# 人口変化と居住形態および電力化を考慮した家庭部門市町村 別 CO2 排出の 2050 年予測および建材需要の推計

A Projection of Future CO2 Emissions of Households and Building Material Demand in 2050 under Population and House Preference Changes

> 森 俊介 Shunsuke Mori

The CO2 emission of household sector is one of the key issues in future Japan decarbonization policy since it depends on non-market factors such as life style, household structure, and regional weather conditions. Our previous study of the author estimated the energy demand and CO2 emissions of household in 2030 by municipal based on the Survey of Household CO2 emissions by Ministry of Environment Japan. The author gives regional energy demands and carbon emissions of household sector considering the population changes, the preference of building types, i.e., detached house or apartment house by region. This study expands the projection of energy demand and carbon emission by 2050. In order to provide building material demand in 2050 to Input-Output analysis, demand for cement is also projected with respect to seven type non-residential buildings, i.e. offices, shops, firms, warehouses, schools, hospitals and others, and 15 type non building construction categories. The results show future cement demand will slightly increase until 2030 and decrease by 60% by 2050.

Keywords: households, rural and urban rea, demand for building materials, cement demand

#### 1. 背景と目的

日本政府が公約した 2050 年以降 4) の「ゼロエミッション目標」において、家庭部門の排出削減は大きな課題となっている. を掲げている. 環境省 2019 年度(令和元年度)の温室効果ガス排出量(速報値)によれば、電力・熱配分後の家庭部門からの CO2 排出は日本全体の 15.4%を占める.

筆者らはすでに LCS における環境省家庭部門 CO2 排出調査<sup>1)</sup>を用い、地域の人口減少と世帯構成変化(単身世帯が増加)を取り上げ、2030 年における①戸建て住宅から集合住宅への移動、②新築住宅需要の変化するのかに特に着目し、さらに、③エネルギー消費、輸送需要、CO2排出の変化を試算し本会で報告した<sup>2)</sup>. さらに、建材需要についても試算を行った.

ただし、予測年次は2030年にとどまり我が国の炭素中立 化目標である2050年の評価には至らなかった.

ここでは、フローとしての家庭部門からの CO2 排出量変化とともに、ストック需要として重要な役割を果たすセメント需要に着目し、建物需要に加え土木建設部門の需要予測を行ったのでここに報告する。セメント需要推計値は、LCS で行っている産業連関分析の入力情報の一つとなる。

\*科学技術振興機構低炭素社会戦略センター研究統括/上席研究員〒102-8666 東京都千代田区四番町 5-3 サイエンスプラザ

E-mail: mori@jst-lcs.jp

本研究は、科学技術振興機構 低炭素社会戦略センター におけるこれまでの活動<sup>3)</sup>の延長上にあるものではあるが、 本報告にありうる誤りはすべて筆者の責に帰すものである.

# 2. 家庭部門エネルギー需要分析

## 2.1 家庭部門エネルギー消費量の地域と住宅の分析

本報告で用いた環境省調査は、すでに平成29年以降3回 実施され、いずれも全国約10,000件のデータを集めている。本報告の基本的な方法はすでに昨年度の報告で述べているので詳細はそちらに譲る。本報告では将来予測を2050年まで延長するとともに、フローとしてのエネルギー消費に加えストックのための建材需要を非住宅建物、土木建設需要に拡大した。家庭部門の方法は、アンケート結果を市町村別に集計し①都市部及び郊外部、②集合住宅世帯及び戸建て住宅世帯、で4群に分けた。各県の都市部と郊外部を県庁所在地(政令都市においては区部)の可住地人口密度により分類した点は同じである。ただしの平均可住地人口密度を用いた。結果の一部を例として図1に示す。一人当たりのエネルギー消費(自動車を除く)の地域と住宅別比較を示すが、地域差は比較的明瞭であるが、都市部と郊外部、集合住宅と戸建て住宅の差は明らかでない。

#### 一人当エネルギー消費(GJ)(除自動車)

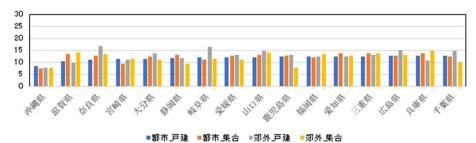




図1 世帯当たり地域・住宅種別エネルギー消費(一部:除自動車)

世帯当たり自動車エネルギー消費(GJ)

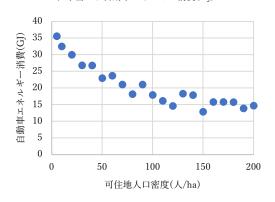
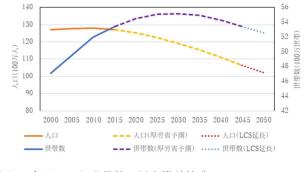


図2 可住地人口密度群化した自動車エネルギー消費



人口及び世帯数推移

図4 全国人口と世帯数の将来推計値4)

ただし 2050 年値は LCS による単純な外挿値である. 両者

一人当自動車用エネルギー消費 (GI)

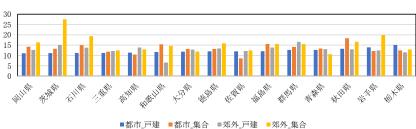


図3 一人当たり自動車用エネルギー消費

一人当たり自動車用燃料消費と可住地人口密度には図2の

には時間的なずれがあり、2030 年を過ぎると住宅ストック需要全体が減少することが示唆されている.また、世帯当たり人口の減少傾向は明らかに継続する.本研究では、市町村ごとの将来世帯数と人口の変化を、戸建住宅から集合住宅への移動としてモデル化した.住宅種別の世帯当たり居住者数は図5のように県間で差があり、集合住宅では沖縄が最大となる.

人口移動シナリオには、2)と同様、ここでも①戸建住宅から集合住宅への移動なし(居住者数に比例して住宅戸数も変化)、②低移動ケース(戸建→集合住宅移動人数を制約)、③高移動ケース(戸建→集合住宅移動人数を拡大)、④移動加速ケース(戸建→集合住宅移動人数をさらに拡大)、の4ケースを設定した.

ような傾向があるものの,図3 のように県ごとに表示すると, 県間,特に大都市とそれ以外の 差はあっても県内の地域差,住 宅種別の差に明確な傾向が見 られない.このことは,県内で の人口移動では輸送需要に大 きな差が生じないことを示唆 している.

ただし、このアンケートでは 地域によってはサンプル数が 少なく、偏りが生じやすいこと が留保条件となる.

将来人口の変化と世帯数の 変化は、住宅需要の基本的な要 因である。図4は厚労省人口問 題研究所の地域別人口と世帯 数の中位予測である。 ケース別の 2050 年までの世帯数と人口移動の推計結果を表1に示す. ここでは現存の空家は含まない. またアンケートは日本の全市町村を含んでいないため, 合計は全国値とは一致しない.

前報では、環境省調査に基づいて市町村別のエネルギー需要と EV 化等の効果を評価したが、本報告では建材需要に着目し、セメント需要や建材起源の CO2 排出量に着目する.

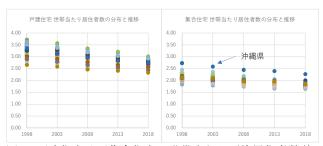


図 5 戸建住宅及び集合住宅の世帯当たり平均居住者数4)

表 1 市町村別推計に基づく戸建住宅・集合住宅別世帯数と 移動人数将来予測値

多期八級村米丁側旭							
	人口移動シナリオ	戸建住宅世 帯 (1000戸)	集合住宅世 帯数 (1000 戸)	世帯数計	戸建-集合移 動累積人数 (1000人)		
2018	実績	27,641	24,592	52,233			
	移動なし(2030)	27,156	25,069	52,225	0		
	低移動(2030)	27,137	25,089	52,225	49		
2030	基準推移(2030)	23,971	29,553	53,524	8,032		
	高移動(2030)	22,423	31,787	54,210	11,966		
	移動加速(2030)	20,322	34,885	55,207	17,335		
	移動なし(2040)	26,031	24,320	50,351	0		
	低移動(2040)	25,896	24,364	50,260	336		
2040	基準推移(2040)	22,864	30,581	53,445	8,319		
	高移動(2040)	21,382	33,408	54,790	12,253		
	移動加速(2040)	19,371	37,361	56,732	17,622		
	移動なし(2050)	24,573	24,130	48,703	0		
	低移動(2050)	24,332	24,204	48,536	620		
2050	基準推移(2050)	21,477	30,755	52,231	8,594		
	高移動(2050)	20,082	33,863	53,945	12,528		
	移動加速(2050)	18,187	38,629	56,816	17,897		

将来の新築住宅需要は、以下のようにして求める。ここでは、世帯数を住宅ストック需要とし、現在の空き家は2030年時点ではすべて除去されるものとする。t 期のストック戸数 S(t) と新築戸数 S(t) と新築戸数 S(t) と新築戸数 S(t) と新築戸数 S(t) と新築戸数 S(t) (S(t) + S(t) + S(t) + S(t) + S(t) の関係を仮定する。2018年の戸建住宅、集合住宅の新築戸数はそれぞれ431、343 戸と511、027 戸の計905、123 戸である。表1の世帯数が新築住宅の対象とすると、この比率は2018年断面では戸建住宅1.6%/年、集合住宅で2.1%/年、全体では1.8%/年となる。この数値は、住宅寿命とされる40年-60年の範囲とほぼ整合するが、さほど長期的に安定的なパラメータではない。ここでは、新築需要の推計に当たり、

2%/年を仮定する. ただし,2018年以降の新築住宅は,20年間は除却されないものとし,既存のストックのみ年率2%で減少するものとする. これにより,将来時点の住宅種別ストックと世帯数から,新築住宅需要を求められる.

こうして得た 2018 年以降 2030 年及び 2050 年まで累積 建築住宅数を表 2 に示す. 移動シナリオにより戸建住宅と 集合住宅の変化パターンには差が生じる. 集合住宅全般, 郊外部戸建住宅に影響が大きい.

表 2 人口移動シナリオと 2018 年以降の累積新築住宅数

			戸建住宅		集合住宅			
	居住移動シナリオ	都市部	郊外部	合計	都市部	郊外部	合計	
	移動なし(2030)	3, 728	1, 745	5, 473	4, 774	943	5, 717	
	低移動(2030)	3, 726	1, 738	5, 464	4, 777	961	5, 737	
2030	基準推移(2030)	1,948	834	2,782	7, 594	2,606	10, 201	
	高移動(2030)	1, 287	499	1, 787	8, 991	3, 444	12, 435	
	移動加速(2030)	651	206	857	10, 916	4, 616	15, 532	
	移動なし(2040)	5, 572	2, 756	8, 328	7, 082	1, 430	8, 512	
	低移動(2040)	5, 531	2, 677	8, 208	7, 096	1, 460	8, 555	
2040	基準推移(2040)	3, 704	1,689	5, 393	10,957	3,812	14, 769	
	高移動(2040)	2, 843	1, 253	4, 096	12, 694	4, 902	17, 596	
	移動加速(2040)	1, 859	723	2, 582	15, 056	6, 493	21, 549	
	移動なし(2050)	6, 606	3, 528	10, 135	9, 160	2, 057	11, 217	
	低移動(2050)	6, 536	3, 385	9, 921	9, 185	2, 105	11, 290	
2050	基準推移(2050)	4, 838	2, 376	7,214	13,061	4, 774	17,835	
	高移動(2050)	4, 028	1, 899	5, 927	14, 864	6, 079	20, 943	
	移動加速(2050)	2, 970	1, 288	4, 258	17, 649	8, 061	25, 710	

前報のように、新築住宅床面積は全国的に戸建住宅で 120m²,集合住宅で 50m²付近に収束する傾向がうかがえるので、今回もこの数値を将来値に用いる.

#### 2.2 住宅用建材需要の分析

新築住宅の工法別シェアは 2018 年値を 5)から表 3のように得られる。また工法原単位は 6)に表 4のようにある。しかしこの原単位は面積や用途を反映していないため全建物に適用するとセメント生産量から過大評価となるので、補正を行う必要がある。ここでは産業連関表物量表に合わせ、40.5%に補正する必要が生じた。

表3 2018年度 住宅種・工法別床面積シェア5)

	SRC 面積	RC 面積	S面積	他非木 造面積	木造 面積
戸建住宅	0.03%	0.87%	9.8%	0.2%	89.1%
集合住宅	0.87%	56.1%	20.6%	0.08%	22.4%

これらは、集合住宅への移動は建材起源の CO2 排出を増や すことを示唆する.人口移動シナリオと合わせた建材起源 の CO2 排出推計結果を表 5 に示す.

# 3. 非住宅建物建材需要の推計

事務所,店舗など非住宅建物は多様であるが,そのストック需要は,人口や経済活動から決まると考えられる.

表 4 国土交通省は、住宅用建材消費原単位6)

建材消費原単 位	工法						
10m2 あたり	SRC	RC	S	木造			
セメント(t)	2. 57	3. 05	1.61	0.78			
生コン(m3)	7. 43	8. 83	4. 05	2. 23			
石材・骨材 (m3)	10. 1	11. 18	7. 68	4. 05			
木材(m3)	0.09	0.34	0. 13	1. 91			
鋼材(t)	1. 36	1. 46	1.6	0. 13			

表 5 新築住宅の建材需要起源の CO2 排出量(補正後)

人口移動:	シナリオ	セメント起 源(kt-CO2)	生コン起源 (kt-CO2)	石材・骨材 起源(kt- CO2)	木材起源 (kt-CO2)	鋼材起源 (kt-CO2)	CO2排出計 (kt-CO2)
実績値	2018	3,860	3,394	500	892	4,850	13,497
	2030	3,112	2,782	402	890	3,208	10,395
比例縮小	2040	1,763	1,575	230	541	1,776	5,885
	2050	1,718	1,538	218	442	1,828	5,744
	2030	3,643	3,269	438	600	4,252	12,201
基準	2040	2,080	1,861	265	539	2,207	6,952
	2050	2,005	1,796	249	443	2,213	6,707
	2030	4,663	4,194	537	445	5,807	15,646
移動加速	2040	1,790	1,602	225	422	1,946	5,985
	2050	2,632	2,360	319	467	3,035	8,812

新築建物については①事務所、②店舗、③工場及び作業 場、④倉庫、⑤学校の校舎、⑥病院・診療所、⑦その他、 の用途別、木造、RC、SRC、S、WRC、その他の6種類の工法 別の統計が1988年以降毎年公表されている.しかしストッ クは, 法人保有の店舗・事務所, 工場・作業場, その他の 3種、および病院や教育施設等公共非住宅建物が2008年以 降公表されているのみである. 前者については、ストック が竣工年別に分けられており残存率等を計算できる. しか し 2013 年度調査は 2008 年度調査と比較し、各建物年令ク ラスでストックが一様に増加するなど調査対象の変化が示 唆され、接続ができない. これらのため、統計的解析には 限界が生じ留保条件の下での予測となる. また, 2013 年度 調査では「世帯保有の非住宅建物」床面積合計値が示され、 これが全床面積の34%に及んでいる.このため、新築建物 統計から推計した建物ストックは調整が不可欠である. こ こでは、以下の手順で建物ストックの将来推計を行った.

# 3.1 建物ストック需要の回帰式

まず,法人所有業務建物について次の回帰式を適用する.

ln (建物種 i の床面積/人口) = Ai ln(人口) + Bi ln(GDP/人口) +  $\gamma_i$  (調査年ダミー) + Ci (1)

(調査年ダミー)は2013以降1,それ以前は0とする.ただし人口には年齢クラス別人口を用い,適切なものを選択する.Biはフリーアドレスやテレワークなどによる近年のオフィスの一人当たり床面積低下傾向シナリオを反映する.また,GDPも全GDPのほか部門別生産額を適用し最も適切な結果を与えた指標を採用する.この結果を表6に示す.データ数が少ないため,統計指標は参考指標にとどまる.

公共建物については一貫性あるデータがさらに短いので、ここでは教育用建物施設は20歳以下人口変化率との過去4年のトレンド(係数0.27)による延長、それ以外の施設では20歳以上人口一人当たり床面積を将来に延長し推計した.

# 3.2 建物ストック需要の予測式

新築建物統計は7種別に取れるので,まず2018年の種類別ストック初期値を3種建物ストックを1988-2018新築建物面積合計値で按分で与える. 2018年ストック初期値S(i)は法人のみなので,全体への拡大率をA(i)を与える.建物ストック統計は1991年以前は10年ごと,1950年以前は合計値のみ与えられているので,2018年の法人・世帯建物ストックを

$$A(i)S(i) = \sum_{t=0}^{27} R(t,i)N(2018 - t,i) + B(1991)$$
 (2)

とする. N(i, 2018-t)は 2018-t 年の新築面積、B(1991)は 1991年以前に建てられた建物の残存面積である. この調査の建物残存率と整合しかつ全床面積が 2013年調査の拡大率と整合するよう,ワイブル分布の尺度パラメータおよび拡大率の調整を最小二乗法で求める.

表 6 法人非住宅建物ストック回帰式

		調査年 ダミー	一人当 りGDP	年齢ク ラス人	R2	DF
事務所・店舗	GDP7年移動平均	0.047	0.454	1.084	0.998	-4.42
(40歳以上人 口)	( t -値)	9.91	3.23	9.45		
工場・倉庫	輸送機械生産額 10年移動平均	0.071	0. 139		0. 995	-3. 35
(40歳以上人 口)	(t-値)	37. 67	3. 66			
その他		0.073		2.931	0.988	-3. 21
(30歳以上人 口)	(t-値)	10. 1		8. 66		

ただし病院、学校は A(i)=1 とする. 結果を表 7 に示す.

表7 ストック拡大率とワイブル分布による半減期

	事務所	店舗	工場	倉庫	教育施設	医療施設	その他
半減期(年)	41.5	41.6	48.8	49.3	34	34	32.3
ストック拡大率	102%	116%	123%	147%	100%	100%	148%

これらから,2030 年及び2050 年の建物種別ストック需要と既存建物の減少率が推計できるので,この差が新築需要となる.結果を表8にまとめる.

