途, 総部屋数など

た。算出した割合を町丁字ごとの建物数に乗じることで町丁字ごとの建て方別の各構造割合を算出した。これは木造の割合が高い地域ほど、建物個別の構造においても木造となる確率が高くなるため、特徴量として追加した。

(5) 建て方・構造別建築年割合

住宅土地統計第 10-2 表を用いて作成した。まず、住宅土地統計から市区町村毎の住宅の建て方・各構造別の建築年代割合を算出した。これは、ある年代に建築された建物の割合が多ければ、建物個別の建築年代においても確率の高い年代となるが可能性が高くなると考えられるため、特徴量として追加した。

(6) 用途地域

国土数値情報より入手した 2011 年の用途地域データ (ポリゴンデータ) を使用した。なお、用途地域はラベルエンコーディングをして付与した。これ

は、等しい用途地域が指定されている場合には、類似した特徴を有する建物が集まっていると期待でき、類似した建物のグループを表現することができると考えられるため、特徴量として追加した。

(7) 人口集中地区

国土数値情報より入手した 1965 年から 2015 年まで 5 年ごとの人口集中地区ポリゴン（ポリゴンデータ）を使用した。各年で人口集中地区に指定されているか否かをダミー変数化し付与した。これは人口集中地区に指定された年代と建物が多く建てられた年代に相関があるのではないかと考え、特徴量として追加した。

(8) 建物データ

保険契約情報から得られる建物についての特徴量と、本研究で用いた建物データから得られる属性値を特徴量として活用した。契約情報から得られる属性としては建物の面積や階数、建物用途などの情報が挙げられる。

以上で作成した特徴量の例として、図 1、図 2 に一都三県における高齢人口の割合と、居住期間が 20 年以上の人口割合の空間的な分布を示す。

2.3. 構造及び建築年代の推定手法

本研究では、前節で述べた統計資料から作成した説明変数と、建物データから得られる特徴量を用いて建物構造と建築年代の推定を行う。本研究のように複数の説明変数から目的変数を推定する際には、重回帰分析やロジスティック回帰（白木ほか, 2007; 井城ほか, 2012）、線形的に分類することが難しいと予想される場合にはサポートベクタマシンなどの分類器を用いることもできる（奥村ほか, 2021）。一方、本研究で作成した特徴量は住宅・土地統計調査が実施されていない地域や、用途地域が指定されていない地域では欠損値が生じてしまう可能性がある。そこで本研究では欠損値を扱うことのできる機械学習手法の 1 つであり、勾配ブースティングアルゴリズムを用いている LightGBM（Light Gradient Boosting

