

自然災害に起因する停電時の家庭のレジリエンス： 太陽光パネルと蓄電池の利用と効果に着目した 定量的分析

小谷 仁務¹・中野 一慶²

¹正会員 京都大学助教 地球環境学堂 (〒615-8540 京都府京都市西京区京都大学桂)

E-mail: kotani.hitomu.5c@kyoto-u.ac.jp (Corresponding Author)

²正会員 電力中央研究所上席研究員 社会経済研究所 (〒100-8126 東京都千代田区大手町 1-6-1)

E-mail: k-nakano@criepi.denken.or.jp

普及が進みつつある住宅の太陽光パネル (PV パネル) は、災害に起因した大規模停電時での世帯のレジリエンス性を高め、蓄電池と組み合わせることでその効果は一層高まることが期待されている。しかし、PV を保有していても必ずしも停電時に利用できない場合もあることや、利用できた場合の電気製品の実際の使用状況は十分に知られていない。本研究の目的は、PV パネルを保有し、かつ自然災害に起因する大規模停電を経験した世帯について、停電時に PV を利用するにあたり何が障壁及び促進要因となったか、PV を利用したことで停電時にどのような電気機器を利用できたか、その効果は蓄電池の保有によって変化したかを示すことである。この目的のため、2018 年北海道胆振東部地震と 2019 年台風 15 号にそれぞれ起因する大規模停電 (最大停電軒数は各 295 万戸と 93 万戸) を経験した世帯へアンケート調査を実施し、その回答 (各 n=282 と 259) を定量的に分析する。

Key Words: *blackouts, disasters, photovoltaic panels, battery storages, resilience, indirect benefits*

1. はじめに

台風や地震などの自然災害は、発電所の停止や送配電網の損傷を通じて、大規模な停電を引き起こすことがある¹⁴⁾。例えば、米国では 2012 年のハリケーン Sandy が 850 万戸の停電を⁴⁾、2016 年のハリケーン Hermine がフロリダ州の 10 万戸の停電をもたらした³⁹⁾。日本でも、2011 年東日本大震災にて、東北電力と東京電力の各管内で約 466 万戸、405 万戸が停電した⁹⁾。このように、自然災害に起因する大規模停電は国や地域に依らず、しばしば発生する。

住宅への電力供給途絶による影響を低減するための自助的アプローチの一つとして、太陽光パネル (以下「PV パネル」) や蓄電池といった創エネルギー・蓄エ

ネルギー設備 (以下「創エネ・蓄エネ設備」) の住宅への設置が挙げられる⁷⁻¹¹⁾。とりわけ PV パネルは、近年の脱炭素化の潮流の中で普及が進みつつある。そして、PV パネルに蓄電池を組み合わせることで、停電時でも自立的に電力を創り、蓄えられるため、住宅の災害レジリエンス性を高められると期待されている⁸⁹⁾。

しかし、創エネ・蓄エネ設備が停電時にレジリエンスを発揮するにはいくつかのバリアがある。例えば、PV パネルの保有者は、停電時に PV パネルを自立運転モード (非常時電源機能) に切り替える必要がある場合があるが、それを実行できず、自家発電電力を使えないことが指摘されている¹²⁾。自立運転モードに切り替えられたとしても、天気が悪く発電量が限られ、特定の電気機器しか使えないこともある¹²⁾。すなわち、設備の「保有」

から「利用」，そして「利用」による「効果」発現は段階的なものである。だが，実際の災害で，当該設備を利用する際に何が障害あるいは促進要因となったか，（保有→利用），利用できた場合にどの電気機器が使用可能となったか（利用→効果）に関する知見の蓄積は十分でない。災害時の創エネ・蓄エネ設備の利用実態を把握し，そうしたバリアを理解することは，設備保有世帯のレジリエンスを高めることになり，設備の普及を促進する上で重要である。

だが，創エネ・蓄エネ設備のもつ停電時の効果に関する研究はシミュレーション分析が主であり⁸⁻¹⁰，自然災害に起因する停電を実際に経験した，設備保有世帯の行動調査は不足している。わずかに，日本における調査研究が存在するに留まる。例えば，2011年東日本大震災に起因する停電を経験した PV 保有世帯へのアンケート調査結果が存在する¹²。朝野他¹²の調査では，PV の自立運転を出来なかった理由を示しているが，それができた理由については述べていない。また，自立運転による電力が，携帯電話の充電，電子レンジ，テレビなどで活用されたことを示しているが，網羅的に電気機器の使用状況は分析されていない。さらに，近年普及しつつある蓄電池の併用については考慮されていない。その他に，長期停電を経験した世帯へのインタビュー調査¹³が存在するが，停電時の行動概要を示すに留まり，停電時に使用された電気機器の詳細は不明なままである。

本論文の目的は，PV パネルを保有し，かつ自然災害に起因する大規模停電を経験した世帯へのアンケート調査データから，（1：保有→利用）PV を利用するにあたり何が障壁及び促進要因となったか，（2：利用→効果）PV を利用したことで停電時に何を行えたか（どのような電気機器を利用できたか），その効果は蓄電池の保有によって変化したかを示すことである。この目的のため，2018年北海道胆振東部地震と2019年台風15号（Faxai）にそれぞれ起因する大規模停電を経験した世帯を対象に，記述統計と項目反応理論（item response theory (IRT)）モデル（以下「IRT モデル」）を用いた分析を行う。

一般に，省エネ設備や創エネ・蓄エネ設備は初期費用が高く，その普及のためには，日々の光熱費の削減という直接的便益だけではない，副次的便益の評価が重要とされる¹⁴。創エネ・蓄エネ設備の場合には，災害時のレジリエンスを高める副次的便益の評価が重要と考えられる⁷。本研究は，今後の停電に備えた適切な自助的アプローチの促進に貢献するだけでなく，脱炭素化設備の普及を促進するための副次的便益の評価にも貢献する。さらに，創エネ・蓄エネ設備によるレジリエンスの便益を高めることにも，本研究の知見は貢献する。

2. 手法

(1) 対象とする2つの大規模停電

a) 2018年北海道胆振東部地震

2018年北海道胆振東部地震は，2018年9月6日日本時間午前3時7分に，北海道胆振地方中東部を震央として発生した¹⁵。地震の規模はマグニチュード6.7（Mj 6.7）で，最大震度7であった。土砂崩れや住宅の倒壊などにより死者44人，負傷者785人がもたらされた¹⁶。住宅被害は全壊約490棟，半壊1820棟，一部損壊47110棟であった¹⁶。

地震に起因し，9月6日午前4時時点で，北海道全域の約295万戸が停電する大規模停電が発生した。北海道内で使用される電力の半分以上を供給していた火力発電所が地震により損壊し，その後，連鎖的に他の発電所も停止したためであった。道内全域停電は1951年の北海道電力創設以降初めての出来事であった。その後の対応により，停電戸数は同月7日0時時点には約229万戸，8日午前2時時点には約2.7万戸に減少した¹⁷。つまり，約50時間後にピーク時の99%の停電が解消した¹⁸。

b) 2019年台風15号（台風Faxai）

2019年台風15号（以降，図中で「Faxai」と記載することがある）は2019年9月9日午前5時前に関東地方に上陸した^{19,20}。千葉県から茨城県を北東に進み，同月10日9時に日本の東海上で温帯低気圧に変わった。台風の影響により，同月7日から9日までの総降水量が静岡県伊豆市で450.5mmを記録するなどし，各地に大雨がもたらされた。また，千葉県千葉市で最大風速35.9メートルを観測するなどし，多くの地点で観測史上1位の風速を更新する記録的な暴風が発生した。この大雨と暴風により，1人の死者，150人の負傷者が発生した。住宅被害は，全壊約340棟，半壊3930棟，一部損壊70400棟であった²⁰。