表8 非住宅建物の2018年ストックおよび新築需要

を前提として今後の設備更新需要を求めるには、残存分布と過去の投資系列が必要となるが、これは 1960-2014 年間しかない. そこで、同報告書の 1960 年時点ストックを用い、① 1960-2014 年間の各設備の投資額と残存関数から 2014 年時点の更新投資需要を推計、②2014 年の投資実績値がこれを上回る場合、差額を 1960 年以前の設備ストックの更新投資とみなす、③ワイブル分布から 1960 年以前の残存確率とストックから更新額を推計、④2014 年の実績値とストッ

		1000m2	1000m2	2030:2018前	2050:2018前	ストック需要推定値		ストック変化率	
	半減期(年)	2018ストック	2018新築		建設ストック	2030ストック (1000m2)	2050ストック (1000m2)	2030/2018比	2050/2018比
事務所	41.5	413,325	6,384	299,883	214,524	406,785	335,848	98.40%	81.30%
店舗	41.6	350,427	5,346	266,298	209,913	344,882	284,740	98.40%	81.30%
工場	48.8	608,373	10,074	473,000	353,226	619,570	637,760	101.80%	104.80%
倉庫	49.3	520,161	9,687	398,305	283,253	529,734	545,287	101.80%	104.80%
学校・校舎	34	175,940	2,477	116,526	82,727	167,648	150,919	95.30%	85.80%
病院・診療所	34	124,827	1,706	84,393	62,128	123,291	106,255	98.80%	85.10%
その他	32.3	1,145,160	16,758	660,509	369,431	1,131,073	974,780	98.80%	85.10%
合計		3,338,213	52,432	2,298,914	1,575,202	3,322,984	3,035,588	99.50%	90.90%

ク更新額が一致するよう調整係数を求め補正, という手順

表 9 非住宅建物建材需要推計值

		新细	<b>桑着工面積建材需</b>	等要	累積建材需	要(×1000)
		2018	2030	2050	2018-2030	2030-2050
	セメント(t)	5,197,719	6,449,790	1,655,190	77,397,479	33,103,809
	生コン(m3)	13,752,905	17,086,426	4,353,249	205,037,118	87,064,972
建材需要(補正後)	石材・骨材(m3)	23,205,012	28,776,277	7,447,294	345,315,322	148,945,886
建材需要(棚上仮)	木材(m3)	967,476	1,287,700	275,652	15,452,408	5,513,036
	鋼材(t)	4,178,800	5,143,097	1,371,050	61,717,167	27,420,990
	セメント投入合計(t)	9,323,591	11,575,718	2,961,165	138,908,615	59,223,300
	セメント起源(kt-CO2)	4,227	5,246	1,346	62,947	26,923
74-14-17 F 0 0 0 4 1 1 1 1 1 1 1	生コン起源(kt-CO2)	3,986	4,951	1,261	59,418	25,231
建材起源CO2排出量 (補正後)	石材・骨材起源(kt-CO2)	580	719	186	8,633	3,723
(IIIII IX)	木材起源(kt-CO2)	206	275	59	3,293	1,175
	鋼材起源(kt-CO2)	8,107	9,978	2,660	119,731	53,197
CO2排出量合計	全CO2排出量(kt-CO2)	17,106	21,169	5,513	254,022	110,249
(補正後)	エネルギー起源CO2(kt-CO2)	15,306	18,935	4,939	227,220	98,785

をとった. 更新投資額が 実績値を上回る場合は補 正は行わない.

こうして推計した 2014 までの投資実績値と 2015 年以降の更新需要推計値 を図 6 およびお表 1 0 に 示す. 日本の非建物イン フラは 1990 年代半ばに急 増後減少し,今後更新需 要が発生する.

投資額からの建材需要 推計には、建設部門産業

X値がある.2018 - 連関表の投入係数を利用できる.ここでは 2015 年表を用い

住宅と同様,新築建物統計には工法別の数値がある. 2018 年値を将来に延長し建材需要を表9のように推計した. こ

の場合も、住宅と同様、セメント生産量が 2015 年産業連関表と整合するよう、42.7%に 補正を行った.人口減少を反映し2030-2050 年間では需要が大きく減少する点は住宅と同 様である.

#### 4. 非建物土木建設による建材需要の推計

土木建設部門では今後,新設よりも既存インフラの補修・整備が中心になると思われる. 「日本の社会資本 2017」<sup>7)</sup> は道路や港湾など17 部門について 2014 年までの過去の投資実績とストック,および設備耐用寿命と残存曲線パラメータを示している.ストックの維持

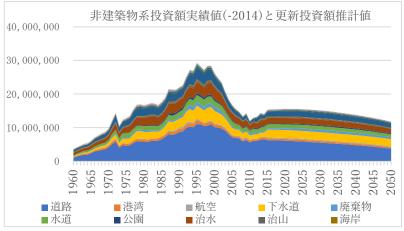


図6 1960-2014 年までの土木建設投資額とワイブル残存関数によるインフラ更新需要の推計値(百万円)

ている. 生コンクリート投入額からセメント投入量への変換には物量表の生コンクリート価格と生コンクリート 1m3 あたりのセメント投入量 0.3t/m3 を仮定した.

こうして得た土木建設部門およびこれまでの住宅および 非住宅建物のセメント需要(生コンクリート用含む)将来推 定値を表11に示す.

表10 推計将来インフラ更新需要額

百万円	2014実績	2030年	2050年
道路	6, 601, 605	5, 535, 093	3, 758, 230
港湾	559, 210	495, 258	379, 383
航空	167, 421	267, 822	276, 497
下水道	1, 274, 921	2, 334, 324	2, 174, 431
廃棄物	474, 293	704, 666	564, 704
水道	1, 171, 538	1, 099, 748	871, 343
公園	244, 926	304, 338	249, 767
治水	1, 681, 444	1, 602, 874	1, 367, 015
治山	221, 006	252, 622	203, 621
海岸	229, 252	182, 912	132, 355
農業	895, 889	1, 616, 415	1, 244, 836
林業	142, 843	294, 437	241, 613
漁業	301, 213	299, 332	230, 381
国有林	67, 347	120, 705	81, 491
工業用水	37, 259	32, 284	18, 861
非建物系合計	14, 070, 167	15, 142, 832	11, 794, 529

推計 2018 年セメント需要 45,508 千トンはセメント協会の国内販売実績値 41,178 千トンよりも大きく、生産量60,093 千トンから輸出量を差し引いた 49,435 千トンより小さい. ほぼ妥当な推計と思われる.

# 5. 結論

本報告では、昨年度報告した環境省の調査をもととする家庭部門の CO2 排出を2030年及び2050年に延長し、さらに非住宅建物、土木建設について将来のセメント需要を用途別に推計し積み上げた. 結果は2018年実績値について、セメント協会統計と整合的な値を与えた. 将来値では、2030年までは2018年から微増、2050年では2018年から62%に減少することが示された. 建物新築需要は2050年で住宅系52%、非住宅建物で32%まで減少するものの、既存インフラ補修・更新需要が2050年でも2018年の70%となるためである. 他

方,インフラ更新投資が進まない点への懸念も指摘されて おり<sup>8</sup>,国土の強靭化の視点からは大きな問題点となって いる.

なお、本研究は、エネルギー・資源学会による「環境省家庭部門の CO2 排出実態統計調査及び家庭からの二酸化炭素排出量の推計に係る実態調査 全国試験調査の調査票情報を用いて行う研究」の一環であることを付記する.

# 参考文献

[1] 環境省, "家庭部門の CO2 排出実態統計調査 (家庭 CO2 統計)".

http://www.env.go.jp/earth/ondanka/ghg/kateiCO2tokei.html

[2] 森,「人口変化と集合住宅と戸建て住宅間の世帯移動を 考慮した家庭部門 CO2 排出調査に基づく CO2 排出の地域 別予測」、第 38 回エネルギーシステム・経済・環境コンファレンス、2022 年 1 月

[3] 森、「需要側構造変化に着目した日本の産業連関分析モデルの開発」, 第 40 回エネルギー・資源学会研究発表会, 2021 年 8 月

[4] 国立社会保障・人口問題研究所, "日本の世帯数の将来推計 (都道府県別推計) (2019 年推計)". http://www.ipss.go.jp/syoushika/tohkei/Mainmenu.asp (アクセス日 2019年12月19日)

[5] 建築着工統計調査 住宅着工統計 http://www.mlit.go.jp/statistics/details/jutaku\_list html

[6] 令和元年度 国土交通省,「建築資材・労働力需要実態調査」https://www.mlit.go.jp/common/001291391.pdf

[7] 内閣府政策統括官,日本の社会資本 2017, https://www5.cao.go.jp/keizai2/ioj/docs/pdf/ioj2017.pdf

[8] 土木学会, インフラメンテナンスに関する土木学会声明 2021, <a href="https://committees.jsce.or.jp/maintesogo/system/インフラメンテナンスに関する土木学会声明 2021%20\_0.pdf">https://committees.jsce.or.jp/maintesogo/system/インフラメンテナンスに関する土木学会声明 2021%20\_0.pdf</a>

表 1 1 推計セメント需要(kt)および CO2 排出量(kt-CO2)

	2018年	2030年	2050年
セメント需要 非建物合計	24, 672	23, 881	18, 071
セメント需要 土木建設補修	2, 819	2, 819	2, 819
セメント需要 住宅計	8,693	8,278	4,553
セメント需要 非住宅建物計	9,324	11,576	2,961
セメント需要 建設建築部門合計	45,508	46,554	28,404
セメント起源CO2排出量(非建物)	24,546	23,860	18,702
セメント起源C02排出量(住宅)	7,255	6,911	3,801
セメント起源C02排出量(非住宅)	8,213	10,197	2,608
建材起源C02排出量(非建物)	36,520	35,475	28,083
建材起源C02排出量(住宅)	13,497	12,201	6,707
建材起源C02排出量(非住宅)	17,106	21,169	5,513
建材起源C02排出量計	67,123	68,845	40,302

# 家庭 CO<sub>2</sub>排出実態統計調査を用いた自家用車の電動化の決定 要因に関する分析

Determinants of Electrification of Private Cars Based on a Statistical Survey of CO<sub>2</sub>
Emissions in the Household Sector

星野優子\*

Yuko Hoshino

#### Abstract

The EV share of new vehicle sales in Japan is 1% as of 2021, which remains low among developed countries. In this study, we analyzed the factors that separate households that own EVs as their main vehicle from those that do not, using 40,000 individual data from the Ministry of the Environment's "Household  $CO_2$  Survey" for the four-year period from 2016 to 2019.

The results show that the factors that distinguish between car ownership and non-ownership include the influence of population density and shared car penetration, in addition to the factors noted in previous studies. We also found that the probability of choosing an electric vehicle is lower in colder regions, and even when an electric vehicle is chosen, the probability of choosing a PHEV rather than a BEV is higher. Regional characteristics, including climatic conditions, should also be noted as determinants of passenger car electrification.

Keywords: Household survey, EV ownership, BEV, PHEV, Binary logistic model

#### 1. はじめに

2050 年までのカーボンニュートラルの実現に向けては、自動車においても、電力の脱炭素化を前提とした電化の重要性が指摘されている。図1は、2021年時点の乗用車販売台数に占める EV(以下では、バッテリ EV と PHEV を指す)のシェアを国際比較したもので、日本は 1%と欧米諸国と比較しても依然として低い水準にとどまっている。本研究では、自家用乗用車の保有やパワートレインの意思決定について、世帯属性に着目し、日本での EV 普及の促進・阻害要因について分析する。

酒井他<sup>[2]</sup>では、EVの購入意向に関して日本の中部地域の自動車保有者を対象としたアンケート調査結果をもとに 2 項プロビットモデルを用いた分析結果から、車両価格、航続距離や乗車定員といった車両特性の影響が大きいことを指摘している. Kim 他<sup>[3]</sup>では、韓国の消費者を対象にした分析結果から、BEV の運転経験、世帯の自動車保有台数、教育レベル、政府のインセンティブや公共駐車場のメリットに対する認識などの重要性を指摘している. Zhang 他<sup>[4]</sup>では、EV 普及が進むノルウェーの個人と企業を対象にした自動車購入時の EV 選択の要因分析から、BEV の技術向上、スペース、料金免除、充電ステーション密度が重要であるという示唆を得ている.

現状では日本の EV の普及率が低いことから,日本における自家用車の電動化の促進要因についての分析は,将来の電動車の購入意向に関するアンケート調査結果を用いた分

71.7% 86.2% Sweden 43.3% 35.4% Denmark Finland 30.8% Netherlands Germany Switzerland
Portugal
United Kingdom
France
Belgium 19.9% 19.0% 18.9% 18.4% 16.6% Europe China ltaly World Spain Canada Korea Other Europe LISA New Zealand Australia Poland Brazil

図 1 乗用車販売台数に占める EV のシェア (2021年) 出所: IEA, Global EV Outlook 2022<sup>[1]</sup>より著者作成 注: ここで EV は、バッテリ EV、PHEV

析が中心であった.これに対して岩船他<sup>[5]</sup>では、環境省の「家庭部門の CO<sub>2</sub>排出実態調査 (以下,「家庭の CO<sub>2</sub>実態調査」と呼ぶ)」<sup>[6]</sup>の個票データを用いて家庭部門での各住設機器と自家用車の電化の有無をロジットモデルによって分析し、影響を与える要因を抽出したうえで、その要因が変わったときの最大の電化ポテンシャルを推定している.自家用車については、戸建、太陽光発電設備の設置(以下,

「PV 設置」と呼ぶ),関東甲信越に居住,走行距離が 11647km 以上,自動車保有 2 台以上の世帯で EV を保有する確率が 高くなるという結果を得ている. EV を保有している世帯と

e-mail: hoshino.yuko@eneos.com

保有していない世帯の両方を含むサンプルを対象に分析していることが特徴である。同文献では、「家庭の  $CO_2$  実態調査」 [6]の 2017年のデータを用いた分析がされているが、以下では事前調査として実施された 2016年を含めた 2019年までの 4年間の個票データを用い、新たに地域特性や電気料金に関する世帯属性を説明変数として加えた分析を行う。

# 2. 分析の枠組み

#### 2.1 分析に用いたデータ

本分析では、「家庭の  $CO_2$  実態調査」  $^{[6]}$ の 2016-2019 年の個票データ 40,793 件を用いる.表 1 は、車種別の保有世帯数と車種構成比をみたものである.全世帯の 82%が 1 台以上の自動車を保有しており、1 台目の保有車両の 96.7%がハイブリッド車を含むガソリンあるいはディーゼル車である.一方、ここで分析対象とするバッテリ EV 車(以下、「BEV」とする)とプラグインハイブリッド車(以下、「PHEV」とする)は 1 台目の保有車両の 0.74%を占めるにとどまっていることがわかる.

#### 2.2 分析に用いたモデル

本分析では、世帯が BEV を保有する意思決定を 3 段階に分けてバイナリロジスティック回帰モデルを用いた分析を行う. なお一台目の自動車として EV を保有する場合と、セカンドカーとして保有する場合では自動車に求める要件が異なる可能性があることから、ここでは、世帯で保有する自動車のうち、年間走行距離が最も長い自動車のみを分析対象とする.

第1段階では、全世帯を対象に「自動車を保有するか否か」、第2段階では、自動車保有世帯を対象に「電動車を保有するか否か」、第3段階では、電動車を保有する世帯を対象に「BEV と PHEV のどちらを選択するか」のそれぞれについて、以下に示す(1)式をバイナリロジスティック回帰で推

表 1 車種別の保有世帯数,車種構成比 (2016~2019年)

	1台目 (世帯数)	2台目 (世帯数)	3台目 (世帯数)	1台目 車種構成	3台計 車種構成
ガソリン車(ハイブリッド車含む)	32,508	14,477	3,661	96.8%	96.7%
ディーゼル車	728	270	78	2.2%	2.1%
バッテリEV車	122	34	10	0.36%	0.32%
プラグインハイブリッド車	128	21	6	0.38%	0.30%
その他次世代車	24	24	15	0.1%	0.1%
不明	86	105	65	0.3%	0.5%
保有無し	7,197	25,862	36,958	-	-
自動車保有率	82%	-	-	1-0	_

出所:環境省「家庭の CO<sub>2</sub> 実態調査」<sup>[6]</sup>個票データ

定する.

$$P(y_i = j) = F_{ij}(x'_{ij}\beta), \quad i = 1, 2, ... N, j = 1, 0$$
  
 $P(y_i = 1) + P(y_i = 0) = 1$  (1)

 $x'_{ij}$ は説明変数ベクトル、 $\beta$ はモデルの推定パラメータベクトルである。 $P(y_i = 1)$ 、 $P(y_i = 0)$ は以下を示す.