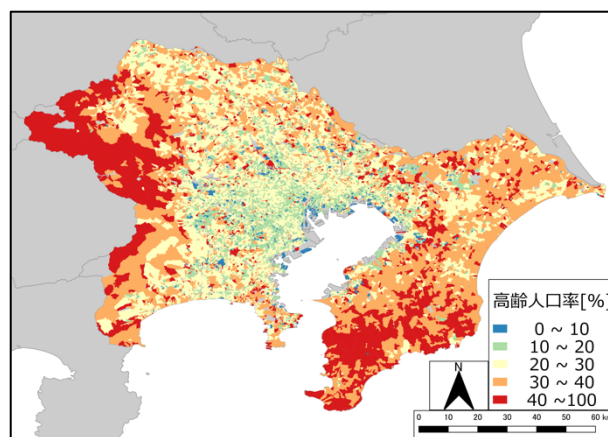


図 1 高齢人口率（一都三県，小地域毎）

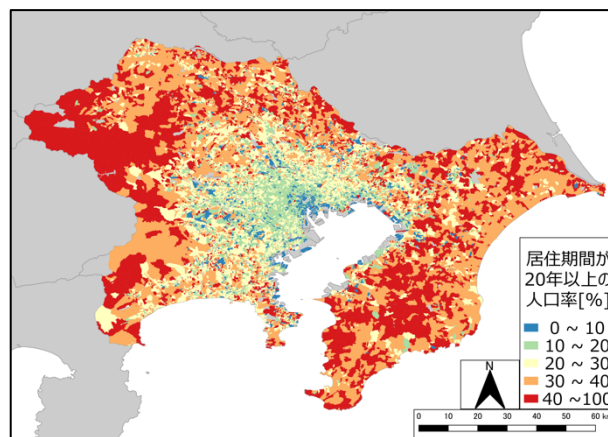


図 2 居住期間 20 年以上の人口割合
（一都三県，小地域毎）

Machine) を用いて学習モデルを構築した（Guolin Ke et al. 2017）。この手法は決定木を逐次的に作成し、各決定木から得られた値を足し合わせ、多数決を取ることで予測値を推定する手法である。この手法は推定精度が高く、欠損値があるデータも処理が可能という点が優れている。また、先行研究においても有用性が示されている手法である、

本研究では各クラスに分類される確率を算出し、その確率が一番大きかったクラスに分類するモデルを作成した。また、学習を行う際は学習用データを目的変数に偏りが生じないように 5 分割し、そのうち 1 つを検証用データに用いて学習を行うことで過学習が生じないように対策を行った。また、本研究では地域ごとに建物の特徴は異なると考え、東京 23 区と神戸市それぞれの地域のデータで学習したモデ

ルを作成した。

3. 推定結果と検証

3.1. 構造についての推定結果

前章で作成した機械学習モデルを用いて東京23区および兵庫県神戸市において建物構造の推定を行った。前章で設定した学習に用いていないテストデータに対する推定結果をそれぞれ表4、表5に示す。表4から東京23区では正解率が90.29%、F値が0.8317と高い精度で推定することができた。同様に表5から兵庫県神戸市では正解率が85.67%、F値が0.8048と高い精度で推定することができた。

しかし、どちらの地域においても真値が木造の建物を鉄骨造と誤分類してしまっている例が多いため、今後はそれぞれの構造をより正確に分類できる特徴量の作成を試みる必要がある。

3.2. 建築年代についての推定結果

前章で作成した機械学習モデルを用いて東京23区および兵庫県神戸市の建築年代を推定した結果を表6、表7にそれぞれ示す。表6から東京23区では正解率が70.18%、F値が0.6633という精度で推定することが分かった。同様に表7から兵庫県神戸市では正解率が69.17%、F値が0.6265という精度で推定することが分かった。

次に表6におけるいて戸建て住宅のみを抽出した結果を表8に示す。また、同様に共同住宅のみを抽出した結果を表9に示す。これらの結果から東京23区では戸建て住宅の正解率は40.08%、共同住宅の正解率は83.93%であることが分かったとなった。同様に兵庫県神戸市における戸建て住宅と共同住宅それぞれの推定結果を表10、表11に示す。これらの結果から、兵庫県神戸市におけるいて戸建て住宅の正解率は54.59%、共同住宅の正解率は83.80%であることが分かったとなった。

表4 東京23区における建物構造推定の結果

検証データ		推定構造数			
		RC造	S造	木造	合計
正解値	RC造	43,600	3,743	709	48,052
	S造	2,182	19,544	149	21,875
	木造	525	202	6,692	7,419
	合計	46,307	23,489	7,550	386,727

表5 兵庫県神戸市における建物構造推定の結果

検証データ		推定構造数			
		RC造	S造	木造	合計
正解値	RC造	2,557	10	20	2,487
	S造	27	463	451	2,236
	木造	13	20	2018	1,179
	合計	2,869	2,479	654	386,727

表6 東京23区における建築年代推定の結果

		推定構造数						合計
		-1970	1971-1980	1981-1990	1981-1990	1991-2000	2000-	
正解値	-1970	1,064	617	520	212	26	75	2,514
	1971-1980	374	4,106	1,216	433	118	292	6,539
	1981-1990	218	763	6,379	1,141	248	555	9,304
	1991-2000	85	352	1,456	4,769	472	762	7,896
	2001-2010	46	165	697	919	7,794	972	10,593
	2010-	42	160	557	641	381	9997	11,778
	合計	1,829	6,163	10,825	8,115	9,039	12,653	48,624