台風に起因し，9月9日午前8時時点で，約93万戸が停電する大規模停電が発生した^{18,20}。強風による送電線の鉄塔や電柱の倒壊，倒木や飛散物による配電設備の故障等が原因である。その後の対応により，停電戸数は同月10日午前8時時点で約63万戸，11日午前8時時点で約47万戸に減少した。被害状況の確認や倒木の処理に時間を要し，復旧作業は長期化し，約280時間後にピーク時の99%の停電が解消した¹⁸。

(2) データ

データをオンラインのアンケート調査により収集した（表-1）。調査会社のモニターの内，各ハザードによる停電を経験し，戸建てに住み，かつ，被災当時 PV，家

表-1 調査概要

手法	調査会社のモニターに対する web アンケート調査	
調査時期	2021 年 3 月	
選定条件	各災害に起因する停電経験世帯 戸建て 停電時 PV パネルを保有 建物被害が一部損壊以下	
対象とするハザード	2018 年北海道胆振東部地震	2019 年台風 15 号
サンプルサイズ	282	259

表-2 PV の利用に関する質問

質問 1	停電発生から復電の間、太陽光発電による電気を使いましたか？
選択肢 1	はい
選択肢 2	いいえ
質問 2	(質問 1 で「いいえ」の場合) なぜ太陽光発電電力を使えませんでしたか？
選択肢 1	自立運転のやり方がわからなかったため
選択肢 2	悪天候により十分な発電量を得られなかったため
選択肢 3	太陽光パネルや配線が地震/台風で被害を受けたため
選択肢 4	自立運転機能や非常用コンセントがなかったため
選択肢 5	理由はわからないが太陽光発電による電気を得られなかったため (排他)
選択肢 6	そもそも自立運転をしようと思わなかったため (排他)
選択肢 7	その他
質問 3	(質問 1 で「はい」の場合) どのような事前の準備や対応が役に立ったと思えますか？
選択肢 1	停電時の利用方法についての業者からの事前説明
選択肢 2	日頃からの停電時利用マニュアルの確認
選択肢 3	地震/台風発生以前の停電経験
選択肢 4	停電時の業者・営業によるサポート対応
選択肢 5	思い浮かばない (排他)
選択肢 6	その他

庭用蓄電池、エネファーム、EV・PHEV、V2H 設備のうち、いずれかの代替エネルギーの設備を保有していた世帯をスクリーニング調査で抽出した。建物の被害が大きい場合の影響を除くため、一部損壊以下の世帯を対象にした。

スクリーニング調査で抽出したサンプルの内、被災当時、PV を保有していた世帯は、2018 年北海道胆振東部地震と 2019 年台風 15 号でそれぞれ、282 サンプルと 259 サンプルであった。以降の分析は、これらのサンプルを用いる。

a) PV の利用に関する質問

上記サンプルに対して、PV の保有から利用（保有→利用）の障壁と促進要因について、選択形式で次の質問

をした（表-2）：停電発生から復旧の間に PV を利用したか（質問 1：「はい/いいえ」で回答を依頼）。PV を利用しなかった場合、なぜ使わなかったか（質問 2：複数回答可）。PV を利用した場合、どのような事前準備や対応が役に立ったか（質問 3：複数回答可）。各質問の回答について、記述統計分析を実施し、PV パネル保有世帯の利用状況、利用に至るまでの障壁及び促進要因を示す。

表-3 対象とした電気機器一覧とそれらの保有と使用に関する質問

調査対象の電気機器	
項目1	洗濯機
項目2	冷蔵庫
項目3	電子レンジ
項目4	トースター
項目5	電気ポット・電気ケトル
項目6	その他の調理器具
項目7	照明
項目8	エアコン
項目9	冷房器具（エアコン以外、扇風機など）
項目10	暖房器具（電気式、エアコン以外、こたつ、電気カーペットなど）
項目11	風呂
項目12	ドライヤー
項目13	掃除機
項目14	携帯電話充電
項目15	テレビ
項目16	固定電話
項目17	インターネットアクセス
項目18	パソコン

質問 4	災害発生当時、各電気機器を保有していたか？
選択肢 1	はい
選択肢 2	いいえ

質問 5	（質問 4 で「はい」の場合）停電発生から復電の間、自家発電・蓄電電力によって各電気機器の使用を試みたか？
選択肢 1	使用を試みなかった
選択肢 2	使用を試みたが使えなかった
選択肢 3	実際に使った

b) 電気機器の利用に関する質問

PV の利用から効果（利用→効果）について、前節の PV を利用したサンプル（2018 年北海道胆振東部地震と 2019 年台風 15 号で各 211 と 143 サンプル）に対して、停電当時の 18 種類の電気機器の使用状況を選択形式で質問した（表-3）。これら電気機器は、衣食住と通信に関わるものを網羅するように選定した。「衣」に関連するものとして、洗濯機（項目 1）、「食」として冷蔵庫、電子レンジ等（項目 2-6）、「住」は照明、エアコン等（項目 7-13）、「通信」としては携帯電話充電、テレビ等（項目 14-18）を設定した。停電時の各電気機器の使用状況は、そもそも、それらを保有するか、停電時にニーズがあったかに依存する。よって、保有していた電気機器を複数回答で尋ねた（表-3、質問 4 では各機器についての「はい/いいえ」2 択として記載している）。そし

て、保有していた場合（質問 4 で選択肢「はい」を選んだ場合）、停電時に「使用を試みなかった」、「使用を試みたが使えなかった」、「実際に使った」のいずれかの選択を依頼した（質問 5）。この回答を 2.3 節で示す IRT モデルにより分析する。

c) 倫理的配慮

本調査は、電力中央研究所社会経済研究所の研究倫理委員会より倫理的な承認を得て実施した。

(3) IRT モデル

a) 1-PL モデルと 2-PL モデル

2.2.b 節で示した各質問の回答を IRT モデルにより分析する。IRT モデルは心理や行動の評価項目への反応を分析するために広く用いられるモデルであり、マーケティングや環境マネジメントの分野でも利用されている²¹⁻²³⁾。

項目における特定のカテゴリーを選択する確率を、当該個人の能力 (ability) と項目の特性によって説明する。

二値の項目に関しては、1 パラメータ・ロジスティックモデル (one-parameter logistic (1-PL) モデル. 以降「1-PL モデル」) がよく用いられる。個人 i が項目 j に正しく反応する確率を π_{ij} とすると、その確率は次式で与えられる：

$$\pi_{ij} = \frac{1}{1 + \exp(-(\theta_i - b_j))}, \quad (1)$$

θ_i は個人 i の非観測な能力 (latent ability) であり、 b_j は項目 j の「難易度パラメータ (difficulty parameter)」と呼ばれるパラメータである。 θ_i の高い個人は項目に正しく反応すると仮定されている。難易度パラメータ b_j は正答確率 $1/2$ に対応する能力尺度上の点であり、 b_j が高い項目は正答率が低いことを意味する。