# $P(y_i = 1)$ :

第1段階「世帯iが自動車を保有する確率」

第2段階「自動車を保有世帯のうち世帯iが電動車を保有する確率」

第3段階「電動車を保有する世帯について世帯iが BEV を保有する確率」

## $P(y_i = 0)$ :

第1段階「世帯iが自動車を保有しない確率」

第2段階「世帯iが自動車を保有世帯のうち電動車を保有しない確率」

第3段階「世帯iが電動車を保有する世帯について BEV を保有しない(PHEV を保有する)確率」

説明変数のうち、「戸建てか否か」、「持家か否か」、「太陽光発電設備の有無」、「65歳以上のみの世帯か否か」、「省

表 2 モデルの説明変数間の相関係数 2016 年~2019 年(ただし電気料金については 2017 年~2019 年)

	調査年	自動車保有	人口密度	世帯人員	世帯収入	子供の有無	65歳以上	シェアカー普及	暖房度日	冷房度日	戸建て	持家	PV設置	走行距離	省エネ意識	電力相対価格
調査年	1.00	-	100	-	-	-	=	-	-	=		-	-	=	-	-
自動車保有	-0.012	1.00	1-1	-	_	-	_	-	-	_	-	-	-	_	-	_
人口密度	0.005	-0.306	1.000	-	-	-	-	-	1-1	-	-	-	-	-	-	-
世帯人員	-0.062	0.283	-0.018	1.000	-	-	-	-	-	-		-	-	=	-	-
世帯収入	0.030	0.180	0.103	0.352	1.000		-	-		-	-	~	-	-		_
子供の有無	-0.057	0.166	-0.001	0.646	0.211	1.000	-	-	-	-	-	-	-	-		-
65歳以上	0.070	-0.172	-0.014	-0.370	-0.273	-0.299	1.000	-		-	-	-	-	-	-	-
シェアカー普及	0.001	0.268	0.777	-0.020	0.106	0.015	0.001	1.000		=	17_0		-	-		=
暖房度日	0.004	0.044	-0.285	-0.034	0.000	-0.054	0.018	-0.141	1.000	-	-	-	-	-	-	-
冷房度日	-0.003	-0.006	0.170	0.026	-0.059	0.057	-0.023	-0.028	-0.896	1.000	1-1	-	-	-	-	-
戸建て	-0.033	0.254	-0.214	0.212	0.068	-0.008	0.106	-0.124	0.097	-0.105	1.000	-	=	H	-	-
持家	-0.021	0.196	-0.047	0.194	0.149	-0.030	0.114	-0.002	0.059	-0.098	0.692	1.000	-	_	-	-
PV設置	0.023	0.102	-0.070	0.145	0.112	0.123	-0.052	-0.037	-0.037	0.014	0.206	0.171	1.000	-		-
走行距離	0.044	0.432	-0.237	0.208	0.171	0.136	-0.168	-0.197	0.074	-0.047	0.142	0.080	0.081	1.000		-
省工ネ意識	0.003	0.613	-0.191	0.164	0.109	0.083	-0.086	-0.162	0.046	-0.029	0.179	0.150	0.067	0.265	1.000	-
電力相対価格	0.151	-0.055	0.094	-0.089	-0.061	-0.093	0.031	0.061	0.248	-0.164	-0.128	-0.101	-0.306	-0.069	-0.037	1.000

出所:環境省「家庭の CO2 実態調査」 [6] 個票データより著者作成

表 3 「自動車保有の有無」モデルの推定結果

	1	2	3
定数項	-0.15443 **	-0.124378 **	-0.327658 **
人口密度(市町村)	-0.00014 **	-0.000192 **	
世帯収入	0.00124 **	0.00119 **	0.00115 **
世帯人員数	0.59880 **	0.60052 **	0.57236 **
戸建	1.03167 **	1.00194 **	1.16388 **
シェアカー普及率(都道府県)	-334.194 **		-921.861 **
65歳以上のみ世帯	-0.57943 **	-0.582865 **	-0.594852 **
サンプル期間	2016-2019	2016-2019	2016-2019
サンプル世帯数	40793	40793	40793
うち自動車保有世帯数	33596	33596	33596
決定係数	0.258	0.254	0.237
対数尤度	-14316	-14380.2	-14665.7
AIC	28646	28772	29343

注: \*\*片側 5%で有意

エネ行動実施の有無」は1か0のどちらかの値をとる. そ れ以外の説明変数としては、「世帯人員数」、「世帯収入」、 「暖房度日」(暖房度日は日平均気温が 14℃を下回る日の 日平均気温と 14℃の差の合計),「冷房度日」(冷房度日は 日平均気温が 24℃を超える日の日平均気温と 22℃の差の 合計),「電気料金/都道府県別電気料金」,「年間走行距離」, 「都道府県別シェアカー普及率」,「調査年」を用いる.

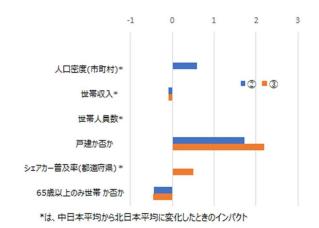
岩船他<sup>[5]</sup>の分析において EV 保有の有無を決定するモデ ルの説明変数のうち、説明力が高いとされた変数は、太陽 光発電設備の有無(あり), 住宅の建て方(戸建), 居住地域 (関東甲信越), 自動車利用台数(2 台以上), 走行距離 (11647km 以上), 省エネ運転実施の有無(実施)である. 自 動車台数については、ここでは年間走行距離が最も長い車 のみを対象としているので採用しない. また, 居住地域に 代わる変数として,都市化の度合いとの関連が高い「人口 密度」、「シェアカーの普及率」、気候の差異を表す「暖房度 日」,「冷房度日」を用いる. また, 4年間の経年的な傾向の 有無を見るために調査年も説明変数に加えている. このほ か, 電気料金の影響を見るために, 同一都道府県の平均的 な電気料金単価に対する各世帯の電気料金単価の比も説明 変数として用いている.

表2は、説明変数間の相関を見たものである.人口密度 とシェアカーの普及比率、PV 設置の有無と電気料金の間の 相関が高いことから,以下のモデルでは,説明変数として これら変数を同時に使用することは避ける.

#### 3. モデルの推定結果

### 3.1 「自動車保有の有無」モデルの推定結果

表3は、2.2 で示した第1段階に相当する「自動車保有 の有無」モデル(式(1))の推定結果である. 表 3 の①で, すべての説明変数は有意であるが、表2でみたように人口 密度とシェアカー普及率の変数は互いに相関が高いことか ら,それら説明変数のうち一つだけを用いる②,③のモデル



「自動車保有の有無」モデルのオッズ比

図 2

表 4 連続値をとる説明変数の地域別平均値(2017-19年)

	北日本	中日本	西日本
居住市町村の人口密度(人/㎡)	604	5324	1598
世帯収入(万円/世帯·年)	518	595	482
世帯人員数(人/世帯)	2.648	2.624	2.647
暖房度日(℃)	1896	982	763
冷房度日(℃)	155	413	597
各世帯の電力単価/都道府県別平均電力単価	1.08	1.02	1.03
走行距離最大の自家用車の年間走行距離(km)	8386	5643	7663
都道府県別のシェアカー台数/保有台数	0.009%	0.086%	0.011%

注:\*\*片側5%で有意。地域区分は星野・森田[7] 出所:環境省「家庭の CO<sub>2</sub> 実態調査」<sup>[6]</sup>個票データ, カーシェア・マップ リサーチ・センター

も推定している. 次に各説明変数のインパクトを見るため に,以下の式で示されるオッズ比を求める.

$$P(y_i = 1)/(1 - P(y_i = 1))$$
 (2)

ロジットモデルの定義から、説明変数 $x_i$ のオッズ比は  $\exp(\beta_i)$ で求めることができ、これは各説明変数の1単位の 増加に伴う確率の変化に相当する. 図 2 は,  $\exp(\beta_i) - 1$ の 値を示したもので、定義からプラスの場合には増加要因、 マイナスの場合には減少要因となることを意味する.なお、 表4は説明変数のうち1または0以外の連続値をとる説明 変数について 2017-2019 年間の平均を地域別にみたもので ある. 連続値をとる説明変数についてもオッズ比から意味 のある変化の影響を見るために、図2においては、表4か ら北日本と中日本の平均値の差(絶対値)の変化を想定する. これは寒冷地であることの影響をみることに相当する.

図2から,仮に「人口密度」,「世帯収入」,「世帯人員数」, 「シェアカー普及率」が、中日本平均から北日本平均並み に変化した場合、人口密度とシェアカー普及率は自動車保 有の確率にほぼ同程度の影響を与えており、ともに自動車 を保有する確率を高めることが確認できる.

表 5 「電動車保有の有無」、「BEV と PHEV の選択」のモデル

	BEVまた	はPHEV=1, それ	BEV=1, PHEV=0		
	1	2	3	4	(5)
定数項	-409.197 **	-409.901 **	2.87387 **	225.426	1.55919 **
居住市町村の人口密度	0.00001			7.38E-05	
世帯収入	0.00051 **	0.00056 **	0.00068 **	-0.000833 **	-0.00107 **
世帯人員数	-0.26075 **	-0.26164 **	-0.28482 **	0.012023	
暖房度日	-0.00062 **	-0.00030 **	-0.00025 **	-0.000623 **	-0.00088 **
冷房度日	-0.00087				
戸建	0.47847 **	0.47723 **	0.45885 **	0.115132	
PV設置	1.12935 **	1.13252 **		0.442327	
電力相対価格			-2.16424 **		
年間走行距離(走行距離最大車両)	0.00004 **	0.00004 **	0.00004 **	-6.42E-07	
省エネ行動実施の有無	0.37856 **	0.38463 **	0.36661 **	-0.195257	
年	0.20050 **	0.20050 **		-0.11125	
サンプル期間	2016-2019	2016-2019	2017-2019	2016-2019	2017-2019
サンプル数	33596	33,596	23,769	248	211
うち, 有	248	248	211	122	100
決定係数	0.006	0.005	0.005	0.067	0.070
AIC	2794	2794	2332	347	294
AIC	2/94	2/94	2332	347	

注:\*\*片側5%で有意

#### 3.2 「電動車保有の有無」モデルの推定結果

表 5 の①~③は、2.2 で示した第 2 段階に相当する「電動車(BEV または PHEV)保有の有無」モデル(式(1))の推定結果である。表 5 の①から,人口密度,冷暖房度日は有意な説明力を持たないことから,これらの説明変数を除いたうえで,PV 設置の有無と電力相対価格は,相関が高いことから,どちらか一つを用いたのがモデル②,③である。ここではすべての説明変数が有意な説明力を持つことが確認できる。

各説明変数のインパクトを見るために、3.1 節と同様の 方法でオッズ比を比較したのが図3である。自動車を保有 世帯する世帯のうち、PV 設置世帯で電動車を持つ確率が特に高くなる傾向にあるほか、戸建住宅であることや省エネ 行動実施世帯でも電動車を持つ確率にプラスのインパクト があることがわかる。また、1または0以外の連続値をとる説明変数について、中日本平均から北日本平均並みに変化した場合の影響を比べると、暖房度日、次いで電力相対 価格、世帯収入の順にマイナスのインパクトを持っており、寒冷地、電力単価が高い、世帯収入が低いなどの属性を持つ世帯では電動車を保有する確率が低下することが確認できる.

# 3.3 「BEV と PHEB の選択」モデルの推定結果

表5の④~⑤は、2.2で示した第3段階に相当する「BEVと PHEVの選択」モデル(式(1))の推定結果である.表5の④から、人口密度、世帯人員数、戸建ての有無、PV設置の有無、年間走行距離、省エネ行動実施の有無、調査年の各説明変数は有意な説明力を持たないことから、世帯収入、

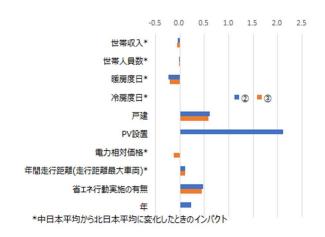
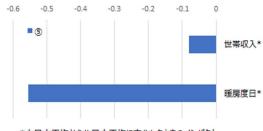


図3 「電動車保有の有無」モデルのオッズ比



\*中日本平均から北日本平均に変化したときのインパクト

図 4 「BEV と PHEV の選択」モデルのオッズ比

暖房度日のみを説明変数とする表 5 の⑤の結果を参照する. 各説明変数のインパクトを見るために, 3.1 節と同様の 方法でオッズ比を比較したのが図 4 である.

電動車を保有する世帯のうち、世帯収入が高い世帯、寒 冷地にある世帯ほど、BEV ではなく PHEV を保有する確率が 高くなることがわかる。中日本平均から北日本平均並みに変化した場合の影響を比べると、特に暖房度日のインパクトが大きく、電動車を指向する世帯においても寒冷地ではPHEVが選択されやすいことがわかる。

#### 5. おわりに

図 1 でみたように、日本の新車販売台数に占める EV 比率は 2021 年で 1%と、先行する欧州や中国に比べて依然として低い水準にとどまっている。これまでにも日本の自家用車の電動化の促進要因についての分析はされてきたが、現状では EV の普及率が低いことから、EV 保有世帯を対象とする調査ではなく、将来の電動車の購入意向に関するアンケート調査結果を用いた分析が中心であった。こうしたなかで、環境省の「家庭の  $CO_2$ 実態調査」 [6] 個票データでは、年1万世帯前後の詳細な世帯属性も含めたサンプルがあり、EV 保有世帯も年あたり 50 件超のデータを得ることができる。そこで本研究では、4年分のデータを用いて、プライマリーカーとしての EV 保有世帯と非保有世帯を分ける要因について分析を試みた。

その結果,まず自動車保有の有無を分ける要因としては, 先行研究で指摘されてきた要因のほかに,人口密度やシェ アカーの普及比率の影響があることを明らかにした.人口 密度の低い地域では,公共交通の手段が十分でないため自 動車保有率は高い傾向にあるのに対し,シェアカーの普及 が進む都市部では,さらに自動車保有率を低下させる可能 性がある.

次に電動車保有の有無を分ける要因としては、岩船他[5] でも指摘されているように PV 設置の有無や戸建て住宅か 否かの影響が大きい. 本分析では世帯属性に焦点を絞って いるため、EV の充電インフラに関する要因を直接扱うこと はできなかったが、PV 設置世帯は戸建て住宅であることが 多く, 戸建て住宅では, 集合住宅に比べて自宅での EV 充電 環境を整えやすいことから、間接的ではあるが、電動車保 有の有無を分ける要因として, 充電インフラが重要である ことが確認できた. また, そのほかの要因として, 居住都 道府県の暖房度日や各世帯の電力単価と居住都道府県の平 均電力単価との相対価格といった地域別の要因が存在する ことを明らかにした. 最後に電動車保有世帯について, BEV と PHEV のどちらを選択するのかを分ける要因として, 世帯 収入と暖房度目があることを明らかにした. このように寒 冷地では、電動車を選択する確率が低くなること、電動車 を選択する場合でも、BEV ではなく PHEV を選択する確率が 高まることがわかった.

現時点でBEV, PHEV を保有する世帯は、日本におけるEV 普及の初期段階に購入を決断した世帯であるため、今回の分析でも省エネ意識が相対的に高い世帯であることが、電動車の保有確率を高めるという結果を得ている。より普及段階が進み、購入者層が拡がるにつれて、環境性だけでなく、利便性や経済性がより重視される可能性があり、今回の分析結果からも明らかになった、地域性や電力コストの影響にも注意する必要がある。

#### 謝辞

本研究にあたっては、資源エネルギー学会の「環境省家 庭用 CO<sub>2</sub>排出実態調査研究会」を通して環境省からデータ の提供を受けました、関係者の皆様に感謝申し上げます.

#### 参考文献

- 1) IEA: Global EV Outlook 2022, 2022
- 酒井大輔,三輪富生,森川高行,山本俊行;電気自動車普及要因に関する基礎的研究,第44回土木計画学研究発表会・ 講演集,2011.
- Kim, Jae Hun, Gunwoo Lee, Ji Young Park, Jungyeol Hong, Juneyoung Park; Consumer intentions to purchase battery electric vehicles in Korea, *Energy Policy*, 132, pp736-743, 2019
- 4) Zhang, Yingjie, Zhen (Sean) Qian, Frances Sprei, Beibei Li; The impact of car specifications, prices and incentives for battery electric vehicles in Norway: Choices of heterogeneous consumers, Transportation Research Part C, 69, pp386-401, 2016
- 5) 岩船由美子,河合俊明,森裕子;家庭 CO2 統計を用いた住設 機器・自家用車の電化ポテンシャルおよび CO2 排出削減効果 の推計,第 39 回エネルギー・資源学会研究発表会講演論文 集,2020
- 6) 環境省;『家庭部門の CO<sub>2</sub>排出量実態調査』,各年版
- 7) 星野優子,森田圭;自動車の保有状況と走行距離に関する個票データを用いた家庭部門の輸送需要の長期予測,第37回エネルギー・資源学会エネルギーシステム・経済・環境コンファレンス講演論文集,2021
- 8) カーシェア・マップ リサーチ・センター;「都道府県別カーシェアリング・ステーション数」
  - https://carsharemap.jp/info/research/station\_statistics/2020/01/#con ditions\_of\_use(アクセス日 2022.6.5)

# Just Transition and household energy poverty in Japan

Nan Wang\*,

#### Abstract

Recent debates on low-carbon transitions increasingly pay attention to the concerns on justice and equity. Households, as one the important final users of energy are inevitable affected by the transition process. The possible detrimental impact on energy poor may reduce the public acceptance of rapid low carbon transition by increasing household burden. This study examines energy poverty in Japan through two approaches: a low-income-high-cost approach and the direct measurement of energy use. The results suggest that 10.9%-12.7% of the households may be at the risk of energy poverty. The analysis also sheds light on unexplored energy inequality issue in Japan. The Gini coefficient of energy expenditure and energy use are 0.31 and 0.28 respectively, which is smaller than the income inequality. By analyzing the relationship between energy inequality and PV installation. We find that the current approach of promoting the installation of household PV may have a risk to increase energy poverty. Thus, as a first step to exploring just transition in the household energy context, the preliminary results of this study shed light on the energy poverty and energy inequality issues in Japan and echoes with the global awareness that policies that promote the energy transition toward low-carbon energy should consider the distributional impact on households.

Key words: energy justice, energy poverty, energy inequality, Gini coefficient

#### 1. Introduction

The recent measurable increase in inflation globally, and the upward pressure on prices of energy that can be expected to prevail over the near term, is a strong reminder of the urgency with which we need to accelerate the green transition. While on the other hand, in the short run, in order to mitigate the negative impact of rising energy prices, governments have limited tools to fight against energy shortage but are forced to restart coal power plants or increase coal production (Germany, Netherland, China), to provide subsidy on gasoline (Japan), and raise gas and diesel production (United States). The recent movements further raise interest in the research on just transition.