表7 兵庫県神戸市における建築年代推定の結果

		推定構造数						合計
		-1970	1971-1980	1981-1990	1981-1990	1991-2000	2000-	
正解値	-1970	31	39	31	35	0	8	144
	1971-1980	19	268	84	65	6	10	452
	1981-1990	7	70	792	119	12	20	1,020
	1991-2000	3	25	129	756	28	38	979
	2001-2010	2	14	36	108	347	33	540
	2010-	3	19	56	77	29	330	514
	合計	65	435	1,128	1,160	422	439	3,649

表 8 東京 23 区における建築年代推定の結果
(戸建て住宅)

		推定構造数						
		-1970	1971-1980	1981-1990	1981-1990	1991-2000	2000-	合計
正解値	-1970	438	478	336	178	14	54	1,498
	1971-1980	272	851	650	324	48	196	2,341
	1981-1990	191	506	1,395	808	91	350	3,341
	1991-2000	70	246	812	1,543	189	548	3,408
	2001-2010	32	97	372	647	350	629	2,127
	2010-	35	109	304	482	155	1791	2,876
	合計	1,038	2,287	3,869	3,982	847	3,568	15,591

表 9 東京 23 区における建築年代推定の結果
(戸建て住宅)

		推定構造数						
		-1970	1971-1980	1981-1990	1981-1990	1991-2000	2000-	合計
正解値	-1970	608	139	184	34	12	21	998
	1971-1980	102	3,255	609	107	70	96	4,239
	1981-1990	27	257	4,923	296	147	205	5,855
	1991-2000	15	106	651	3,162	262	214	4,410
	2001-2010	14	68	323	246	7,239	343	8,233
	2010-	7	51	253	159	226	8206	8,902
	合計	773	3,876	6,943	4,004	7,956	9,085	32,637

表 10 兵庫県神戸市における建築年代推定の結果
(共同住宅)

		推定構造数						
		-1970	1971-1980	1981-1990	1981-1990	1991-2000	2000-	合計
正解値	-1970	16	25	25	32	0	7	105
	1971-1980	14	98	58	54	4	10	238
	1981-1990	7	50	327	88	9	14	495
	1991-2000	1	22	83	387	11	33	537
	2001-2010	2	9	29	71	47	29	187
	2010-	2	18	41	64	17	114	256
	合計	42	222	563	696	88	207	1,818

表 11 兵庫県神戸市における建築年代推定の結果
(共同住宅)

		推定構造数						
		-1970	1971-1980	1981-1990	1981-1990	1991-2000	2000-	合計
正解値	-1970	15	14	6	3	0	1	39
	1971-1980	5	170	26	11	2	0	214
	1981-1990	0	20	461	29	3	6	519
	1991-2000	2	3	45	355	17	5	427
	2001-2010	0	5	7	37	299	4	352
	2010-	1	1	15	13	12	216	258
	合計	23	213	560	448	333	232	1,809

3.3. 推定に寄与した特徴量

前節で行った建物構造と建築年代の推定に寄与した特徴量の分析を行った。具体的には本研究で作成したモデルに用いた損失関数を各決定木の分岐ごとにどのくらい減少させたかにより特徴量の重要度を算出した。損失関数は式(1)で定義される。

$$ml = -\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \sum_j^M y_{ij} \log(p_{ij}) \quad (1)$$

ml は損失関数 (multi logloss), N はデータ数, M はクラス数, y_{ij} は i 番目のデータがクラス j に含まれているか, 含まれている場合に 1, そうでない場合に 0, p_{ij} はクラス j に分類される確率を示す。

本研究では各クラスに分類される確率を算出するモデルを作成するためにこの損失関数を用いた。図 3, 図 4 に東京 23 区の建物構造と建築年推定に寄与した上位 10 個の特徴量を示す。続いて図 5, 図 6 に兵庫県神戸市の建物構造と建築年代推定に寄与した特徴量を示す。

図 3~図 6 の結果から, 建物構造を推定する際はどちらの都市においても, 延床面積や階数といった建物自体の特徴量が重要であることが分かった。また, 住宅・土地統計調査から作成した建て方別の各構造割合データも同様に重要であることが分かった。