もう一つの有名な IRT モデルは 2 パラメータ・ロジスティックモデル (two-parameter logistic (2-PL) モデル. 以降「2-PL モデル」) である。このモデルでは、1-PL モデルに項目 j の「識別力パラメータ (discrimination parameter)」 a_j が新たに加わったもので、正答率 π_{ij} は以下で与えられる：

$$\pi_{ij} = \frac{1}{1 + \exp(-a_j(\theta_i - b_j))}. \quad (2)$$

a_j が高いほど、その項目は能力の低い者と高い者を識別することができる。

b) 木構造とマルチサンプル構造を考慮した IRT モデル

本研究では、電気機器 j を項目 j と捉え (以降、「電気機器 j 」と「項目 j 」を互換的に用いる)、世帯 i の各電気機器の使用の有無の回答を IRT モデルによってモデル化する。そして、その使用有無は世帯 i の電力供給・利用能力 θ_i に依存すると仮定する (以下「能力」と呼ぶ)。当該能力は PV パネルの大きさ、当時の天候、蓄電池の有無、その容量の他などに左右されると考えられる。また、停電時の自立運転モードでは、自立運転コンセント (専用配線) から電力を供給するものもあり、コンセントの数や延長コードの保有状況によっても能力 θ_i は左右されると考えられる。だが、これら全てをアンケート調査で正確に把握するのは難しいため、潜在変数として扱うことに一定の妥当性があると考えられる。本研究では、IRT モデルにおける b_j は、電気機器毎に固有の利用の困難さとみなせる。 b_j が大きければ当該の電気機器の利用の困難さが増し、機器を利用する世帯が減少する。 a_j は、電力を利用・使用する能力の高低を識別する程度を意味する。

さらに、本研究では、2.2.b 節で示した電気機器 j の回答には図-1 に示す木構造 (tree structure) の意思決定が存在すると仮定する²⁴⁾。すなわち、世帯 i の電気機器 j の表-3 への回答を $Y_{ij} \in \{0, 1, 2, 3\}$ として表し、その回答は、

(1) まず、停電時に電気機器 j を保有しているか否か (if no, $Y_{ij} = 0$)、(2) 次に、保有している場合、停電時に使用ニーズがあったか否か (if no, $Y_{ij} = 1$)、(3) 最後に、ニーズがあった場合、実際に使ったか否か (if no, $Y_{ij} = 2$; otherwise, $Y_{ij} = 3$)、という順序で決まると仮定する。 Y_{ij} を質問 4 と質問 5 との回答との対応で示すと以下の通りとなる：

1. $Y_{ij} = 0$ if 質問 4 で選択肢 2 「いいえ」を選択
2. $Y_{ij} = 1$ if 質問 4 で選択肢 1 「はい」を選択し、かつ質問 5 で選択肢 1 「使用を試みなかった」を選択
3. $Y_{ij} = 2$ if 質問 4 で選択肢 1 「はい」を選択し、かつ質問 5 で選択肢 2 「使用を試みたが使えなかった」を選択
4. $Y_{ij} = 3$ if 質問 4 で選択肢 1 「はい」を選択し、かつ質問 5 で選択肢 3 「使用を試みた」を選択

本研究では、図-1 の 3 つ目の分岐—実際に電気機器を使用したか否かを表す「使用率 π_{ij} 」—に最も関心があるため、この確率過程を IRT モデルにより詳細に分析する。その一方、電気機器 j の保有とニーズのそれぞれ有無の確率過程は単純化し、 p_j と q_j —「保有率」と「ニーズ割合」—をもつベルヌーイ過程で表す (図-1)。すなわち変数 Y_{ij} を観測する確率を次式で表す：

$$\Pr(Y_{ij} = 0) = 1 - p_j, \quad (3)$$

$$\Pr(Y_{ij} = 1) = p_j(1 - q_j), \quad (4)$$

$$\Pr(Y_{ij} = 2) = p_j q_j(1 - \pi_{ij}), \quad (5)$$

$$\Pr(Y_{ij} = 3) = p_j q_j \pi_{ij}. \quad (6)$$

結果の頑健性を担保するため、使用率 π_{ij} には 1-PL モデル(式1)と 2-PL モデル(式2)をそれぞれ適用する。

本研究では蓄電池の保有によって各電気機器の利用状況がどう変化するかにも関心があるため、蓄電池の保有によって、世帯の能力 θ_i が異なりうることを想定したモデルを構築する。すなわち、一般に IRT のパラメータ推定では能力 θ_i を平均 0、標準偏差 1 の正規分布から生成されると仮定するが、蓄電池の保有の有無をダミー変数 $z_i \in \{0, 1\}$ で表し、 z_i に応じて能力の分布が異なりうることを仮定する (このようなデータはマルチサンプルデータ (multisample data) と呼ばれる²⁵⁾)：

$$\theta_i \sim \begin{cases} N(0, 1) & \text{if } z_i = 0 \\ N(\mu, 1) & \text{if } z_i = 1 \end{cases} \quad (7)$$

ここで、世帯が蓄電池を保有していれば $z_i = 1$ ，そうでなければ 0 である。パラメータ μ は蓄電池保有世帯の正規分布の平均値である。

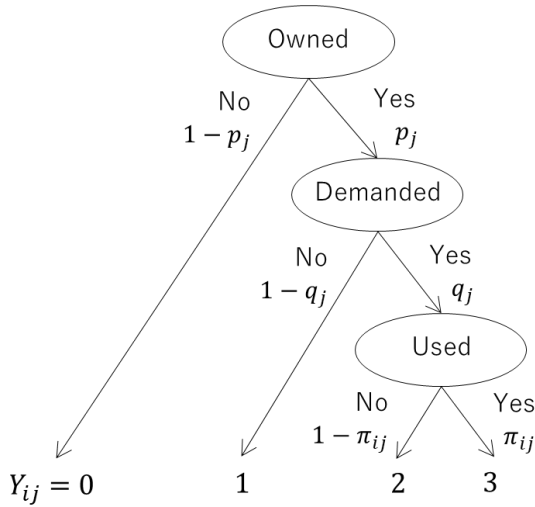


図-1 世帯 i の項目 j に関する木構造

μ が 0 より十分に大きいと推定されれば、蓄電池は世帯の能力を高め、そして各電気機器の使用確率を高めたことを意味する。

c) ベイズ推定

IRT モデルの推定にはベイズ推定を用いる²⁶⁻²⁸⁾。ベイズ推定はパラメータを確率変数として扱い、ベイズの定理によりその事前確率分布 (prior distribution) をデータにより更新し事後分布 (posterior distribution) を得る²⁹⁻³¹⁾。すなわち、未知パラメータベクトルを η ，データを D ，事前分布を $p(\eta)$ ，尤度を $p(D|\eta)$ ，事後分布を $p(\eta|D)$ とすると、ベイズ更新は $p(\eta|D) \propto p(D|\eta)p(\eta)$ となる。多くの場合、事後分布の取得はマルコフ連鎖モンテカルロ法 (Markov chain Monte Carlo: MCMC) を用いたシミュレーションによって行われる。MCMC で得られる事後分布は、パラメータの不確実性を表現している。サンプリングに基づくベイズ推定法は、漸近理論への依存度が低いいため、最尤法で得られる結果と比較して、サンプル数が少ない場合でも信頼性の高い結果を得られる可能性がある^{32,33)}。一般に、PV パネルは普及の途上であり、多くのサンプルを得ることが困難であるため、ベイズ推定が適していると考えられる。さらに、ベイズ推定は複雑なデータセットに対してより柔軟に対応できる²⁸⁾。本研究で扱うモデルは (2.3.b 節で示したように) 木構造やマルチサンプル構造をもつためベイズ推定が適していると考えられる。