Government policy on promoting low carbon technologies, either in the form of direct subsidy or carbon price will inevitably pass through to final consumers. Thus, the concept of just transition has emerged as a key climate strategy in most countries. It emphasizes not only the speed of transition, but also the importance of social impact, especially the distributional impact on society. In other words, the just transition encourages policy-makers and scholars to understand what policies will be implemented to ensure the transition can happen at speed and scale as well as where the impact of policies will be felt and responded. However, recent emphasis and debate on low carbon transition calls over a dilemma: "fast enough while leaving no one behind" which cast great challenge for social governance, and

policy-making and implementation.

Recent scholars have noticed and explored how accelerated social and technological change poses challenges to inclusive and participatory transitions [1]. Some also discuss how rapid transitions tend to contribute to conflicts between core and peripheral sites. Thus, transitions are not only affected by societal conditions but also contribute to co-producing social order [2]. Such work needs to better attend to the increasingly important trade-offs arising from issues related to speed and acceleration of low carbon transitions [3].

This work highlights the energy justice issue that needs to be considered in implementing low carbon transitions. Energy poverty and energy inequality are empirically examined with the latest Japanese household CO2 emission survey which is conducted by the Ministry of Environment.

#### 2. Energy Poverty

#### 2.1 Introduction of energy poverty measurement

Energy poverty occurs when a household experiences inadequate levels of energy services at home such as heating, cooling, lighting, and use of appliances. However, the measurement of energy poverty is usually challenging [4] mainly due to three reasons: a. the inadequate level is usually difficult to identify as it may vary by conditions such as household types, appliance conditions, outdoor temperature, etc.; b. the dimension of energy poverty includes income-related poverty, available infrastructure, energy efficiency, and wellbeing and health; c. government-led country-level survey may not be able to gather

<sup>\*</sup> Corresponding author; Nan Wang, E -mail: nan\_wang@mufg.jp
\*Sustainable Business Division, Planning &Development Department,
MUFG Bank Ltd.

<sup>2-7-1,</sup> Marunouchi, Chiyoda-ku Tokyo 100-8388, Japan

relevant samples and data. Energy poverty is widely discussed and examined in the existing literatures. Recent literature further explored the measurement of energy poverty by including people's behavior changes such as reducing energy consumption to limit financial stress [5]. Another paper [6] calls for the understanding of the wider societal aspects of the condition and demonstrates how adopting dynamic risk-based metrics can drive tailored and holistic folk-first outcomes.

In the United States, federal governments measure and evaluate household energy poverty through two federally-funded energy assistance programs: the Low Income Home Energy Assistance Program (LIHEAP) and the Weatherization Assistance Program (WAP). While in the United Kingdom, Government conduct Energy Follow-Up Survey and measured using the Low-Income-Low- Energy-Efficiency (LILEE) indicator as well as the Low-Income-High-Cost (LIHC) indicator [7]. The European Commissions established EU Energy Poverty Observatory (EPOV) which introduced four different primary indicators for energy poverty, of which two are based on self-reported experiences of limited access to energy services and the other two are calculated using household income and/or energy expenditure data. The Household Budget Survey (HBS) and EU Survey on Income and Living Conditions (SILC) to used to examine the energy poverty situation in EU. Literature [8] identifies that there are 50 million to 110 million populations living in energy poverty.

In Japan, energy poverty is scarcely evaluated. There is no official government evaluation of energy poverty status. Recently, several literatures [9] [10] studied the energy poverty with direct measurement approach and considered the regional and seasonal characteristics in Japan. However, energy poverty remains an under-explored topic in Japan when compared with other OECD countries.

#### 2.2 Methodology

This study considers energy poverty from two aspects. The first aspect considers the income and energy expenditure which follows the UK Low Income High Cost (LIHC) indicator, which they have required fuel costs that are above the national median level); and were they to spend that amount, they would be left with a residual income below the official poverty line. In Japan, government utilize the Comprehensive Survey of Living Conditions to estimate the household income is adjusted with the number of people per household, and defines the household poverty line as the half of median of the adjusted household income of the total sample. In 2017, the poverty line is set as 1.3

million. This study follows the definition of the Japanese government on income poverty. The second aspect considers the dimension of energy use which follows the methodology of type-based indicator [11]. The samples are categorized into 40 types based on its geological location, dwelling type, and vulnerable household with old member (>75) or children (<10). The energy use poverty threshold is defined as 60% of the median energy consumption of type households. Table 1 shows the detailed energy use threshold of vulnerable households and non-vulnerable households in different regions.

**Table 1** Energy use threshold by type in GJ (60% of median)

	戸建		集合		
	vulnerable	other	vulnerable	other	
北海道	33.0	35.7	20.4	23.9	
東北	30.0	29.3	21.8	21	
関東甲	19.1	20.3	13.5	12.9	
信					
北陸	27.4	28.8	18.2	19.8	
東海	21.5	23.6	17.4	17.2	
近畿	18.7	19.7	13.5	13.1	
中国	20.6	23.9	18.3	18.0	
四国	21.8	23.1	15.5	17.3	
九州	19.7	21.2	13.8	15.9	
沖縄	17.7	20.6	16.0	13.9	

## 2.3 Results of Energy Poverty in Japan

This work applies the microdata of the H29 survey to analyze energy poverty as the first step. H30, H31 results will be presented when the full analysis are completed. As a general introduction of the H29 survey can be find at the homepage of the Ministry of Environment

(https://www.env.go.jp/earth/ondanka/ghg/kateiCO2tokei.html).

This section will introduce the main output of the analysis of energy poverty

Figure 1 implies the adjusted energy cost by region in Japan. It is worth noting that the energy expenditures of some household are below zero due to selling electricity produced by PV. It is also quite obvious that regional disparity exists. Households in Hokkaido, Hokuriku and Tohoku area pay more for energy compared with warmer areas.

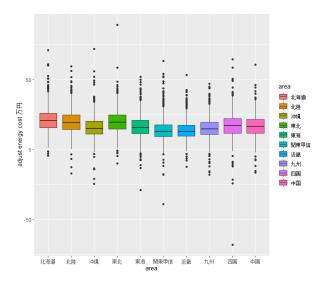


Fig. 1 Energy expenditure by region

Figure 2 shows the energy use by region. Similar to energy expenditure, Hokkaido, Hokuriku, and Tohoku use more energy than other areas. It is also quite obvious that the energy consumption is much lower in Okinawa.

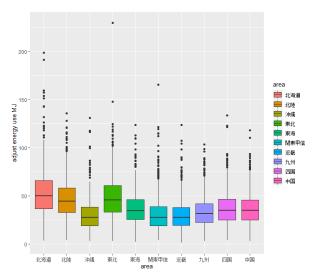


Fig. 2 Energy use by region (in GJ)

Figure 3 shows the identified energy-poverty household using the LIHC indicator. Among the total 9505 households, 1035 household are considered to suffer from low income and high energy expenditure.

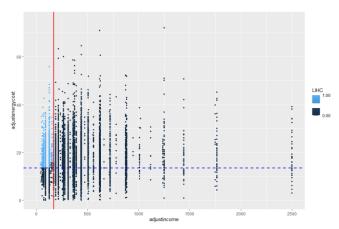


Fig. 3 Energy Poverty by LIHC indicator

Figure 4 illustrates the low energy-use households. As mentioned in the methodology sector, the energy use threshold considers the regional disparity as well as the impacts of vulnerable household and doweling type. We identified 1211 household under consumes energy.

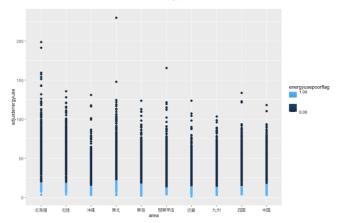


Fig. 4 Energy Poverty by low energy-use indicator

Table 2 summarizes the energy poverty ratio by region. It is obvious that the regional disparity of energy poverty with the LIHC indicator is large. As we use the same income poverty line, higher-income areas such as Kantou and Tohokai and Kinnki area will have a much lower energy poverty household. While when we use the low energy-use indicator with a type-based approach. The regional disparity is much smaller.

 Table 2
 Energy poverty rate by region

	LIHC indictor	Low energy-use
北海道	16.3%	10.2%
東北	14.4%	12.8%
関東甲信	6%	14.1%
北陸	11.8%	10.7%
東海	8%	12.1%
近畿	6.8%	12.7%

中国	10.4%	13.4%
四国	13.7%	13.9%
九州	13.1%	11.9%
沖縄	20.6%	15.3%
全国	10.9%	12.7%

# 3. Energy Inequality

This section focuses on household energy inequality. Equality is another important dimension of just transition. The Lorenz curve and the Gini coefficient are the most widely used analytical tools in economics literature to measure inequality. There have been several attempts to measure inequality in the areas of climate change and environmental economics [12]. However, very few studies in the energy literature have analysed inequality in energy consumption. A recent study [13] offer a new interpretation of inequality by proposing the importance of energy consumption in measuring service flow. Because household energy consumption captures service flows from consumption of durable goods, it is a complementary and more direct measure to visualize consumption inequality. Another study [14] develop a framework using Net Energy Analysis and household socioeconomic data to measure systematic energy inequity and argue that more inclusive federal energy poverty categorization are required in the United States.

Similar to energy poverty, this work explores the energy inequality from both the income/expenditure dimension as well as the energy use dimension. To consider the impact of household size, the income is divided by the square root of the number of household member following the Japanese government policy to estimate poverty line. The income Gini coefficient of Japan is 0.36 according to the H29 survey which is close to OECD data (0.33) (https://data.oecd.org/inequality/income-inequality.htm). Figure 5 implies the calculated Gini coefficient of household income by region. The highest Gini coefficient (0.469) which stands for the highest inequality exists in Okinawa.

The Gini coefficient of household energy expenditure is 0.31 which is lower than that of household income. The regional Gini coefficient is illustrated in Figure 5.

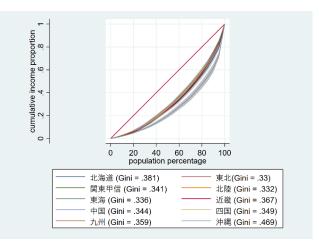


Fig. 5 Household income Gini coefficient by region

The Gini coefficient of household energy expenditure is 0.31. Figure 6 implies the regional disparity in the inequality of energy expenditure. Shikoku suffers the highest energy expenditure inequality.

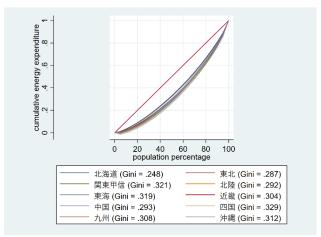


Fig. 6 Household energy expenditure Gini coefficient by region

The Gini coefficient of household energy use is 0.28 which is lower than both income and energy expenditure as illustrated in Figure 7. The doweling types have impacts on the household energy use inequality. The inequality of household living in a detached house is lower than that living in an apartment.

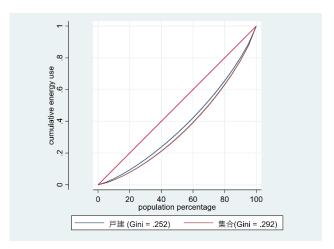


Fig. 7 Household energy use Gini coefficient by dwelling type

#### 4. The drive for energy inequality

The section further explored the factor that may have impacts on household energy inequality. This study uses Recentered Influence Functions (RIF) to estimate the drive and energy inequality. Recentered Influence functions [15] are statistical tools that have been used for analyzing the robustness of distributional statistics to small disturbances in data.

Table 3 provides the results of the RIF regressions, using the 90-10 quintile, the variance of 90-10 quantile, the Gini coefficient, and the total variance of energy expenditure. This work examines the impact of the installation of household PV, ownership of vehicles, income, and floor area on the inequality of household energy inequality. The installation of PV can lead to an increase in Gini coefficient which represents the increase in energy inequality.

 Table 3 Determinants of energy inequality in Japan: RIF

regression approach (energy expenditure) iqr(90 iqratio(9 Gini Variance 10) 0 10) 0.34\*\*\* PV7.21\*\*\* 8.76\*\*\* 189.1\*\*\* 2.54\*\*\* -2.43\*\*\* -0.09\*\*\* 34.5\*\*\* Vehicle **Income** 0.006\*\*\* 0.003 4.7e-6 0.065\*\*\* 1.98\*\*\* Floor 0.12\*\*\* 0.009\*\*\* 0..004\*\* area Fix effect 0 0 0 0 (doweling type) Fix effect 0 0 0 (region) 36.805 4.6778 Avg.RIF .31392 246.4

Standard errors in parentheses \* p<0.1, \*\* p<0.05, \*\*\* p<0.01

#### 5. Conclusion

This study examines energy poverty as well as energy inequality issue in Japan. Energy poverty is examined through two approaches: a low-income-high-cost approach and the direct measurement of energy use. The results suggest that 10.9%-12.7% of the households may be at the risk of energy poverty. This work also examined the energy inequality in Japan. The Gini coefficient of energy expenditure and energy use are 0.31 and 0.28 respectively, which is smaller than the income inequality. The regional disparity is relatively large for energy inequality.

By analyzing the relationship between energy inequality and PV installation. We find that the current approach of promoting household PV installation may have a risk to increase energy poverty. Thus, as a first step of exploring just transition in the household energy context, the preliminary results of this study shed light on the energy poverty and energy inequality issue in Japan and echoes with the global awareness that policies that promote the energy transition toward low-carbon energy should consider the distributional impact on household, especially on energy poor as well as those are highly vulnerable to the increasing energy bills.

#### Acknowledgements

The author would like to express thanks to the Ministry of Environment to provide the microdata of the survey. The author also in debt of the help and understanding from colleague of Sustainable Business Division, MUFG Ltd..

# References

- D. Ciplet, J. L. Harrison; Transition tensions: mapping conflicts in movements for a just and sustainable transition, Environmental Politics, 29(2020), pp 435-456.
- T. M. Skjølsvold, L. Coenen; Are rapid and inclusive energy and climate transitions oxymorons? Towards principles of responsible acceleration, Energy Research & Social Science, 79(2021), 102164
- P. Newell, et al.; Navigating tensions between rapid and just low-carbon transitions, Environment Research Letter, 17(2022), 041006.
- R, Castaño-Rosa, et al.; Towards a multiple-indicator approach to energy poverty in the European Union: A review,

- Energy & Buildings, 193(2019), pp36-48.
- S. Chen et al.; Unveiling hidden energy poverty using the energy equity gap, Nature Communications, 13(2022) 2456.
- 6) K. Baker, et al. Rethink fuel poverty as a complex problem, Nature Energy, 3(2018), pp. 610–612.
  - 7) Department for Business, Energy & Industrial Strategy, Government of UK. Fuel poverty statistics methodology handbooks, 2022.
- 8) (EnAct), The ENERGY ACTION project. (n.d.). http://www.coldathome.today/
- R. Castaño-Rosa, S. Okushima; Prevalence of energy poverty in Japan: A comprehensive analysis of energy poverty vulnerabilities, Renewable and Sustainable Energy Reviews, 145(2021), 111006
- 10) S. Kahoulia, S.Okushima; Regional energy poverty reevaluated: A direct measurement approach applied to France and Japan, Energy Economics, 102(2021), 2021, 105491.
- 11) S. Okushima; Understanding regional energy poverty in

- Japan: A direct measurement approach, Energy& Buildings, 193(2019), 174-184.
- R. S. Tol., et al.; Distributional aspects of climate change impacts. Global Environmental Change, 14(2004), pp259-272
- 13) S. Wu, et al.; Measurement of inequality using household energy consumption data in rural China, Nature Energy, 2(2017), pp. 795–803.
- 14) E. Scheier, N. Kitner; A measurement strategy to address disparities across household energy burdens, Nature Communications, 13(2022), 288.
- F. Cowell., and E. Flachaire; Income distribution and inequality Measurement: The problem of extreme values."
   Journal of Econometrics, 141(2007), pp. 1044–1072

# 時系列情報を考慮した家庭部門のエネルギー需要予測モデルの構築

Develop Residential Energy Demand Model Considering Time Series Information.

中村仁明 \*• 下田吉之 \*\*• 内田英明 \*\*
Masaaki Nakamura Yoshiyuki Shimoda Hideaki Uchida

# <u>Abstract</u>

In the "Plan for Global Warming Countermeasures" approved by the Cabinet in October 2021, a review of major measures to achieve the goal of a "carbon neutral society" was conducted. To reliably achieve those targets, an accurate estimate of energy consumption is important. The purpose of this paper is to improve estimation accuracy by building a model that learns time series information even for short-term time series data. The results of the study show that learning time series improves can be model major residential buildings accurately. On the other hand, the accuracy to respond to unknown situations is low, and there is still room for improvement by increasing the number of training samples and conducting ensemble learning.

Keywords: Global warming, Energy, Residential sector, Artificial neural network, Short-term time series

#### 1. はじめに

2021 年 10 月に閣議決定された「地球温暖化対策計画」において最終到達点としての「脱炭素社会」を達成するための主要施策の見直しが行われた 1). その結果, 新たに水素エネルギー利用に関する対策が追加された他, 複数の既存対策においても目標が引上げられた. また, 脱炭素化を加速する動きは地方自治体においても波及しており, 2022年4月には「地域脱炭素ロードマップ」に基づき 26 の地域が脱炭素先行地域として選定されている 2). このように多くの野心的な目標が掲げられているが, これらの目標を確実に達成するためには対策の進捗を見据えた正確なエネルギー需要の推計が必要である.