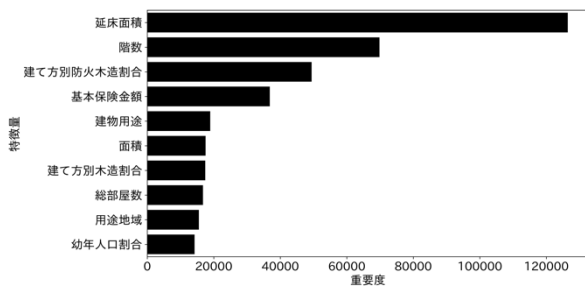


図3 東京23区における建物構造推定における特徴量重要度

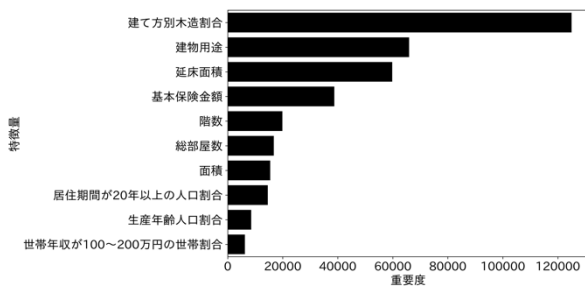


図4 東京23区における建築年代推定における特徴量重要度

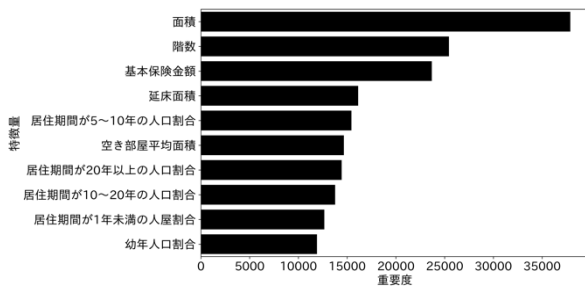


図5 東京23区における建物構造推定における特徴量重要度

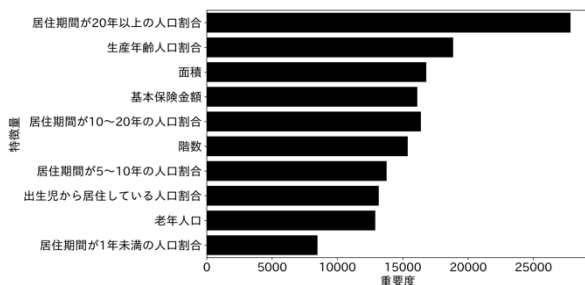


図6 兵庫県神戸市における建築年代推定における特徴量重要度

建築年代を推定する際には、東京23区の場合は建物の面積や階数といった情報が重要であることが分

かった、他にも統計資料から作成した居住期間に関するデータや、年齢階級別の人口に関するデータが有効であることが分かった。兵庫県神戸市においては、居住期間に関するデータや年齢階級別の人口に関するデータが特に重要だという結果が得られた。

3.4 まとめ

最後に、東京23区と兵庫県神戸市を対象に研究を行った成果を表12~表14にまとめる。建物構造はどちらの地域においても高精度で推定することが可能となった。また、建築年代は戸建住宅の精度は低いものの、共同住宅においては高精度で推定することが可能となった。今後は戸建住宅の建築年代を分類する上で有効な特徴量を模索する予定である。

4. まとめと今後の展望

本研究では、保険契約データから得られる建物特徴量と、国勢調査をはじめとする統計資料から得られる建物周辺の人口動態や周辺情報を特徴量とする機械学習を活用することで、建物構造と建築年代を推定する手法を開発した。また、特徴量の重要度の分析から、統計資料から作成した特徴量も

表12 建物構造の推定結果

研究対象地域	正解率	F 値
東京23区	90.29%	0.8317
兵庫県神戸市	85.67%	0.8048

表13 東京23区における建築年代の推定結果

東京23区	正解率	F 値
住宅物件全体	70.18%	0.6633
戸建住宅	40.08%	0.3648
共同住宅	83.93%	0.8028

表14 兵庫県神戸市における建築年代の推定結果

兵庫県神戸市	正解率	F 値
住宅物件全体	70.18%	0.6633
戸建住宅	54.40%	0.4639
共同住宅	83.80%	0.7834

建物固有の特徴量と同様に推定に寄与していることが分かった。

今後は研究対象地域を東京 23 区と神戸市以外に拡張するとともに、他地域での検証やデータ数の少ない地域への展開方法などを模索しつつ、全体としての精度向上の実現に向けた検討を行う予定である。