推定では、以下のように無情報と弱情報の事前分布を用いた。

$$p_j \sim U(0, 1), \tag{8}$$

$$q_j \sim U(0, 1), \tag{9}$$

$$a_j \sim N^+(1, 1), \tag{10}$$

$$b_j \sim N(0, 1), \tag{11}$$

$$\mu \sim N(0, 1), \tag{12}$$

ここで $U(0, 1)$ は区間 $[0, 1]$ の一様分布、 $N^+(1, 1)$ は平均 1 ，標準偏差 1 の正值の切断正規分布である。 a_j は識別のために正值の制約が必要である³⁴⁾。式 (10) は 2-PL のみに該当し、その他は 1-PL と 2-PL モデル両方に該当する。以上の設定で、2018 年北海道胆振東部地震と 2019 年台風 15 号による各停電について分析し、特に関心のあるパラメータ p_j, q_j, b_j, a_j, μ の推定値を示す。

3. 結果

(1) PV パネルの利用

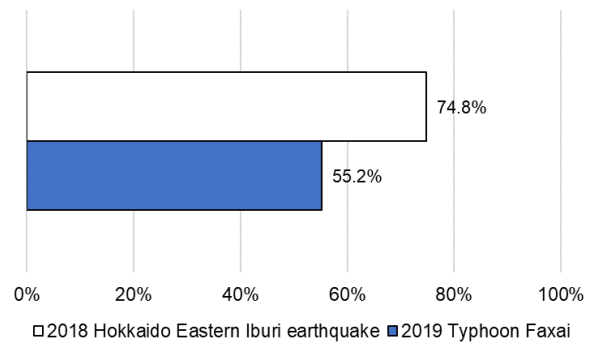


図-2 PV パネルを利用した世帯割合⁴³⁾

2.2.a 節の各質問への回答の分布を図-2 と図-3 に示す。まず、図-2 から PV を保有する回答世帯の内、PV を利用した世帯は 2018 年北海道胆振東部地震と 2019 年台風 15 号でそれぞれ 74.8% と 55.2% と分かる。すなわち、停電時でも一定割合の世帯が PV による電力を使用していないことが分かる。

PV を利用しなかった世帯への、なぜ PV による電力を使わなかったのかに関する回答では、「自立運転のやり方がわからなかった」という理由が、2018 年北海道胆振東部地震と 2019 年台風 15 号それぞれにおいて、最多数を占める (図-3a でそれぞれ 38.0% と 34.5%)。「そもそ

も自立運転をしようと思わなかったため」という理由も、PV を利用しなかった回答世帯の内、2018 年北海道胆振東部地震と 2019 年台風 15 号でそれぞれ 16.9%と 25.0%だけ存在するものの、多数を占めるわけではない。PV パネル使用のニーズがあったものの、自立運転の仕方がわからず、利用できなかった世帯が一定割合存在することがうかがえる。

PV を利用した世帯への、利用するに当たり役に立った事前の準備や対応は何かに関する回答では、2018 年北海道胆振東部地震と 2019 年台風 15 号それぞれにおいて、「停電時の利用方法についての業者からの事前説明」が最多数を占める（図-3b で各 47.9%と 40.6%）。また、各ハザードで「日頃からの停電時利用マニュアルの確認」が次点であった（各 28.0%と 36.4%）。業者による設置時の説明や世帯の日頃の取組みが、停電時の PV の自立運転を導く主要因であることが推察される。

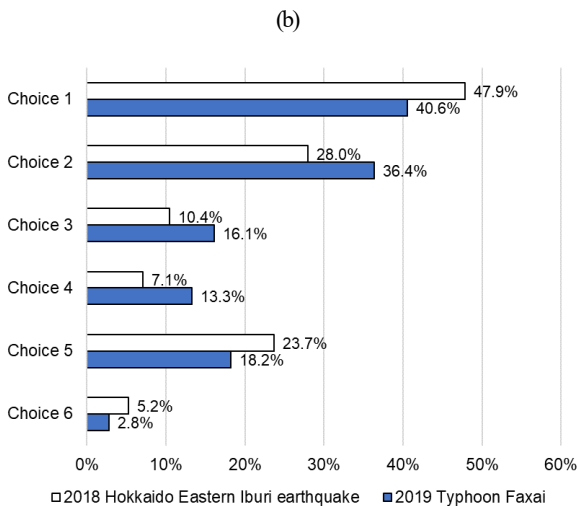
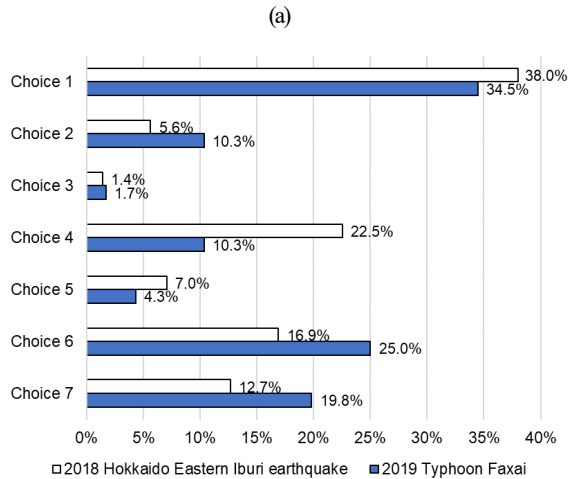


図-3 (a) PV を利用しなかった理由; (b) PV の利用で役に立った準備や対応⁴⁾

(2) 電気機器の利用

2018 年北海道胆振東部地震のベイズ推定の結果を 3.2.a 節、2019 年台風 15 号の推定結果を 3.2.b 節に示す。PV パネル保有世帯のデータ（2018 年北海道胆振東部地震 $n=211$ 、2019 年台風 15 号 $n=143$ ）であり、その内、蓄電池保有世帯 (i.e., $z_i = 1$) 数は 30 と 13) を用いている。

各推定結果は Stan³⁴⁾と RStan³⁵⁾を用いて得た。MCMC サンプルでは 3 本のチェーンを走らせた。各チェーンの繰り返し数は burn-in 1000 ステップを含め 21000 ステップである。各チェーンにおいて 5 ステップの内 1 ステップを採用した。すなわち各パラメータの推定で用いた MCMC サンプルは 12000 ($= (21000 - 1000) \times 3 \div 5$) である。

MCMC チェーンの収束 (convergence) と解像度 (resolution) を確認した。具体的に、収束度については Gelman-Rubin 統計量³⁶⁾に従った。本研究で得た全てのパラメータは推奨値の 1.1 以下の値を示した。解像度については、MCMC サンプルの自己相関が小さいことが望ましい。安定な信用区間を得るためには、自己相関を解消した MCMC サンプルの ESS (Effective Sample Size) は大きいことが望ましい^{37,38)}。本研究で得た各パラメータの ESS は、推奨値である 10000 以上であった。