本研究で対象とする家庭部門では、古くからエネルギー消費量を推計するために様々な数値モデルに関する研究が行われてきた。特に人工知能研究の発展を背景にした、機械学習を用いたエネルギー消費量推計モデルが益々着目されている 3). 中でもニューラルネットワーク(以下,NNW)を用いたモデルは、建物に関する多くのパラメータとエネルギー消費量との間に存在する非線形性を分析する重要な手法として注目されており、近年ではデータの時系列性を考慮した予測モデルの開発が主流となりつつある 4).5). 時系列性を考慮した分析手法として再帰型ニューラルネットワークをはじめとする ANN モデルが利用されることが多いが、一般的に、これらのモデルでは一貫した大量の長期時系列データが必要とされることが多い、スマートメータの普及などにより、特定の住宅における長期時系列データの取得が容易になりつつあるものの、全国の地域を対象に住

宅で使用される各燃料種の長期時系列データを取得することは現在においても困難である。そこで本研究では、環境省が一般統計調査として実施している「家庭部門の CO<sub>2</sub>排出実態調査(以下、家庭 CO<sub>2</sub> 統計)」のの個票データを用い、短期時系列データにおいても時系列情報を考慮可能なモデルの構築を検討する。また、モデルの推計精度を評価するため、時系列情報を考慮しない従来型の ANN モデルと比較検証を実施する他、構築した時系列考慮モデルを用いて2020 年度エネルギー消費量の予測も行う。

#### 2. データおよび分析手法

# 2.1 使用データ

#### (1)家庭 CO2 統計

環境省では、家庭部門の CO2 排出実態やエネルギー消費 実態の詳細な基礎データの整備を目的に全国の世帯を対象 とした家庭 CO2 統計調査を実施している. 平成 29 年度, 平 成 30 年度, 平成 31 年度調査では全国 13,000 世帯を対象に 月別燃料種別エネルギー消費量や世帯属性, 住宅属性, 機 器使用状況, 省エネルギー行動実施状況等, 多岐にわたる 項目を調査している. 本研究では平成 29 年度, 平成 30 年 度, 平成 31 年度調査のうち有効サンプルとなった計 19,501 世帯(平成 29 年度 9,505 世帯、平成 30 年度 9,996 世帯, 平 成 31 年度 9,660 世帯)の個票データを用いた.

## (2)メッシュ農業気象データ

気象データとして、農業・食品産業技術総合研究機構が開発しているメッシュ農業気象データを使用した <sup>7)</sup>. メッシュ農業気象データはアメダスなどの様々な気象データと標高などを考慮し約1kmメッシュ単位で様々な気象情報を推計している. 本研究では提供されている気象情報のうち、表 1 に示す 9 つの気象情報を用いた.

<sup>\*</sup>三菱 UFJ リサーチ&コンサルティング株式会社

<sup>〒105-8501</sup> 東京都港区虎ノ門 5-11-2 オランダヒルズ森タワー

E-mail: masaaki.nakamura@murc.jp

<sup>\*\*</sup>大阪大学大学院工学研究科環境エネルギー工学専攻

<sup>〒565-0871</sup> 吹田市山田丘 2-1, M3 棟 3 階

#### 2.2 モデル理論

人工ニューラルネットワーク(ANN)とは、ニューロンと呼ばれる素子を層状につなぎ合わせたアーキテクチャである. 入力層,中間層及び出力層から構成される. 各層における入出力の関係は以下のとおりである.

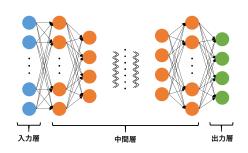


図1 順伝播型 ANN の例

入力層は、モデルへの入力ベクトルxを変換せず、そのまま次層へ出力する。中間層は入力層と異なり、入力された値を変換し次層へ出力する。中間層に属する第l層中のj番目のニューロンへの入力 $u_j^{(l)}$ は式(1)で与えられる。ここで、 $w_{ji}^{(l)}$ は第l-l 層のニューロンi と第l 層のニューロンj との結合の強度、 $z_i^{(l-1)}$ は第l-l 層のニューロンi からの入力を示す。

$$u_i^{(l)} = \sum_i w_{ii}^{(l)} z_i^{(l-1)} \tag{1}$$

第l層中のj番目のニューロンへ入力された $u_j^{(l)}$ は、式(2)によりニューロン固有のバイアスを加えた上で活性関数f(l)により変換され、第l+1層に属する各ニューロンへ伝播される. なお、本分析では活性化関数として式(3)で定義されるReLU関数を用いた. ここで、bはバイアスを示す.

$$z_j^{(l)} = f\left(u_j^{(l)} + b_j^{(l)}\right) \tag{2}$$

$$f^{(l)}(u) = \max\{0, u+b\} \tag{3}$$

第 L 層の出力層では、前層である第 L-l 層の出力ベクトル $\mathbf{z}^{(L-1)}$ に重みベクトル $\mathbf{W}^{(L)}$ を作用させた入力ベクトル $\mathbf{u}^{(L)}$ を、出力関数により変換することで予測値 $\hat{\mathbf{y}}$ を出力する.なお、出力関数として恒等関数を用いた.

$$\hat{y} = z^{(L)} = \mathbf{u}^{(L)} + \mathbf{b}^{(L)} \tag{4}$$

# 2.3 データの前処理

# (1)特徴量の選択

特徴量として選択した項目は**表 1**のとおり.省エネ行動等の定性データはダミー変数化し,全ての説明変数は学習前に正規化している.なお、目的変数にはゼロが含まれる

ため,各燃料の月平均消費量を足しあわせたうえで対数変 換した.

表 1 選択した特徴量

	特徴量
地域情報	緯度経度, 都市階級
居住者情報	年齢別世帯人数, 平日昼間の在宅状
	況, 世帯年収
住宅情報	建て方別建築時期,居室数,延床面
	積, 二重サッシ有無
機器保有	製造時期別保有台数(質問項目に製
	造時期がない場合は保有台数)
平均的な	機器使用頻度,調理食数等
機器使用	
省エネ行動	省工ネ行動種別実施状況
気象データ	日最高(低)気温,相対湿度,平均風
	速,日射量,降水量,日照時間,降雪
	相当水量,雪日数
燃料消費量	電気,都市ガス,LPG,灯油

## (2)欠損値の補完

家庭  $CO_2$  統計の個票データには、複数の不完全データ含まれている。機械学習ではデータ数がモデル精度に直結するため、欠損値の補完によりデータ数を維持することは重要である。本研究では、個票 A の項目 a で欠損値が存在した場合、項目 a と強い相関関係をもつ他項目を 5 つ抽出し、その項目を用いて各個票をカテゴライズ、個票 A が属するカテゴリにおける項目 a の中間値を用い欠損値を補完した。 (3) 個票データと気象データの紐づけ

家庭 CO2統計の個票データには各住宅の所在市区町村が示されているが、各住宅の住所までは提供されていない. 一方、気象データは約 lkm メッシュで提供されているため、空間解像度が異なるデータの紐づけ方法を検討する必要がある. 本研究では、気象データと個票データを紐づけるため「住宅の多くが街の中心部に存在する」と仮定し、市区町村 A に所在する住宅の気象データは市区町村 A の庁舎における気象データで代用した.

### (3)気象データの検針日補正

一般的に電気や都市ガスなどの検針は、各事業者が定めた地域区分ごとに月初から月末に実施している。そのため月末が検針日となる地区においては該当月の燃料消費量が計上される一方、月初が検針日となる地区においては前月の燃料消費量が多く計上されることとなる。このため、各月の月平均気象データと各個票の燃料消費量では対象期間にずれが生じる可能性がある。これを踏まえ、「各検針日に

対象となる世帯数は一定」との仮定のもと、X月の気象データは、X-1月の頭から中間日まで線形的に増加し、中間日からX月の末まで線形的に減少する関数で日平均気象データを重みづけし算出した.

#### (4) 灯油消費量の補正

家庭 CO<sub>2</sub>統計で計上されている灯油消費量は,正確には 灯油購入量である.使用月と購入月のずれにより推計精度 が低下する可能性があるため,本調査では四半期ごとに灯 油購入量を合計し,その合計値を同期間における都市ガス (都市ガス需要のない世帯は LPG)消費量を 按分 指標に 各月へ 配分した.

#### 2.4 モデルの構築

本調査では 時系列情報を考慮したモデルの推計精度を 評価するため、3 つの異なるモデルを構築した. 各モデルの 設定は以下のとおり.

#### (1)モデル 1, モデル 2

モデル 1 及びモデル 2 の構造は $\mathbf{Z}$  1 に示した一般的な ANN と同様である. ただし, モデル 2 は時系列情報として 前月における 9 つの気象データを新たに説明変数に加えて いるため, 特徴量の数がモデル間で異なる.

表 2 モデル1及びモデル2の設定

	モデル 1	モデル 2			
目的変数	4 (電力,都市ガ	ス, LPG, 灯油)			
説明変数	578	587 (578+9)			
層数	11				
ニューロン数	第 1, 11 層:50	0, その他:100			
活性化関数	中間層:ReLU, 占	出力層:恒等関数			
正則化	L2 II	則化			

#### (2)モデル3

モデル 3 は,10 個の ANN モデルが接続された構造をしている(図 2). 各月の燃料消費量は前月,前々月の推計した燃料消費量及び気象データを説明変数に追加することで,データの時系列性を考慮している. なお,初期値である 4 月及び 5 月の推計燃料消費量については,モデル 2 で算出した値を用いた.

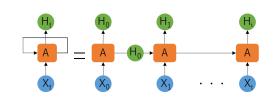
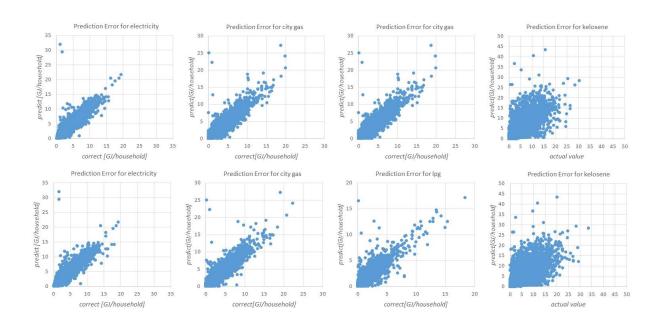


図2 モデル3におけるデータ伝播構造

#### 3. 推計結果

作成したモデルの予測精度を確認するため、燃料種別に推計精度を比較した結果、全てのモデルにおいて電力、都市ガス、LPGにおいて高い精度が得られた.一方、灯油の推計精度は他燃料種と比較し低い.先述したとおり、本研究では灯油の使用月と購入月のずれの補正を行っているが、完全には不整合を解消できていない可能性がある.

次に、時系列情報を考慮しないモデル 1 と時系列情報を考慮したモデル 2、3 を比較すると、全ての燃料種において時系列情報を考慮したモデルの推計精度が高く、時系列情報をモデルに学習させることで推計精度がより高くなることが示された. なお、モデル 2 とモデル 3 では推計精度に大きな差は生じなかった.



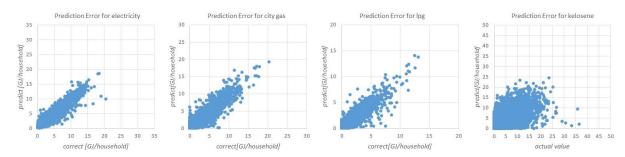


図 3 各モデルにおける予測値と実績値の比較

(上段:モデル1,中断:モデル2,下段:モデル3,左から電力,都市ガス,LPG,灯油)

電力 都市ガス LPG 灯油 **RMSE RMSE** R2 R2 **RMSE** R2 **RMSE** R2 モデル1 0.253 0.810 1.234 0.909 0.482 0.924 0.3480.894 モデル2 0.920 0.338 0.235 0.879 0.453 0.957 0.934 1.007 モデル3 0.934 0.4300.953 0.3560.937 0.221 0.8561.058

表 3 各モデルにおける推計精度の比較

# 4.考察

# 4.1 2020 年度におけるエネルギー消費量の予測

構築した時系列情報を加味したモデルを用い、2020 年度のエネルギー消費量を予測した. 具体的には、2019 年度の個票データのうち気象条件のみ 2020 年度に置き換えたデータセットをモデル 2 及びモデル 3 に入力し推計した後、両モデルの平均値を 2020 年度のエネルギー消費量推計値として採用した. 以降では、このアンサンブル学習モデルと令和 2 年度における家庭 CO<sub>2</sub> 統計の実績値を比較する.

# (1) 月別燃料種別エネルギー消費量の比較

モデル推計値と実績値の月別燃料種別エネルギー消費量の比較結果を図 4 に示す.推計結果をみると、多くの月において実績値が予測値を上回っている.これは、2020 年度以降に拡大した新型コロナウイルス感染症に伴う在宅率の増加が影響したものと考えられ、特に緊急事態宣言が発令された4月、5月、1月において差異が大きい.年間を通じた差異は電力 0.5GJ/世帯(+3.7%)、都市ガス 0.5GJ/世帯(+6.7%)、LPG0.02GJ/世帯(+0.7%)、灯油 0.1GJ/世帯(+1.5%)となり全体では1.2GJ/世帯(+3.8%)であった.

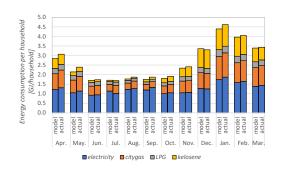


図 4 2020 年度の世帯当たりエネルギー消費量の推移



図 5 新型コロナ感染症の新規感染者数推移 (出典) 新型コロナウイルス感染症対策 (内閣官房)

#### (2)地域別月別エネルギー消費量の比較

次に、地域別月別にエネルギー消費量の実測値が予測値と比較しどの程度乖離しているかを整理した(図 7). 先述したとおり、緊急事態宣言が発出された4月や5月,1月においては、全国的に実績値が予測値を大きく上回っており、在宅率の増加によるエネルギー需要の増加が全国的にみられた。また、関東甲信地方は他地域と比較し実績値が予測値を上回る月が多い傾向にある、これは令和3年情報通信白書に記載されているとおり、関東地方におけるテレワーク実施率が他地域と比較し高かったことが要因としてあげられる。なお、本調査では気象条件のみ考慮しており、機器の買換え・購入に伴う効果は反映していない点に留意が必要である。

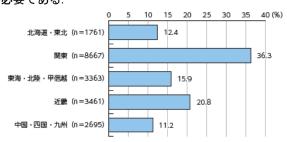


図 6 地域別・テレワーク実施率

(出典) 令和3年情報通信白書(総務省)

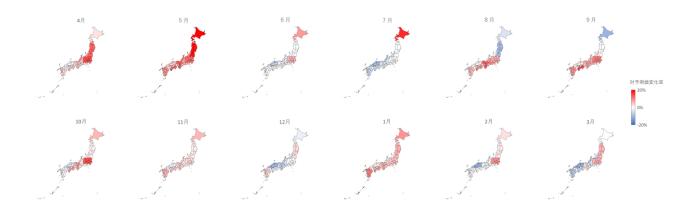


図 7 2020 年度における地域別月別エネルギー消費量の実績値と予測値との差

北海道 東北 関東甲信 北陸 東海 近畿 中国 四国 九州 沖縄 4月 +2.2% +12.1% +14.0% +7.9% +3.8% +4.3% -1.4% +4.1% +2.7%+3.2% 5月 +26.0% +18.6% +11.5% +9.7% +12.1% +3.9% +1.7% +8.8% +11.0% +6.6% 1月 +8.6% +6.1% +4.2% -1.2% +4.2% +6.0% +1.0% +7.7% +9.6% +13.3%

表 4 緊急事態宣言下における地域別月別エネルギー消費量の実績値と予測値との差

### 4.2 今後の応用

本研究では、データの時系列性を学習した場合、モデルの精度が向上されることを示した。一方、新型コロナウイルス感染症拡大など、モデルが学習していない未知の状況に対する精度は大きく低下した。コロナ禍前後において、家庭部門を取り巻くエネルギー需要環境は大きく変化する可能性が高いことから、今後も新たな個票データの学習を進めるとともに、アンサンブル学習を目的とした新たなモデルの開発検討が必要となる。

#### 5. **まとめ**

本研究では時系列情報を考慮した場合, ANN モデルの推計精度にどのような影響を与えるか分析した. 以下では分析によられて得られた知見を列記する.

- 全ての燃料種において時系列情報を考慮したモデルの予測精度が考慮しないモデルを上回った.一方,時系列情報を考慮した2つのモデルには大きな差異が生じなかった。
- 時系列情報を考慮したモデルにおいて、電力、都市ガス、LPGの決定係数は0.92から0.96と非常に高い精度を示した.一方、灯油の決定係数は0.86から0.88程度に留まり他燃料種と比較し精度が低くなった.原因として、購入月と使用月の関係が適切に反映されていない可能性がある.
- 時系列情報を考慮したモデルを用いてアンサンブル

- 学習モデルを作成し、2020年度のエネルギー消費量を推計した.4月や5月、1月において、実績値が予測値を大きく上回ったが、これは緊急事態宣言の発令に伴う在宅率の上昇が影響したものと考えられる.
- また、都道府県別に実績値と予測値を比較した結果、 年間を通じて差異が大きい地域として関東甲信地方 が挙げられた.理由として、他地域と比較しテレワー クの実施率が高いことなどが考えられる.
- 本モデルでは 2020 年度のエネルギー消費量を適切に 予測できなかった理由として、モデルが学習してい ない新型コロナウイルス感染症による未知の状況が 2020 年度に生じたことが原因であると考えられる。 今後はコロナ禍における状況も適切に推計できるよう、コロナ禍における新たな個票データの学習を進 めるとともに、アンサンブル学習を目的とした新た なモデルの開発を検討する。

# 謝辞

本研究はエネルギー・資源学会主催の「家庭部門の CO2 排出実態統計調査利用研究会」における取組の一環として 実施したものである.分析に使用した「家庭部門の CO2排出 実態統計調査」の統計データも、同研究会を通じご提供頂 いたものである.また、気象データとして利用した「メッシュ農業気象データ」については、「農業・食品産業技術総合 研究機構」にご提供いただいたものである.ここに記し、感

# 参考文献

- 1) 閣議決定;「地球温暖化対策計画」(2021年10月22日)
- 環境省;「脱炭素先行地域選定結果(第1回)」(2022年 4月26日)
- Amasyali, Kadir, and Nora M. El-Gohary. "A review of datadriven building energy consumption prediction studies." Renewable and Sustainable Energy Reviews 81 (2018): 1192-1205.
- Kim, Tae-Young, and Sung-Bae Cho. "Predicting residential energy consumption using CNN-LSTM neural networks." Energy 182 (2019): 72-81.
- Rahman, Aowabin, Vivek Srikumar, and Amanda D. Smith.
   "Predicting electricity consumption for commercial and residential buildings using deep recurrent neural networks."
   Applied energy 212 (2018): 372-385.
- 6) 環境省;「家庭部門の CO<sub>2</sub> 排出実態統計調査」
- 7) 農業・食品産業技術総合研究機構;「メッシュ農業気象 データ」
- 8) 総務省;「令和3年 情報通信白書」
- 9) 瀧雅人; これならわかる深層学習 入門(2017)

# 家庭 CO<sub>2</sub> 統計に基づく世帯当たり CO<sub>2</sub> 排出量の経年変化の 要因分析

A Factor Analysis of Interannual Changes in CO2 emissions per Household Based on Survey on the Actual Conditions of Carbon Dioxide Emissions from Residential Sector

鶴崎敬大 \*• 中上英俊 \*
Takahiro Tsurusaki Hidetoshi Nakagami

#### Abstract

Using statistical table data from the Ministry of the Environment's Survey on the Actual Conditions of Carbon Dioxide Emissions from Residential Sector, we used a multiple regression model to analyze the factors contributing to the change in CO2 emissions per household (-0.32 t-CO2) from FY2017 to FY2020. The breakdown of the change in CO2 emissions per household (-0.32 t-CO2) from FY2017 to FY2020 is: -0.25 t-CO2 for the CO2 emission factor of electricity, -0.08 t-CO2 for the climate factor, -0.17 t-CO2 for trend factors such as energy conservation and attribute changes, +0.18 t-CO2 for the special factor of the spread of COVID-19 infection. The results of the analysis were reviewed, and issues related to the analysis method were discussed.