謝辞

本研究で用いたデータセットは損害保険ジャパン社およびSOMPOリスクマネジメント社との共同研究の枠組みにおいて提供を受けたものである。また、SOMPOリスクマネジメント社にはデータセットの整備や分析環境の準備など多方面においてご協力頂いた。ここに記して謝意を表したい。

参考文献

井城衣真・須藤愉・吉野博・村上周三・坊垣和明松縄堅・亀谷茂樹・高口洋人・半沢久・奥宮正哉・浅野良晴・下田吉之・村川三郎・依田浩敏 (2012) 事務所建物のエネルギー消費原単位の推定に関する研究：非住宅建築物の環境関連データベースにおける平成 21 年度調査データによる分析, 「日本建築学会環境論文集」, 77(673), 203-211.

沖 拓弥, 小川 芳樹 (2021) 不動産データベースの外観画像と属性情報を用いた建物構造・築年代推定モデル, 日本建築学会計画系論文集, Vol 86, 779号, 357-367.

岡田 成幸, 高井 伸雄：地震被害調査のための建物分類と破壊パターン, 日本建築学会構造系論文集, 1999, Vol.64, 524 号, 65-72.

尾崎平・盛岡通 (2016) 建物属性の推定に基づく地震・津波被害による廃棄物発生量の推計, 「第 27 回廃棄物資源循環学会研究発表会講演集」, A11-3.

加藤 孝明, 程 洪, 亜力坤 玉素甫, 山口 亮, 名取晶子, 建物単体データを用いた全スケール対応・出火確率統合型の地震火災リスクの評価手法の構築, 地域安全学会論文集, 2006, 8 卷, 279-288.

国土交通省国土の長期展望専門委員会 (2019) 国土に係る状況変化 (自然災害のリスク増大) について <<https://www.mlit.go.jp/kokudoseisaku/content/001373>

119.pdf>.

国土交通省 令和元年東日本台風の発生した令和元年の水害被害額が統計開始以来最大に令和元年の水害被害額 (確報値) を公表 <<https://www.mlit.go.jp/report/press/content/001396912.pdf>>.

白木洋平・近藤昭彦・一ノ瀬俊明 (2007) GIS とリモートセンシングを用いた地表面構造が都市の温度形成に及ぼす影響評価, 「環境科学学会誌」, 20(5), 347-358

内閣府 平成 28 年熊本地震の影響試算について <<https://www5.cao.go.jp/keizai3/kumamotoshisan/kumamotoshisan20160523.pdf>> (最終閲覧日 2022 年 8 月 16 日)

Chi,Y, Wu,Z, Liao,K, Ren,Y. (2020) Handling Missing Data in Large-Scale MODIS AOD Products Using a Two-Step Model. Remote Sensing. 12(22):3786.
Ke,G., Meng,Q., Finley,T., Chen,T., Ma,W., Ye,Q.and Tie,Y. (2017) LightGBM: A Highly Efficient Gradient Boosting Decision Tree, Advances in Neural Information Processing Systems 30 (NIPS 2017),
Li,Y., Chen,Y., Rajabifard,A., Khoshelham, K.and Aleksandrov, M. (2018) Estimating Building Age from Google Street View Images Using Deep Learning, 10th International Conference on Geographic Information Science (GIScience 2018), 40:1-40:7

Rosser,J.F., Boyd, D.S., Long,G., Zakhary, S.,Mao,Y. and Robinson,D. (2019) Predicting residential building age from map data Computers, Environment and Urban Systems. Vol.73, 56-67,

Zhou,P. and Chang,Y. (2021) Automated classification of building structures for urban built environment identification using machine learning, Journal of Building Engineering, Vol.43, 103008,