また、事後予測チェック^{29,38)}によって、データと事後分布を比較した。その結果、データとその予測分布は近い値を示した（本稿では結果の詳細は省略する）。

a) 2018 年北海道胆振東部地震

2018年北海道胆振東部地震による停電経験世帯を対象とした、パラメータの推定結果を図4 (p_j と q_j)と図5 (b_j と a_j)と図6 (μ)に示す。図4と図5の横軸は推定値、縦軸は項目番号である。図6の横軸はモデルの種類、縦軸は推定値を示す。これらの図では、1-PLモデルから得られた事後分布の平均 (i.e., 事後平均) と 90%最高密度区間 (HDI: highest density interval¹) を黒色の丸と線で、2-PLモデルから得られたものを赤色の丸と線で示している²。なお、パラメータ p_j 、 q_j の推定は1-PLか2-PLモデルに依存しない。すなわち、図4を見ると、1-PLと2-PLモデルでほとんど同じ推定結果を示している。

パラメータ p_j —保有率—の推定結果 (図4a) から、一部保有率の低い電気機器があるが、ほとんどの電気機器の保有率は50%以上 (90% HDI の下限が 0.5 以上) であり、高い保有率であると分かる。例えば項目1—洗濯機—の保有率は、1-PLモデルから得られる事後平均は0.944、90% HDIは[0.920, 0.969]であり (一番下の赤点と赤線)、洗濯機の保有率が高いことを示している。一方で、項目10—暖房器具—の保有率は1-PLモデルから得られる事後平均は0.441、90% HDIは[0.386, 0.498]であり (一番下の赤点と赤線)、暖房器具の保有率が相対的に低い。

パラメータ q_j —ニーズ割合—の推定結果 (図4b) から、電気機器によって使用ニーズに差があることが分かる。具体的には、項目2, 14, 15—冷蔵庫, 携帯電話充電, テレビ—のニーズ割合は50%以上 (90% HDI の下限が 0.5 以上) である。一方、項目1, 4, 8, 9, 10, 12, 13—洗濯機, トースター, エアコン, 冷房器具 (エアコン以外), 暖房器具, ドライヤー, 掃除機—は30%以下 (90% HDI の上限が 0.30 以下) のニーズしかない。

難易度パラメータ b_j の推定結果 (図5a) から、PV使用をした平均的世帯は、多くの電気機器を使用できたことが分かる。まず、前提として式(7)で示したように、PVのみを使用した世帯の能力 θ_i の平均は0である。またモデルから、平均的能力 ($\theta_i = 0$) をもつ世帯は、 $b_j < 0$ の電気機器を50%以上の確率で使用できることになる。この前提に留意し、図5aを見ると、1-PLと2-PLモデル共に、多くの電気機器の b_j の90% HDIの上限は0以下で

あることがわかる。そのため、PV使用をした平均世帯は、様々な電気機器を利用したと推察される。

その一方で、図5aからは電気機器によっては使用の難易度に差があったことも分かる。全ての電気機器の中で、項目14—携帯充電—は、 b_j の事後平均が、1-PLと2-PLモデル共通して最も低い。1-PLと2-PLモデルそれぞれにおいて $b_{14} - b_{j(\neq 14)}$ の90% HDIを計算したが、その上限は全ての $j(\neq 14)$ について0より小さかった。すなわち携帯充電の難易度は、他の項目と比べて有意に低いといえる。その他の項目 j と k についても $b_j - b_k$ の90% HDIを計算すると、組合せによっては—e.g., 項目2と3や5と8—90% HDIが0を含まず、使用の難易度に差があることが確認できた。なお、1-PLと2-PLモデルの結果を比べると、事後平均の大小関係は項目間で概ね同じで、頑健な結果といえる。

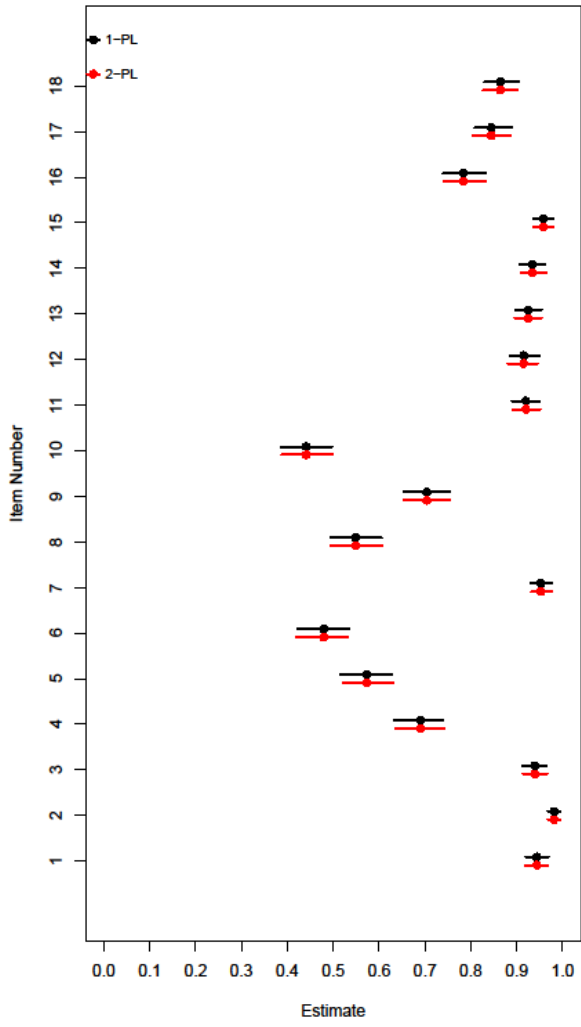
識別力パラメータ a_j の推定結果 (図5b) から、電気機器間で a_j に違いがあることを確認できなかった。各項目の90% HDIは重なりを見せている。より詳細に、 $a_j - a_k$ の90% HDIを計算したが、全ての組合せについて、90% HDIは0を含んだ。そのため、項目の識別力パラメータ間に有意に差があるとは主張できない。

パラメータ μ —蓄電池を保有するPV利用世帯の能力 θ_i の平均—の推定結果 (図6) から、当該世帯集団の能力平均は、蓄電池を保有しないPV利用世帯より高いことが分かる。1-PLと2-PLモデル共通して、 μ の事後平均が正 (1-PLモデルで約1.5, 2-PLモデルで1.0) であり、90% HDIが0以上である。すなわち、 μ は0より有意に大きい。この結果は、蓄電池を保有していたPV利用世帯は平均的に各電気機器の使用確率を高められたことを意味する。蓄電池を保有する平均的世帯 ($\theta_i = \mu$) と蓄電池を保有しない平均的世帯 ($\theta_i = 0$) の電気機器使用率の差 (i.e., $(\pi_{ij}|\theta_i = \mu) - (\pi_{ij}|\theta_i = 0)$) の事後分布を1-PLと2-PLモデルによって計算したところ (図7)、全ての機器について90% HDIは0より大きかった。使用が容易であった機器 (i.e., 項目14の携帯電話充電) の使用率の増加は小さいものの、他の機器については平均10%から30%使用率を高められたと推定できる。