Key words: CO2 emission, factor analysis, residential sector, statistical survey

#### 1. はじめに

環境省は2017年度より一般統計調査として「家庭部門のCO2排出実態統計調査」(以下,「家庭CO2統計」という.)を毎年度実施しており,2022年3月には4回目となる2020年度調査結果を公表した<sup>1)</sup>. 統計データの蓄積に伴い,世帯当たり年間CO2排出量等の経年変化の要因に対する関心が高まっている.

著者らの所属する住環境計画研究所は、環境省より家庭 C02 統計事業を 2010 年度より受託 (2014 年度より(株)インテージと共同実施)し、統計調査の企画(標本設計、統計調査の必要性の検討等)、調査項目の検討、設問の作成、回答の審査・処理、用途別エネルギー消費量の推計、調査結果の分析等を担当してきた.

本稿では家庭 CO2 統計の調査票情報 (個票データ) に依拠せず,公表されている統計表と気象データに基づき,2017年度から 2020年度までの世帯当たり年間 CO2 排出量の変化に関する要因分析を行った結果を報告する. 本稿は,環境省の公表資料<sup>2)</sup>に採用された内容を含むが,結果の考察については著者の責任で行うものである.

# 2. 家庭 CO2 統計に基づく経年変化

家庭 CO2 統計における 2020 年度の世帯当たり年間 CO2 排出量 (全国平均) は 2.88t-CO2/世帯・年であり, 2017 年

Corresponding author; Takahiro Tsurusaki, E -mail: tsuru@jyuri.co.jp \*株式会社住環境計画研究所

度に比べ 0.32t-C02 減少 ( $\blacktriangle 10.0$ %) し,前年度に比べ 0.16t-C02 増加 (+5.9%) している (**図 1**). 他方,2020 年度の世帯 当たり年間エネルギー消費量(電気は 2 次換算である)は 32.35GJ/世帯・年であり,2017 年度比 $\blacktriangle 2.6$ %,前年度比+6.7%となっている(**図 2**).

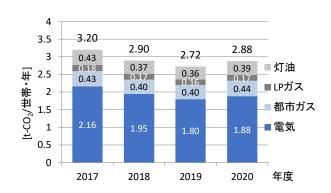


図1 世帯当たり年間エネルギー種別 CO2 排出量の推移

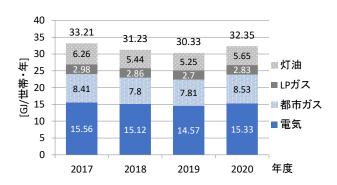


図2 世帯当たり年間エネルギー種別消費量の推移

(注)電気は2次換算(1kWh=3.6MJ)である.

<sup>〒102-0094</sup> 東京都千代田区紀尾井町 3-29 (紀尾井町アークビル 3F)

2020 年度はすべてのエネルギー種で CO2 排出量, エネルギー消費量共に対前年度で増加している. 用途別エネルギー消費量についても, 気温の影響を受けにくい照明・家電製品等や台所用コンロを含め, すべての用途で増加している (図3). これらのことから新型コロナウイルス感染症 (COVID-19) の感染拡大に伴い, 外出が減少 (在宅が増加)するなど需要が変化したことが影響していると推察される. 2017 年度から 2020 年度の変化率に関して, エネルギー消費量では▲2.6%に対して, CO2 排出量が▲10.0%と相対的に大きな減少を示しているのは, 電源構成の変化による電気の CO2 排出係数の低下が主因である (表1).

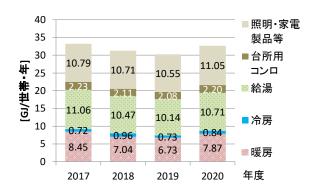


図3 世帯当たり年間用途別エネルギー消費量の推移 (注) 家庭 CO2 統計では用途別の結果は参考値として公表されている.

表1 電気の CO2 排出係数の推移

年度	2017	2018	2019	2020
排出係数	0.500	0. 464	0. 445	0. 441
[kg-CO2/kWh]	0.500	0. 464	0. 44	5

(注) **図1** の C02 排出量 (電気), **図2** のエネルギー消費量 (電気) より算出. なお, 家庭 C02 統計では調査世帯が契約している小売電気事業者の基礎排出係数を利用.

# 3. 経年変化要因の分析

環境省では、家庭 CO2 統計の 2 回目の公表となる 2018 年度調査結果より経年変化の要因分析結果を示している. 2019 年度調査の公表までは、電気の CO2 排出係数の変化の影響である「CO2 排出原単位要因」、気温の変化の影響である「気候要因」の順で分離し、変化量の残分を「省エネ等その他要因」としていた。省エネ等その他要因は、省エネルギーの進展や属性の変化(世帯人数の減少等)等で構成される。この要因のさらなる分析(内訳の把握)が課題となっていたところ、2020 年度調査結果の公表に向けた分析では、前述のように COVID-19 感染拡大の影響が大きいと見込まれたため、この要因の分析の必要性が高まった。

そこで CO2 排出原単位要因以外の分析方法を見直し, 月間エネルギー消費量の重回帰分析によって, 気候要因,

COVID-19 の影響である「特殊要因」を分離し、残分を「トレンド要因」(従来の「省エネ等その他要因」に相当)とすることとした( $\mathbf{表}2$ ).

分析方法を説明する前に、トレンド要因(旧・省エネ等 その他要因)について補足しておく.この要因では省エネ ルギーの進展と属性の変化が主な構成要素と考えられるが、 熱源転換(暖房・給湯・台所用コンロの電化等)や太陽光 発電システムの自家消費量の変化も含まれる.後者につい ては、家庭 CO2 統計における「電気」が系統からの供給量 のみであり、自家発電の自家消費量を含まないことによる.

表2 想定した経年変化要因

分析順	要因の名称	説明
1)	C02 排出原単	電源構成変化による小売電気事業
	位要因	者ごとの CO2 排出係数 (基礎排出
		係数)の変化の影響
2)	気候要因	気温の変化の影響
	特殊要因	COVID-19 による需要の変化
3)	トレンド要因	上記以外の変化の影響:
	(残分)	<ul><li>省エネルギーの進展</li></ul>
		・ 属性(世帯人数等)の変化
		・ その他 (熱源転換, 太陽光発電
		の自家消費量の変化等)

#### 3.1 分析方法

(1)C02 排出原単位要因の分析方法

CO2 排出原単位要因による変化量は,電気の CO2 排出係数の基準年度からの変化量に,対象年度(最新調査年度)の電気消費量を乗じて得られる(式(1)).

$$F_{CI} = (I_{e,t} - I_{e,b}) * E_{e,t}$$
 (1)

 $F_{CI}$  : CO2 排出原単位要因[t-CO2/世帯・年]  $I_{e,t}$  : 対象年度の電気 CO2 排出係数[t-CO2/GJ]  $I_{e,b}$  : 基準年度の電気 CO2 排出係数[t-CO2/GJ]  $E_{e,t}$  : 対象年度の電気消費量[GJ/世帯・年]

なお、ここでは交絡項を明示的に表現していないが、CO2 排出量の有効数字(小数点以下 2 桁)未満の軽微な量であ ることを確認している.

#### (2) その他の要因の分析方法

C02 排出原単位要因以外の要因を分析するため, **式(2)**の 重回帰モデルを作成した.

$$E_{i} = \beta_{0,i} + \beta_{1,i} \cdot TIME + \beta_{2,i} \cdot D_{covid} + \beta_{3,i} \cdot T + \beta_{4,i} \cdot T^{2} + \sum_{m=5}^{15} \beta_{m,i} \cdot D_{month} + \varepsilon_{i}$$
 (2)

 $E_i$ : 世帯当たり月間エネルギー消費量 [GJ/世帯・月]

*TIME*: タイムトレンド[2017年4月=1,・・・・,2021年3月=48]

 $D_{covid}$ : 特殊要因ダミー変数 (新型コロナウイルス感染症の

感染拡大) [2020年4月~2021年3月=1]

T: 全国平均気温(都道府県庁所在地・月平均気温の都道府 県世帯数による加重平均値)「℃]

D<sub>month</sub>: 月ダミー変数 (4月~2月;3月を基準) [当該月=1]

 $\beta_{0-15,i}$ : 偏回帰係数 [GJ/世帯・月]

 $\varepsilon_i$  : 誤差項

添え字 i は電気, ガス・灯油の別を表す.

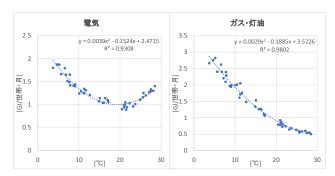
(データ期間:2017年4月~2021年3月)

目的変数についてはデータ数を確保するため月間エネルギー消費量とし、エネルギー種による用途の違いを考慮して、電気、ガス・灯油の2種に分けた。データ期間は2017年度から2020年度の48か月間(4年間)である.

説明変数として、省エネルギーの進展等のトレンド要因を表現する変数 (TIME)、気温、気温の2乗値、COVID-19 感染拡大の影響を推定するための特殊要因ダミー変数 (Dcovid)、月による日数の違い等を調整するための月ダミー変数 (Dmonth) を採用した. 気温の2次の項を入れるのは、季節によってエネルギー消費量の気温感応度が変化することを簡便に表現するためである (**図4**).

各月の平均気温については、都道府県庁所在地の日平均 気温から地点平均値を算出し、都道府県別世帯数(住民基 本台帳:当該年度の1月1日時点)で加重平均して全国平 均値とした。ここで、月間エネルギー消費量には検針・請 求により暦との期間のずれがあることを考慮し、当月15日 から過去30日間の平均値とした。

推定結果を**表3**に示す.モデルの適合度(自由度修正済み決定係数(表中の補正R2))は電気が0.9853,ガス・灯油が0.9951と十分高く,各説明変数の有意性も概ね満足できるものであった.ただし、Dmonthの偏回帰係数をみると、日数の違いの調整に留まらず明確な季節変動が認められ、電気、ガス・灯油のいずれも3月に対し6月~10月頃にマイナス、1月頃にプラスとなっている.1月については年末年始による増加(休日が多いこと、検針期間が長くなる傾向があること)と解釈できるかもしれないが、6月~10月についてはさらなる検討が必要である. Dmonth が季節変動を部分的に説明していることから、気候要因の分析にも影響を及ぼす可能性がある.また、TIMEの偏回帰係数(絶対値)は電気よりガス・灯油の方が大きく、熱源転換(電化)の進展の影響が予想される.



**図4** 月間エネルギー消費量と月平均気温の関係(2017~2020 年度)

(注)月平均気温の対象期間は当月15日までの30日間.

表3 世帯当たり月間エネルギー消費量の推定結果

		β 0	β <sub>1</sub>	β 2	β <sub>3</sub>	β 4	β <sub>5</sub>	β 6	β,
		定数項	TIME	D <sub>covid</sub>	T(気温)	T <sup>2</sup>	D <sub>4月</sub>	D <sub>5月</sub>	D <sub>6月</sub>
電気	係数	2.1198	-0.001825	0.0674	-0.1035	0.003293	-0.0653		-0.4660
(補正R2=0.9853)	(t値)	(29.2)	(-3.0)	(3.8)	(-9.2)	(8.9)	(-2.0)	(-3.4)	(-5.3)
ガス・灯油	係数	2.9683	-0.002980	0.1215	-0.1204	0.001691	-0.1260	-0.2575	-0.3760
(補正R2=0.9951)	(t値)	(25.4)	(-3.0)	(4.2)	(-6.7)	(2.8)	(-2.4)	(-2.7)	(-2.7)
		β 8	β,	β <sub>10</sub>	β <sub>11</sub>	β 12	β <sub>13</sub>	β 14	β <sub>15</sub>
		D <sub>7,用</sub>	D <sub>8月</sub>	D <sub>9月</sub>	D <sub>10月</sub>	D <sub>11月</sub>	D <sub>12月</sub>	D <sub>1,月</sub>	D <sub>2月</sub>
電気	係数	-0.4753	-0.4478	-0.4132	-0.3715	-0.2041	-0.0886	0.2120	0.0581
	(t値)	(-4.2)	(-3.0)	(-3.1)	(-4.2)	(-4.1)	(-3.6)	(7.3)	(1.9)
ガス・灯油	係数	-0.3675	-0.3463	-0.3679	-0.2808	-0.1140	0.1943	0.3960	0.1458
	(t値)	(-2.0)	(-1.4)	(-1.7)	(-2.0)	(-1.4)	(4.9)	(8.4)	(3.0)

作成したエネルギー種ごと(電気、ガス・灯油)の推定 モデルを用いて各要因の影響量を算出する. 対象年度(2020 年度)の推定値と, 気温のみ基準年度(2017年度, 2019(前) 年度)の値を代入した場合の推定値の差に, 対象年度のC02 排出係数を乗じた結果の合計値(電気+ガス・灯油)を気 候要因とする(式(3)).

特殊要因については, $D_{covid}$ の係数( $\beta_2$ )の 12 倍(年換算)に,対象年度の CO2 排出係数を乗じた結果の合計値(電気+ガス・灯油)とする(**式(4)**).世帯当たり CO2 排出量の変化量のうち,CO2 排出原単位要因,気候要因,特殊要因を除く量をトレンド要因とする(**式(5)**).

$$F_{Weathe} = \sum_{i} (\widehat{E_{i,T=t} - E_{i,T=b}}) * I_{i,t})$$
 (3)

 $F_{Weather}$ : 気候要因 [t-C02/世帯・年]

 $E_{i,T=t}$ : 対象年度における世帯当たり月間エネルギー消費量推定値の年間合計[GJ/世帯・年]

 $E_{l,T=b}$ :対象年度における世帯当たり月間エネルギー消費量推定値 (基準年度の気温を代入)の年間合計[GJ/世帯・年]

 $I_{i,t}$ : 対象年度の CO2 排出係数 [t-CO2/GJ] 添え字 i は電気、ガス・灯油の別を表す.

$$F_{Covid} = \sum_{i} (\beta_{2,i} * 12 * I_{i,t})$$
 (4)

*F<sub>Covid</sub>* : 特殊要因 [t-CO2/世帯・年]

 $\beta_{2,i}$  :  $D_{covid}$ の偏回帰係数[GJ/世帯・月]

添え字iは電気、ガス・灯油の別を表す.

$$F_{Trend} = (C_t - C_b) - (F_{CI} + F_{Weather} + F_{Covid})$$
 (5)

F<sub>Trend</sub> : トレンド要因 [t-CO2/世帯・年]

 $C_t$ : 対象年度の世帯当たり年間 CO2 排出量[t-CO2/世帯・年]  $C_b$ : 基準年度の世帯当たり年間 CO2 排出量[t-CO2/世帯・年]

#### 3.2 分析結果

前節で示した方法に基づき,世帯当たり年間 CO2 排出量の経年変化要因を分析した結果を**図5** に示す. 2017 年度から 2020 年度までの 3 年間の変化量は▲0. 32 t-CO2 であり,要因別内訳は,CO2 排出原単位要因で▲0. 25t-CO2,気候要因で▲0. 08t-CO2,特殊要因 (COVID-19 による需要変化)で+0. 18t-CO2,トレンド要因(省エネルギーの進展等)で▲0. 17t-CO2 となった.

特殊要因の影響量 (+0.18t-C02/世帯・年) に 2020 年国 勢調査の一般世帯数 (5,570.5万世帯) を乗じると,家庭部 門で約1,000万 t-C02/年の増加となる. これは環境省が中央環境審議会 <sup>3)</sup>で示した数値 (2020年度に 410万 t-C02) の 2.4 倍である. また,特殊要因のうち電気は+225kWh/世帯・年である. これは既往文献 <sup>4)</sup>における関東地方の家庭を対象とする影響分析(期間は 2020年 3月~2021年 2月)で示された+146 kWh/世帯・年の 1.5 倍である.