¹ 90% HDIは分布の90%にまたがる区間を示し、区間内の全ての点が区間外の任意の点よりも高い信頼性を有する^{37,43}。

² a_j は2-PLモデルのみに含まれるため、図5bでは赤点と赤線のみが記載される。

(a) 保有率のパラメータ p_j



(b) ニーズ割合のパラメータ q_j

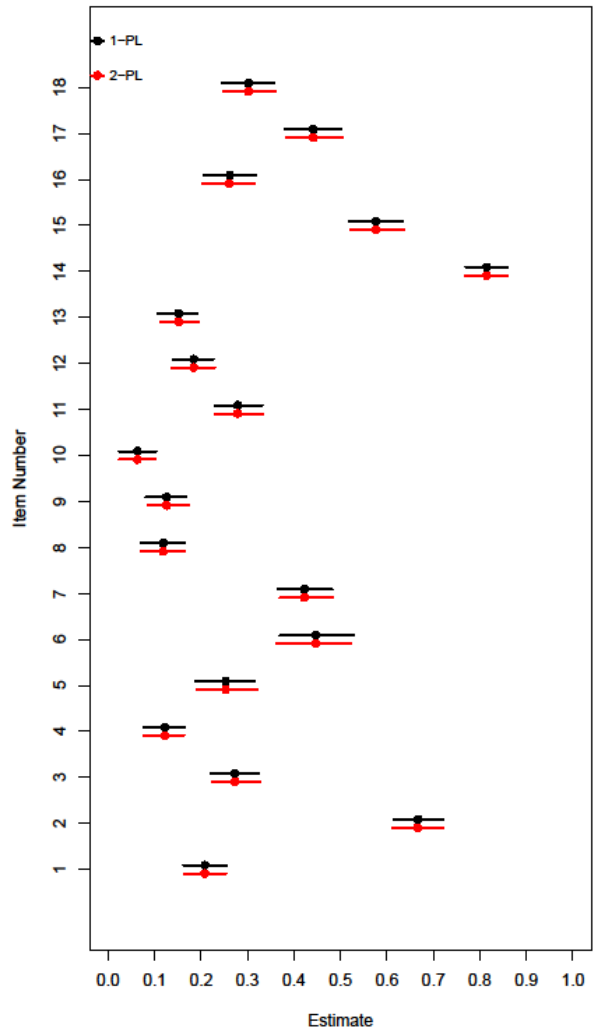


図4 2018年北海道胆振東部地震における保有率のパラメータ p_j とニーズ割合のパラメータ q_j の事後平均と 90% HDI

(a) 難易度パラメータ b_j

(b) 識別力パラメータ a_j

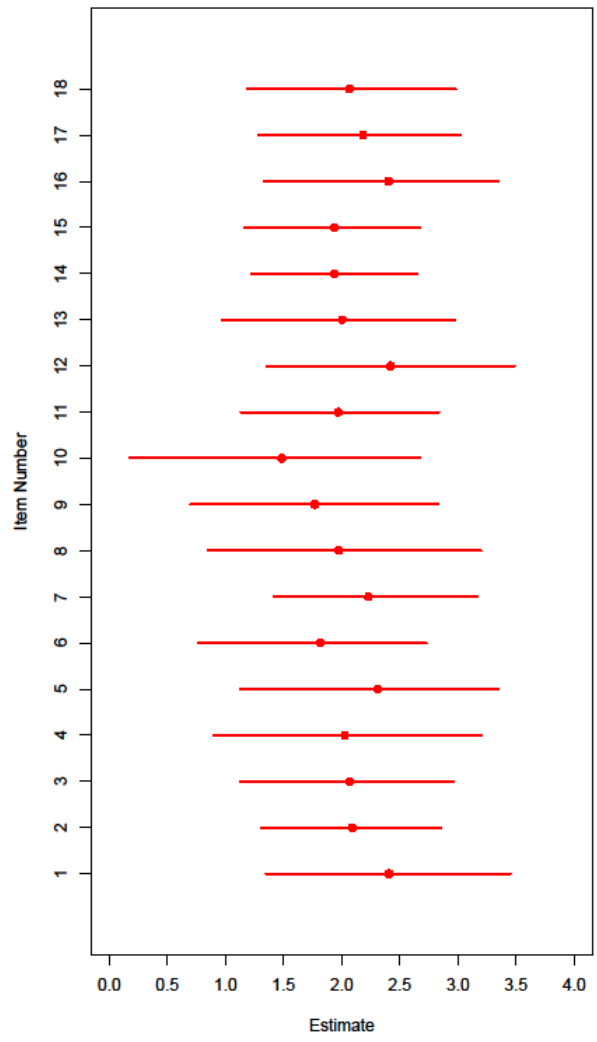
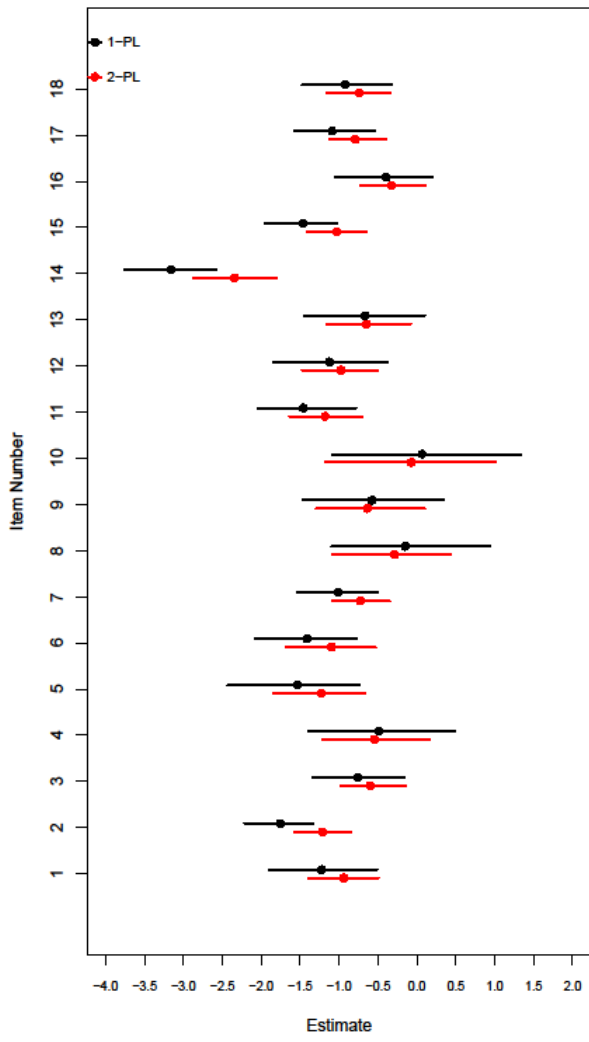


図-5 2018年北海道胆振東部地震における難易度パラメータ b_j と識別力パラメータ a_j の事後平均と 90% HDI

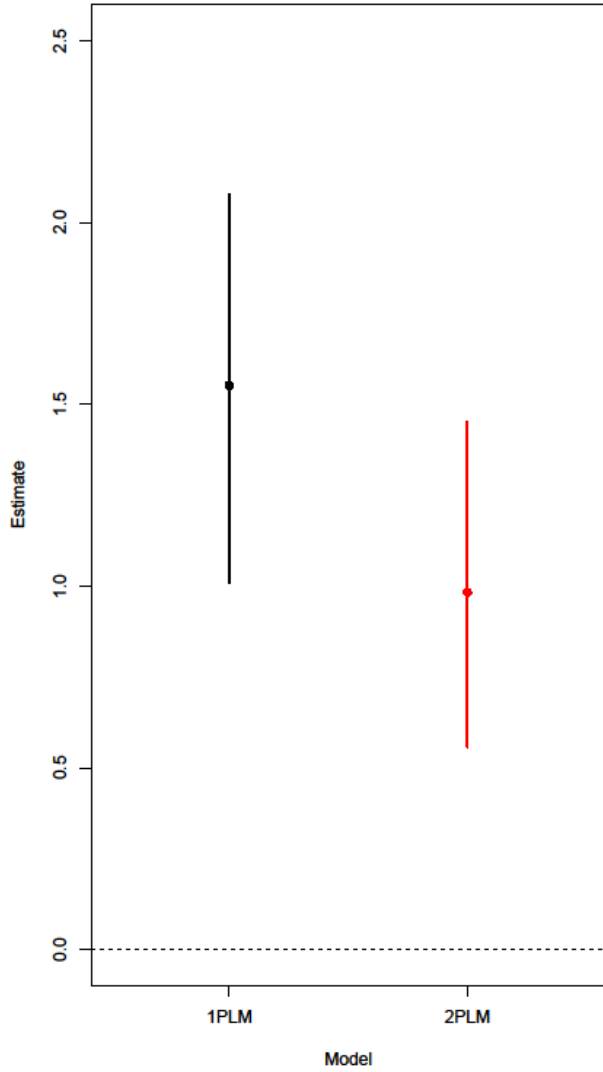


図-6 2018年北海道胆振東部地震におけるパラメータ μ (蓄電池保有世帯の能力の平均) の事後平均と 90% HDI

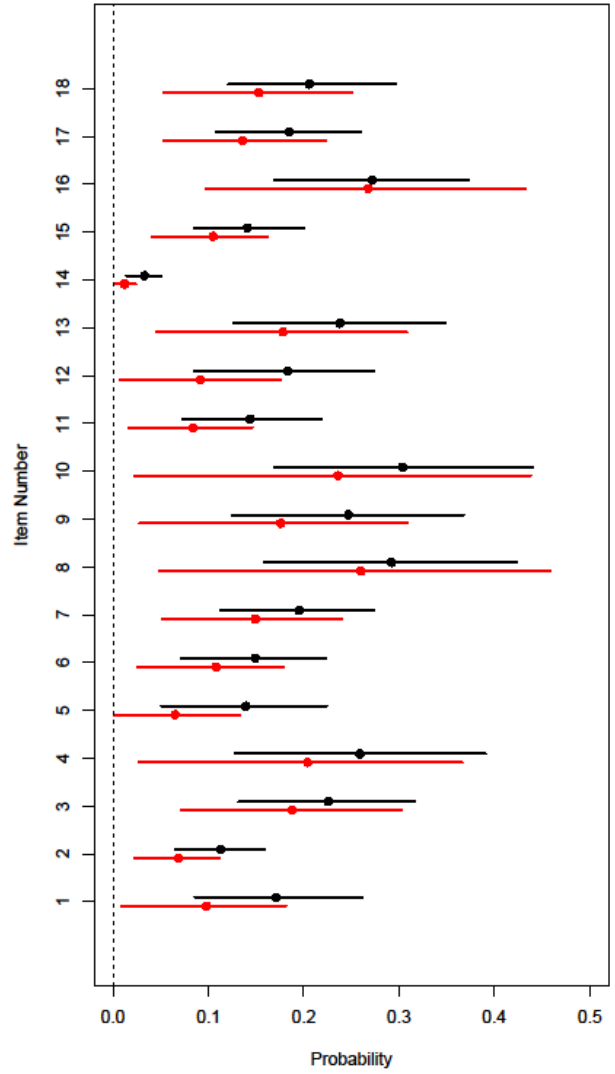


図-7 2018年北海道胆振東部地震における蓄電池保有世帯と非保有世帯の電気機器使用率 π_{ij} の差の事後平均と 90% HDI (黒点と黒線は 1-PL モデルの結果を, 赤点と赤線は 2-PL モデルの結果を表す)

(a) 保有率のパラメータ p_j

(b) ニーズ割合のパラメータ q_j

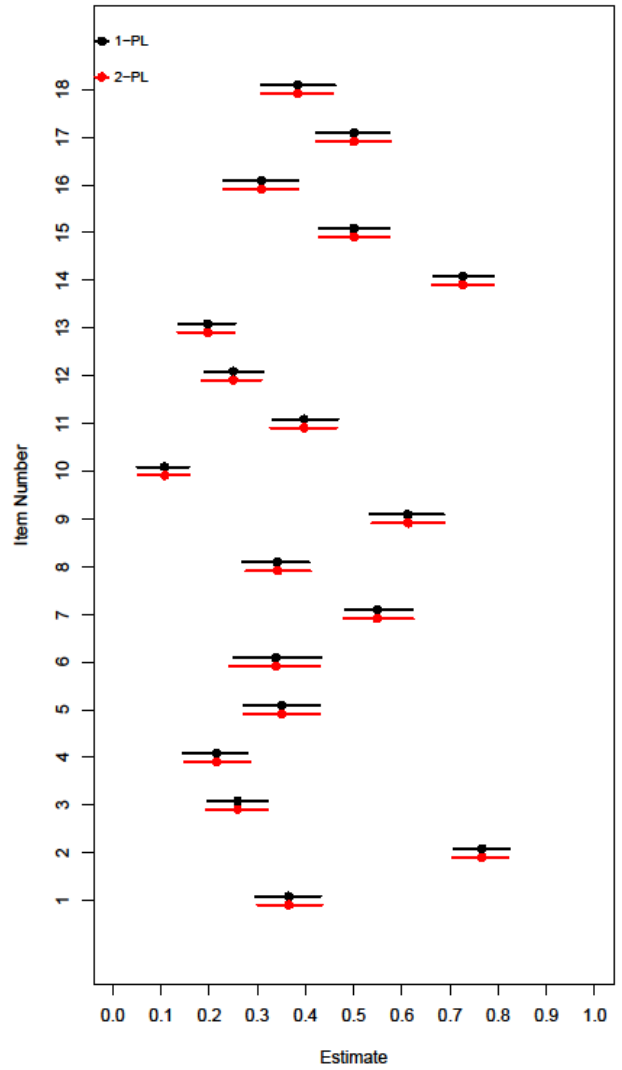
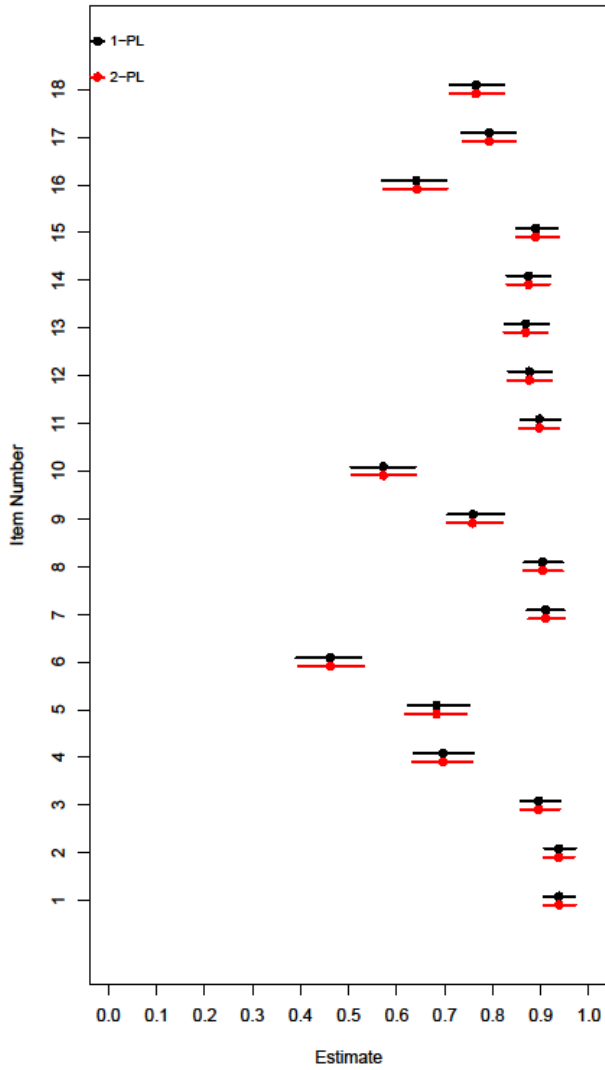
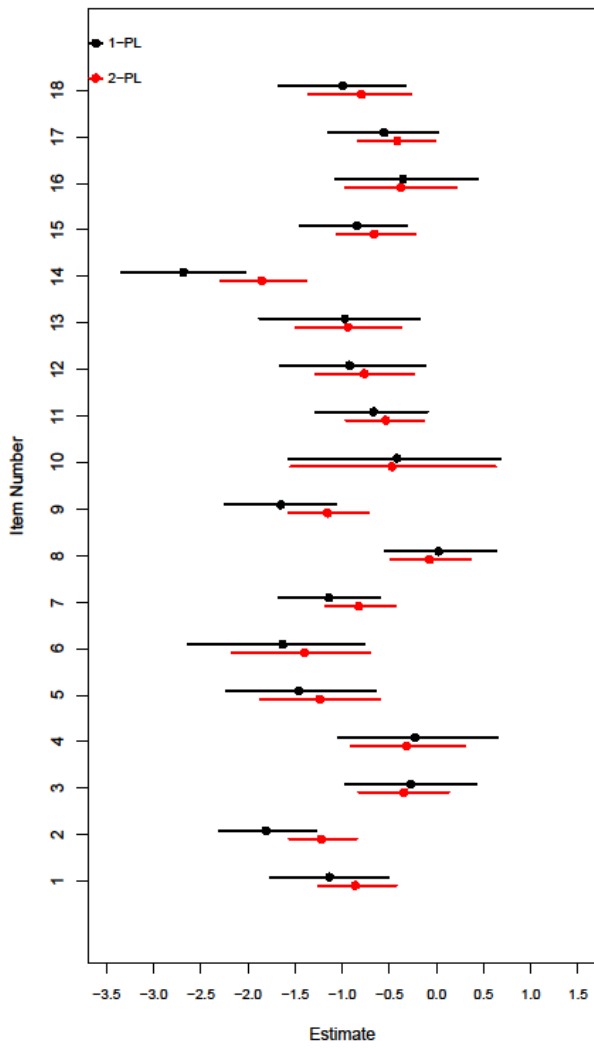