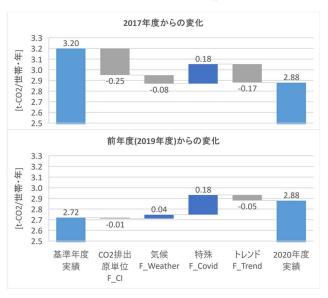


図5 世帯当たり年間 CO2 排出量の要因分析結果

# 3.3 課題

特殊要因 (COVID-19 による需要変化) の影響は、ダミー変数 (D<sub>covid</sub>) を用いて簡易的に推定したものであり、モデルの選択 (説明変数の与え方等) によって影響量の推定値は変化する. 前節での既往文献との比較によると過大に推定された可能性が示唆される. また、家庭 CO2 統計では年度単位で標本が抽出されており、D<sub>covid</sub>の採用により、2020年度と他の調査年度の標本誤差の差異も、特殊要因に含ま

れることに留意が必要である.

気候要因については、モデルに気温と気温の2乗値を導入して分析したが、月ダミー変数( $D_{month}$ )もエネルギー消費量の季節変動に寄与する要因として作用しており、気候要因の分析も不十分になっている可能性がある.

トレンド要因については、省エネルギーの進展や属性の変化(例えば、世帯人数の減少(2017年度; 2.39人, 2020年度; 2.31人))等の内訳の分析が引き続き課題である.

以上より, 今後も分析方法の改良が必要である.

#### 4. おわりに

統計調査の公表は、政府が国民各層に向けて広く行うものであるため、分析手法の採用や分析結果の提示に当たっては慎重な検討が必要である。本稿で示した内容は、家庭CO2 統計の公表では参考資料<sup>2)</sup>と位置付けられており、分析方法及び結果が改訂される可能性があるとされている。今後は学術的に検証された方法で分析を行うことが望ましく、本学会の「家庭部門のCO2 排出実態統計調査利用研究会」の活動等を通じた研究者間の活発な議論を期待している。

#### 謝辞

本稿は家庭 CO2 統計委託事業内で検討した結果に基づく. 同事業を所管する環境省地球環境局総務課脱炭素 社会移行推進室ならびに同事業内の有識者検討会の委員 の皆様より貴重な助言を頂いた. 記して謝意を表す.

# 参考文献

1) 環境省地球環境局総務課脱炭素社会移行推進室; 令和 2年度 家庭部門の CO2 排出実態統計調査の結果(確 報値)について, (2022.3.29),

https://www.env.go.jp/press/110829.html (アクセス日 2022.6.4)

- 2) 環境省地球環境局総務課脱炭素社会移行推進室;家庭 部門の CO2 排出実態統計調査における主要項目の経 年比較及び CO2 排出量の変化要因分析(参考資料), (2022.3).
- 3) 環境省;中央環境審議会地球環境部会地球温暖化対策 計画フォローアップ専門委員会(第1回)資料5新型 コロナウイルス感染症の影響,(2022.3.24),p.1.
- 4) 西尾健一郎,向井登志広;コロナ禍における家庭用電力需要の変化ー時期・平休日・時刻により,どのような違いが生じているのか?-,(2021.7.9),一般財団法人電力中央研究所社会経済研究所ディスカッションペーパーSERC21002

# Demographic Aging and Shrinking Trend Imposes Great Challenges to Carbon Emission Mitigation in Japan

Long Yin\* · Yoshida Yoshikuni\*\*

#### Abstract

The 2030 Agenda for Sustainable Development pursues Sustainable Development Goals (SDGs) in an inclusive and people-centered manner by leaving no one behind. However, the demographic transition is accelerating social stratification and challenging the SDGs by exacerbating disparities in household energy consumption. Here, to understand how to promote the household decarbonization measurement equally and efficiently, we applied an energy survey data of 8,988 households in Japan and recognize the most emission-intensive household segment and behaviors. The results imply that Japan need pay special attention to the low-income, single and aging household for both decarbonization equality and efficiency, and indicate the other developed countries who are transiting to aging society and simultaneously achieving their carbon neutrality target should promote the process without leaving low-income and elderly households behind.

Keywords: Aging society; Demographic transition; Emission characteristics; Carbon mitigation; Data mining.

#### 1. Introduction

Containing the increase in global average temperature to well below 2 °C above pre-industrial levels requires substantial cross-sectoral efforts<sup>1</sup>, including curbing extensively the use of fossil fuels and boosting electricity generation through renewable and carbon-free pathways<sup>2,3</sup>. Many efforts have focused on the supply side (e.g. industrial and energy generation sectors) and have emphasized on increasing emission efficiency<sup>4,5</sup> or finding/mobilizing green energy sources<sup>6,7</sup>.

However, in the post-Paris Agreement era there have been calls to also design efficient demand-side emission mitigation plans. For example, several ongoing information campaigns have been seeking to promote low-carbon lifestyles, especially for the household sector<sup>8-13</sup>. This is largely because the household sector accounts for a large fraction of energy consumption demand, simultaneously accounting for a large fraction of total greenhouse gas (GHG) emissions and having the highest GHG emission reduction potential<sup>14-17</sup>. For example, the residential sectors in the US accounts for nearly 80% of total indirect GHG emissions <sup>18-20</sup>. In Japan households are responsible for >60% of total GHG emission<sup>21-23</sup>, with their contribution expected to account for nearly 50% of the emission reduction commitment. As a result there has been an increasing number to efforts in the past decades to boost household-level decarbonization measures<sup>24-26</sup>.

Although many studies have explored how this heterogeneity in household characteristics affects both energy use patterns and adoption of mitigation technologies, most studies have relied on mono-dimensional and/or subjective divisions across household characteristics. For example, although many studies find generally higher emissions of richer, aging and small size of household<sup>27-30</sup>. Under the classic framework of household-feature analysis, the emission features are manually being grouping and ignoring if there obtain the similar emission features, such as

income level and age of reference person. This single-dimension grouping is apt to provide misleading information. For example, richer household are found emit more emission than poor, while their higher emission may be driven from richer household having larger household size. The mismatching from household grouping and emission features lay potential uncertainty for following measurements generation.

Here we explore how household characteristics and demographic transitions affect the adoption of climate change mitigation technologies at the household level, and their potential effect on actual emissions. Regarding the latter single households already account for 34.6% of the entire population in 2015 (expected to increase to >50% by 2035), while the population aging and shirking rates are some of the highest in the world Collectively the above can provide valuable information for other major economies that are increasingly facing deep demographic transitions<sup>32</sup>.

#### 2. Method

For this study we follow four main research steps: (a) delineate study groups through developing a household taxonomy (Step 1), (b) estimate household emissions for the study groups (Step 2), (c) identify adoption patterns for emission mitigation options for each group, and estimate emissions for adopters and non-adopters for each group (Step 3), and (d) simulate future adoption and emissions considering the ongoing demographic transition.

#### 3. Result and conclusion

The clustering analysis performed with the least absolute shrinkage and selection operator (LASSO) model identifies that the five most important variables (from a total of 27 variables) affecting direct energy use and related GHG emissions are income, household size, average household age, driving demand and whether the household has children. We use these household

This paper is written based on the proceedings of the 41<sup>th</sup> Conference of

Energy, Economy and Environmentheld by the JSER.

Corresponding author: Long Yin, E -mail: longyin@g.ecc.u-tokyo.ac.jp \* Graduate School of Engineering, University of Tokyo, Tokyo, Japan.

<sup>(</sup>This section is not required if the paper was not presented in any events of the JSER)

characteristics to create a taxonomy of six groups that have the largest disparity in direct energy use and related emissions. Figure 1A shows the emission comparison among the six household groups. Here, we find that high-income core households with children (HFK) have the highest emissions compared to the any other groups. This finding is in line with many of previous studies as richer emit higher<sup>8,10</sup>. Interestingly, high-income households do not always have higher emissions

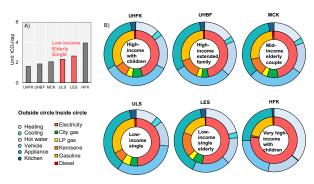


Figure 1: Emission across household groups emission and its contents

than lower income households. Lower-income elderly single person households (LES) households and lower-income single person households also have high emissions (see pink bars in Figure 1A). Figure 1B shows the breakdown of per capita emission by activity (outer circle) and fuel (inner circle). The results suggest that uses of home appliance and vehicle account for the highest share of emission in all groups. Except for the veryhigh income households with children (HFK), emissions from uses of appliances and vehicles account for more than 60% of overall emissions in the other groups. However, for the HFK group space heating is the largest source of emissions (36.4%), followed by appliances (24.5%) and vehicles (21.9%). For the lower-income elderly single person household (LES) group and the lower-income single person households (ULS), uses of group appliances account for most of the emissions, followed by space heating. Compared to the three groups outlined above, for household with children (e.g. UHFK and UHBF) more than 30% of the emissions are from vehicles, which indicate their propensity for a more car-oriented lifestyle. From the viewpoint of fuel we observe that the LES group has large demand on kerosene for space heating, but in fact, electricity is the main fuel for heating especially in mountainous regions of the country. This indicates that lower-income elderly single person household (LES) still deeply depend on the use of kerosene for space heating, though it is generally less efficient than electricity. In contrast, though emissions from space heating in the HFK group accounts for a large fraction of its total emissions, the electricity-related emissions are as much as 2.16 times greater than the LES group with the per capita emission from electricity which has overpass 3tCO<sub>2</sub>/cap. More importantly, emission intensify of kerosene is much higher than electricity, which means the heating utility of richest segment is very low, even can be luxurious purpose (having higher per capita living space or keeping the all rooms warm in winter). Therefore, the following mitigation measurement should take a special focus on how to balance the living demand and mitigation outcomes. For the low-income elderly single households who generate higher emissions, upgrading their heating equipment, such as replacing kerosene heaters with electric heaters, is more recommended to lower their use of carbon-intensive energy. However, the very high-income

household with children (HFK) are found with largest electricity emission, indicating the end-use electrification may not have much potential anymore. The only way is to save energy from uses of appliance and vehicles directly. In comparison, the lowest level of emission is found in the mid- and high-income extended family households.

The nuanced understanding of energy consumption and emission patterns are pre-requisites for designing effective and fit-forpurpose measures to influence transitions to low-carbon lifestyles, and eventually achieve the decarbonization of the residential sector. This is because household characteristics (e.g. age, income, household composition) not only affect energy use and emissions, but also the acceptance of different emission mitigation technologies. At the same time, demographic transitions might alter drastically some of these household characteristics (e.g. age, composition) at the national scale, essentially affecting the overall emissions of the residential sector. With many societies around the world currently experiencing rapid and deep demographic transitions exemplified by population shrinking and/or ageing (see Introduction), it becomes critical to understand how these transitions will affect the prevalence of households with different characteristics (and essentially different energy use and emission profiles, and propensity to adopt mitigation strategies).

#### Reference

31 32

Rogelj, J. et al. Paris Agreement climate proposals need a boost to keep warming well below 2 C. 534, 631-639 (2016).
Covert, T., Greenstone, M. & Knittel, C. R. J. J. o. E. P. Will we ever stop using fossil fuels? 30, 117-138 (2016).
Harvey, L. D. D. Carbon-free energy supply. Vol. 2 (Earthscan London, 2010).
Abolhossein, S., Heshmati, A. & Altmann, J. A review of renewable energy supply and energy efficiency technologies. (2014).
Rosen, M. A., Dincer, I. & Kanoglu, M. J. E. p. Role of exergy in increasing efficiency and sustainability and reducing environmental impact. 36, 128-137 (2008).
Ozturk, M., Yuksel, Y. E. J. R. & Reviews, S. E. Energy structure of Turkey for sustainable development. 53, 1259-1272 (2016).
D'Alessandro, S., Cieplinski, A., Distefano, T. & Dittmer, K. J. N. S. Feasible alternatives development. 55, 1299-1272 (2016).
D'Alessandro, S. Cieplinski, A., Distefano, T. & Dittmer, K. J. N. S. Feasible alternatives to green growth. 3, 329-335 (2020).
Mr, Z. et al. Economic development and converging household carbon footprints in China. 3, 529-537 (2020). Environmental Impacts of Household Consumption Behaviors. Environmental science & technology 52, 8467-8478 (2018). Wiedenhofer, D. et al. Unequal household carbon footprints in China. Nature Climate Change 7, 78 (2017). (2020). A., Dürrenmatt, D. J. & Hellweg, S. Using Data Mining To Assess ental Impacts of Household Consumption Behaviors. *Environmental science* & 10 Change 7,75 (2017).

Koide, R. et al. Exploring carbon footprint reduction pathways through urban lifestyle changes: a practical approach applied to Japanese cities. 16,084001 (2021).

Koide, R. et al. Exploring carbon footprints reduction pathways through urban lifestyle changes: a practical approach applied to Japanese cities. 16,084001 (2021).

Koide, R. et al. Carbon footprints and consumer lifestyles: an analysis of lifestyle factors and gap analysis by consumer segment in Japan. 11,5983 (2019).

Lettenmeier, M., Akenji, L., Toivio, V., Koide, R. & Amellina, A. Targets and options for reducing lifestyle carbon footprints A summary. (2019).

Long, Y. J., Yida; Chen, Peiper; Sharfif, Ayyoob; Gasparatos, Alexandros; Wu, Yi; et al. Monthly direct and indirect greenhouse gases emissions from household consumption in the major Japanese cities. Ifgahare, doi:https://doi.org/10.6084/m9.figshare.14195924 (2021). 11 12 13 Monthly direct and indirect greenhouse gases emissions from household consumption in the major Japanese cities. *figshare*, doi:https://doi.org/10.6084/m9.figshare.14195924 (2021).

Long, Y. g., Dabo; Kanemoto, Keiichiro; Gasparatos, Alexandros. Lifestyle changes during the early COVID-19 confinement do not have major impacts on household carbon footprints. *Ingshare*. *Dataset*., doi:https://doi.org/10.6084/m9.figshare.1211989.v1 (2021).

Wu, W. et al. Implications of declining household economies of scale on electricity consumption and sustainability in China. 184, 106981 (2021).

Feng, K., Hubacek, K. & Song, K. Household carbon inequality in the U.S. *Journal of Cleaner Production* 278, 123994, doi:https://doi.org/10.1016/j.jelepro.2020.123994 (2021).

Jones, C. & Kammen, D. M. Spatial distribution of U.S. household carbon tootprints reveals suburbanization undermines greenhouse gas benefits of urban population density. *Environmental science & technology* 48, 895-902, doi:10.1021/es4034364 (2014).

Jones, C. & Kammen, D. M. Quantifying carbon footprint reduction opportunities for U.S. households and communities. *Environmental Science & technology* 48, 4088-4095, doi:10.1021/es4034364 (2014).

Jones, L. W. & Kammen, D. M. Quantifying carbon footprint reduction opportunities for U.S. households and communities. *Environmental Science & technology* 48, 4088-4095, doi:10.1021/es102221 h (2011).

Jang, X., Luo, L. & Skitmore, M. Household carbon emission research: an analytical review of measurement, influencing factors and mitigation prospects. *Journal of Cleaner Production* 103, 873-883, doi:https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2015.04.024 (2015).

Nansai, K. *et al.* Estimates of embodied global energy and air-emission intensities of Japanese products for building al Japanese input-output life cycle assessment database with a global system boundary. *Environmental Science & technology* 46, 9146-9154, doi:10.1021/es2043257 (2012).

Nansai, K. *et al.* Improving the Completeness of Product Carbon Footprints Usi 15 16 17 18 19 21 22 23 24 25 Intergovernmental Panel on Climate Change. Climate Change 2014: Synthesis Report of the UNFCCC. Submission of Japan's Nationally Determined Contribution (INDC)-Japan (2015). (2015). Yang, T. & Liu, W. Inequality of household carbon emissions and its influencing factors: Case study of urban China. Habitat International 70, 61-71, doi:https://doi.org/10.1016/j.habitatint.2017.00.004 (2017). Shigetomi, Y., Kanemoto, K., Yamamoto, Y. & Kondo, Y. J. E. R. L. Quantifying the carbon footprint reduction potential of lifestyle choices in Japan. 16, 064022 (2021). Kanemoto, K., Moran, D., Shigetomi, Y., Reynolds, C. & Kondo, Y. Meat consumption does not explain differences in household food carbon footprints in Japan. One Earth 1, 464-471 (2019). Chapman, A. & Shigetomi, Y. Visualizing the shape of society: An analysis of public bada and burden allocation due to household consumption using an input-output approach. Science of The Total Environment 639, 385-396, doi:https://doi.org/10.1016/j.sciotenv.2018.05.151 (2018). 27 28 29 and ourden anocation due to noisenout consumption using an input-output approach. Science Science and Consumption using an input-output approach doi:https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2018.05.131 (2018). Agency for Natural Resources and Energy, J. Japan Energy White Paper 2020. (2020). Jarzebski, M. P. et al. Ageing and population shrinking: implications for sustainability in the urban century. 1, 1-11 (2021).

# 市町村別 CO<sub>2</sub> 排出量表のためのベイズ的アプローチ (その2) -市町村別用途別エネルギー原単位表の作成-

A Bayesian Approach for make to CO<sub>2</sub> Emission Table at the Municipal Level Part 2.

- Household Energy Consumption -

田中昭雄\* Akio Tanaka

#### Abstract

The goal of this study is to clarify the energy consumption and CO<sub>2</sub> emissions for the residential sector of all municipalities. In this report, about 40,000 statistical data was first analyzed using the RSVD method. Next, using a hierarchical statistical model, I estimated the energy consumption of the sector for each municipality.

Keywords: Household Energy Consumption, Municipality, Bayesian Hierarchical Modeling

## 1. はじめに

我が国は 2020 年 10 月管首相の「2050 年カーボンニュートラル」宣言をきっかけに多数の市町村が「2050 年カーボンニュートラル」宣言を行っている。しかしその実現には、自治体の CO2 排出の実態を見える化と、脱 CO2の PDCA サイクル実践が必要である。この様に多様な分野で見える化の必要性は高まっているが、自治体単位のの見える化はいまだ不十分である。

環境省は、家庭部門の二酸化炭素 (CO2) 排出状況の見える化を目指し「家庭部門の CO2排出実態統計調査」<sup>1)</sup> (以下"家庭 CO2統計")を開始した.この調査は全国を対象に毎年約1万世帯規模の調査を実施しており、全国の特別区及び市町村(以下"市町村")の家庭部門の見える化の進展への貢献が期待される.しかし現在の調査規模では十分な調査規模とはいえず、類似の統計調査や大学、自治体独自の研究成果を総合的に活用できるシステムの開発が必要である.

筆者等は、これまで家計調査を用いて県庁所在都市や政令指定都市(以下"中核都市")別光熱費データと都市気候やその他都市属性から、用途別最終エネルギー原単位モデルと、温熱源選択モデルを作成し、2010年の市区町村別 CO2原単位(地域区分は2000年時点の3,368市区町村)を報告した<sup>2),3)</sup>.しかし中核都市のデータから作成した線形モデルを中小都市に適用することからモデルの外挿による誤差が危惧された。また家庭 CO2 統計の実施により中小規模市町村のリアルなデータが入手できるようになったこと、平成の大合併により市町村の枠組

みが変わり、都市属生にも変化が見られることなどから、あらためて市町村別エネルギー表と CO<sub>2</sub>排出原単位表を整備することとした.

なお本調査で報告する市町村別エネルギーは、最終エネルギー換算であり Guff と記す。また電力の CO<sub>2</sub>換算値は 1kWh=0.445 kg-CO<sub>2</sub>/kWh (2019 年度一般送配電事業者排出係数)<sup>4)</sup>に統一する。これは一次換算による需要決定要因と異なる要素(火力発電所の発電効率など)が混入して要因分析が不明瞭になる事を防げる、他地域の調査結果の引用が容易などの利点があるためである。

#### 2. 研究手法

本研究における分析対象は、家庭 CO2 調査の試験調査 から H31 年度調査までの過去 4 調査 (以下"4 調査") の 個票データである...

表1に4調査における市町村別の延有効調査数(太陽熱利用世帯を除く)と回収データの統計学的に信頼度が高いデータの得られた自治体数を示す。この信頼度の高い自治体や,同一カテゴリーに含まれる地域の集合を本研究では「大地域」(表2)と記す。ここで地域の信頼度とは,母集団が正規分布するとき,そこから抽出される標本データの信頼性を示し,信頼度 P%,誤差率  $\epsilon$  %以内で定義する。本研究で4調査を1ユニットと見なしている。そのデータで大地域と判定された市町村は,1,718市町村中13市で,すべて中核都市で,回収データ数は350件以上である。

このことから市町村毎に高信頼性(信頼度95%, 誤差率5%以内)のデータを得るには60万件以上の調査数が必要となり現実的ではない.今回4調査全体でみても費53%の市町村は有効回答が10件以下である.回収数の分

Corresponding author; Akio Tanaka, e-mail : a-tanaka@pu-kumamoto.ac.jp

\*熊本県立大学環境共生学部居住環境学専攻〒862-8502熊本県熊本市東区月出3-1-100

布を見ると、回収データが特定地域に偏在する傾向にある。上位 1% (17 市) の有効回答数合計は 8,785 で全回収数の 1/4 を占める。特に上位 2 市 (0.1%の自治体)の回答数は 2,707 件(全回答の 7%)で、この 2 市への偏在が顕著であることがわかる。

# 2.1 使用記号および用語

本報告で用いる主要な用語と記号を**表 2** に示す. 先に記した「大地域」は、その地域の平均値が信頼水準 95%以上、誤差 5%以内の精度で得られる地域(又は同一カテゴリーに属する全地域)で、その地域に内包される市町村や集落を「小地域」と記す. 大地域 Z, 小地域 z の統計分布はともに正規分布を想定し、それぞれ

 $G\sim N(\mu,\sigma^2)$ , $g\sim N(u,s^2)$  である。統計モデルは,大地域の内部構造がより上位の大地域の内部構造と自己相似性があると仮定している.大地域と小地域の自己相似性(SS: Self-Similarity)の確認は前報  $^{5}$ にて実施済みで

ある. またこれは Mandelbrot<sup>6)</sup> の定義した自己相似性と同じものである.

# 2.2 市町村別エネルギー表・002表と2つの統計モデル

図1に市町村別エネルギー表と  $CO_2$ 表の作成フローを示す。このフローはエネルギー原単位と温熱源選択の2つの統計モデルを含むエネルギー原単位モデルは、階層型の統計モでルであり(1)式で記される.

$$u = \mu \prod k_i + \delta_z + \varepsilon = X + \delta_z + \varepsilon \tag{1}$$

ここで左辺のXが,階層構造部分(第 1 次近似)である.これは大地域 Z の平均値  $\mu$  を基準に,全ての階層別の自己相似係数  $k_i$  を全て乗じたものとなる.今回は i はそれぞれ都市,住宅,居住人数の 3 階層である.市町村別エネルギー表は,このエネルギーモデルの推計値と家庭  $CO_2$  調査の地域有効データの尤度の荷重平均値として求められる.温熱源選択モデルは市町村別エネルギー原単位表と地域属性情報を分析して得られる.

 $\delta_z + \varepsilon$  は、小地域 z の地域特性部分(第 2 次以降近似)で、小地域の実データから得られるベイズゲインである。モデル作成に用いる個票の用途分解は RVSD 法  $^{7}$  による。

# [1]第1次近似と階層内自己相似

回収データの省エネ法地域別用途別原単位を**表3**に示す. I 地区を大地域の条件を満たすほどの精度が得られなかったため、 $\Pi$ 地区と統合して大地域とする.

家庭  $CO_2$  統計 4 調査の総エネルギー原単位の平均値は 32.4G Jf/年である. 大地域データから (2) 式により小地域(市町村)第一近似値 u を計算する.

$$u = \mu \prod k_i \tag{2}$$

表1 市町村別 延有効回答数と信頼性(4調査計)

有効回答数	自治体数	
<b>*</b> 1	市町村数 (百分率)	大地域相当
	(日万平)	<b>※</b> 2
0	463 ( 26.9% )	0
1~10	619 ( 36.0% )	0
11~30	332 ( 19.3% )	0
31~50	109 ( 6.3%)	0
51~100	111 ( 6.5%)	0
101~200	45 ( 2.6%)	0
201~300	12 ( 0.7%)	0
301∼	27 ( 1.6%)	13
総自治体	数 1,718 団体	
延データ	岁数 38,793 世帯	

※1 太陽熱利用世帯は含まない

※2 信頼水準95%、誤差率5%以下の市町村

表2 主な使用記号と用語の定義

大地域 Z	信頼水準95%以上,誤差率5%以内のデー
	タ精度が得られる地域または同一カテゴ
	リーに属する地域の集合
小地域 z	Z内の一部地域
	統計分布は $N(\bar{x},y^2)$ による
変動係数	$CV = y/\bar{x}$
CV	x : 正規分布の平均値
	y : 標準偏差
地域データ	全国 Γ~N( $U$ , $\Sigma^2$ ),大地域 $G$ ~N( $\mu$ , $\sigma^2$ )
の統計分布	小地域 <i>g~N(u,s</i> ²)
	U, μ, u : 平均値(全国,大地域,
	小地域), $\Sigma$ , $\sigma$ , $s$ : 標準偏差(全
	国,大地域,小地域)
エネルギー	気象度日当たりの
度日係数	エネルギー消費量 単位:GJ/DD

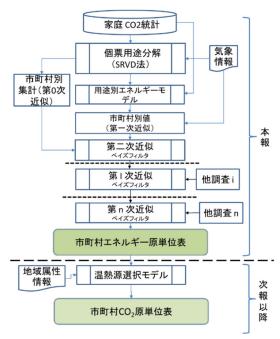


図1 市町村表エネルギー, CO<sub>2</sub>原単位表作成フロー

# [2]第2次近似以降(ベイズフィルタ処理)

この処理は,実データを用いて第 1 次近似値を経験ベイズ推定値 $u^{BE}$ への更新する処理となる.もし小地域 z で回収データが無く,他に同地域の統計情報も得られない場合は  $\delta_z + \varepsilon = 0$  となり作業は[1]で終了するが,回収データが存在する場合は(3)式により経験ベイズ推定値 $u^{BE}$ 、 $s^{BE}$  として更新される.

$$u^{BE} = X + p/(P + P) \cdot \Delta \mu$$
  
 $s^{BE^2} = \sigma^2 s^2 / (s^2 + \sigma^2)$   
但し  $\Delta u = u - X$ ,  $P = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_X^2}}$ ,  $p = \frac{1}{\sqrt{2\pi s^2}}$ 

# 3. 市町村別エネルギー原単位

図 2 に家庭  $CO_2$  統計と(2), (3) 式から求めた総エネルギー原単位の市町村別値とその頻度分布を示す。総エネルギーの全国平均原単位 U は 32.4 GJf/年である。原単位上位 10 地区の平均は 104.4 GJf/年で,平均値の 3 倍以上と大きい。これらの地域の共通点は,寒冷な気候,高い戸建住宅率である。下位 10 地区(双葉町を除く)の平均は 21.2 GJf/年である。図 2 中の市町村別原単位分布の分布図からは,市町村の原単位分布が,4 つ以上の統計分布の複合であることがわかる。

図3に用途別原単位の市町村別分布を示す. 用途は冷房, 暖房, 給湯, コンロ, その他である.

単位:GJf/年

					7 12.	- 0 - /
省エネ法 地域区分	冷房	暖房	給湯	コンロ	その他	計
I 💥	0.00	39. 29	11.61	2.41	5.46	58.77
П	0.25	30.18	12.00	2.68	6.41	51.52
Ш	0.39	28. 29	12.51	2.87	6.77	50.83
IV	0.56	22. 20	11.90	3.45	7.21	45.32
V	0.80	15. 18	11.11	3.58	8.51	39. 19
VI	1.14	8.21	8.72	3. 29	8.04	29.39
VII	1.21	6.53	8.08	3. 26	7.68	26.75
VIII	3.40	1.12	6.14	2.73	6.71	20.11
全国	1.05	10.85	9.28	3. 28	7.90	32.36

※ I地区は「大地域」の基準を満たさない

表 4 階層別自己相似係数

階層1:都市※

10/01 10	114 / 1		
	1	2	3
総量	0.97	1.01	1.08
冷房	1.05	1.03	0.96
暖房	0.97	1.05	1.28
給湯	0.95	1.00	1.07
コンロ	0.99	1.00	0.98
その他	0.99	0.95	0.89
シガナル 田子	ナルナー	17++14X	h ~: \_

※都市階層または市町村単独で大地域となる場合は k=1

階層2:住宅建方

10/0 - 12		~
	戸建	集合
総量	1.30	0.79
冷房	1. 12	0.80
暖房	1.51	0.58
給湯	1. 25	0.83
コンロ	1. 20	0.92
その他	1. 13	0.94

階層3:世帯員数

	単身	2人	3人	4人	5人+
総量	0.60	1.05	1. 26	1.35	1.70
冷房	0.76	1.01	1. 24	1.36	1. 75
暖房	0.62	1. 17	1.33	1.35	1.74
給湯	0.59	1.00	1. 24	1.34	1.77
コンロ	0.46	0. 91	1.27	1. 58	1. 85
その他	0.63	0. 99	1.19	1. 25	1. 52

1. 24
1. 23
1.31
1. 23
1. 25
1. 16

2人+

表 5 階層別変動係数 CV

階層1:都市

	1	2	3			
総量	0.59	0.60	0.62			
冷房	1. 12	1. 13	1.37			
暖房	1. 15	1. 13	1.13			
給湯	0.83	0.87	1.03			
コンロ	0.52	0.55	0.61			
その他	0.64	0.64	0.70			

門僧と・圧	七足ノ	J
	戸建	集合
総量	0.55	0.55
冷房	1.24	1.04
暖房	1.00	1.14
給湯	0.89	0.74
コンロ	0.55	0.49
その他	0.67	0.58

陛属9. 住字建方

階層3:世帯員数

	111 12 8	, <u> </u>			
	単身	2人	3人	4人	5人+
総量	0.69	0.53	0.49	0.48	0.50
冷房	1.13	1.16	1.10	1.09	1.08
暖房	1.44	1.12	1.06	1.02	0.98
給湯	1.05	0.82	0.79	0.75	0.83
コンロ	0.44	0.38	0.36	0.35	0.36
その他	0.63	0.55	0.55	0.62	0.64

2人+	
0.54	
1.14	
1.07	
0.83	
0.46	
0.61	

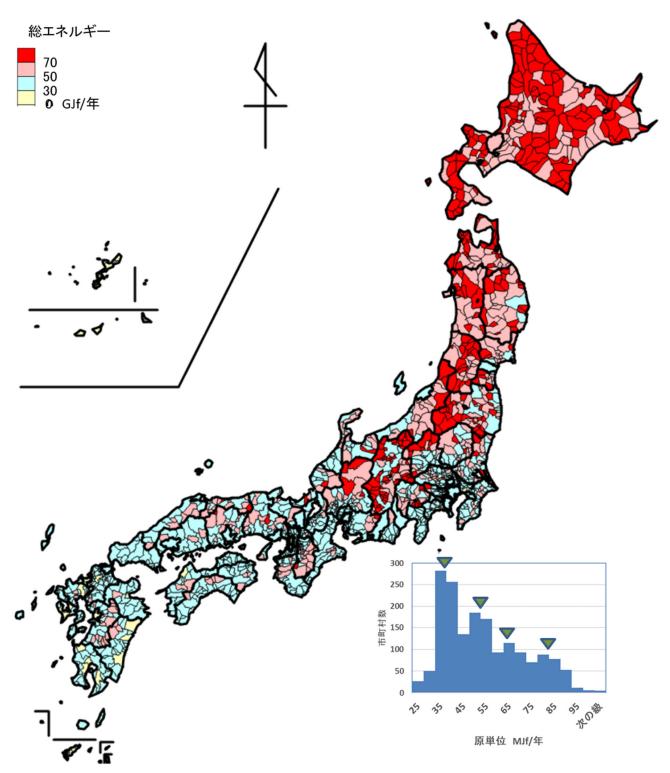


図2 市町村別最終エネルギー消費原単位 (総エネルギー)

# 4. まとめ

2050 年ゼロカーボンを目指す我が国では、全国 1718 市町村の、CO2排出状況の見える化と脱炭素 PDCA の実践は喫緊の課題である. 家庭 CO2統計に対しては、家庭部門の見える化実現に貢献することが期待されている. し

かし単一の調査で全市町村を網羅するには、調査規模が不十分であり、かつ回収データの地理的偏在性が大きいことが課題となっている。本研究では試験調査から H31 年度の 4 調査結果を 1 ユニットとして処理を行い、その 2 点の改善を試みたが、効果はほとんど見られなかった。

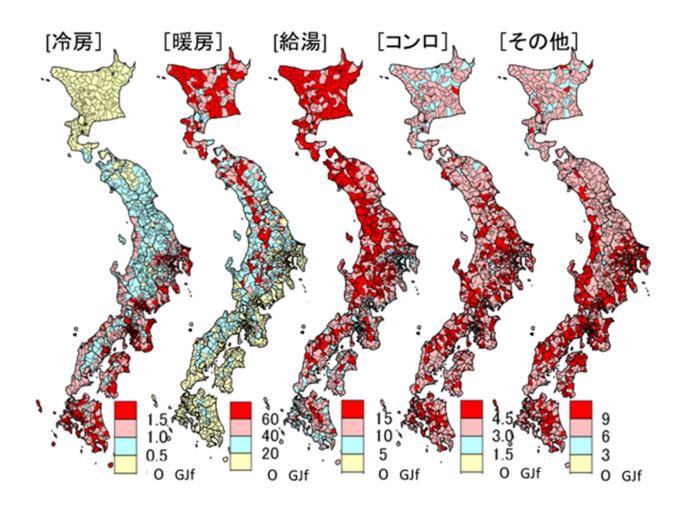


図3 市町村別用途別エネルギー消費原単位

その課題改善の別アプローチとして,階層型統計モデルとベイジアンフィルタ処理を複合するシステムを提案した.このシステムは複数の実態調査の成果を取り込むことで,データ絶対数の不足や,地理的偏在問題を改善できる。図2はそのシステムで求めた全エネルギー計,図3は用途(冷房,暖房,給湯,コンロ及びその他の6用途)原単位を日本地図上に記したものである.

次報以降では温熱源選択モデル<sup>3)</sup> を見直し, 市町村別 CO<sub>2</sub>表を作成する予定である.

#### 参考文献

- 1) 環境省:家庭部門の CO<sub>2</sub>排出実態統計調査(家庭 CO2 統計),http://www.env.go.jp/earth/ondanka/ ghg/kateiCO2tokei.html, (アクセス日 2021.4.2)
- 2) 田中昭雄,外岡豊;市町村別住宅エネルギー消費原単位の推定-住宅の環境負荷とその地域性に関する研究 その1-,日本建築学会環境系論文集,79-3,2014,pp. 305-312.

- 3) 田中昭雄,外岡豊;住宅におけるエネルギー選択と市 区町村別原単位の研究-住宅の環境負荷とその地域 性に関する研究 その2-,日本建築学会環境系論 文集,80-2,2015,pp. 177-184.
- 4) 環境省;電気事業者別排出係数(特定排出者の温室効果ガス排出量算定用) R1 年度実績,
   https://www.env.go.jp/press/files/jp/116530.pdf
   (アクセス日 2022.4.1)
- 5) 田中昭雄: 市町村別 CO2 排出量表のためのベイズ的ア プローチ (その 1) -階層データの整理-第 38 回エ ネルギーシステム・経済・環境コンファレンス (2022), 450-455.
- 6) Mandelbrot, Benoît B.; The fractal geometry of nature. Macmillan. 1983.
- 7) 田中昭雄;住宅エネルギー消費の 6 用途分解と再生 可能エネルギー利用量の推定,エネルギー・資源学 会論文誌,43-1,2022,25-32.