図-8 2019年台風 15号における保有率のパラメータ p_j とニーズ割合のパラメータ q_j の事後平均と 90% HDI

(a) 難易度パラメータ b_j



(b) 識別力パラメータ a_j

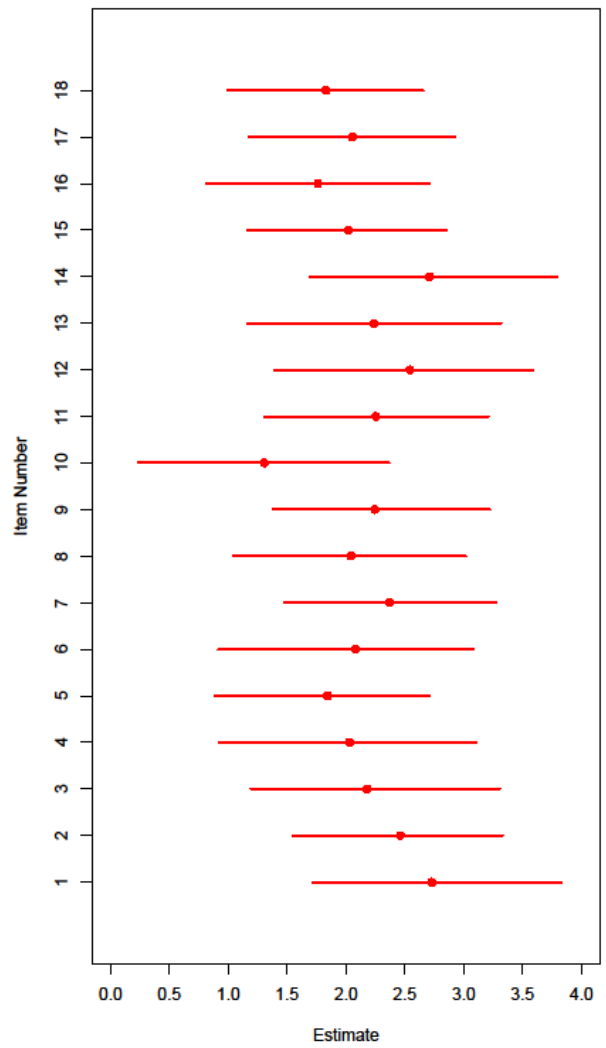


図-9 2019年台風15号における難易度パラメータ b_j と識別力パラメータ a_j の事後平均と 90% HDI

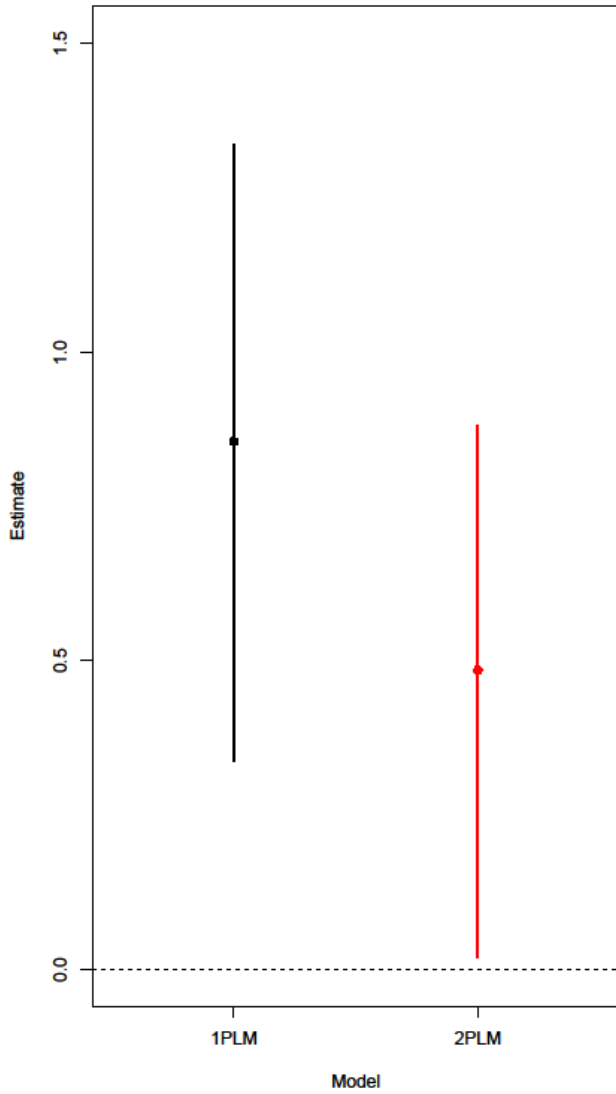


図-10 2019年台風15号におけるパラメータ μ （蓄電池保有世帯の能力の平均）の事後平均と90%HDI

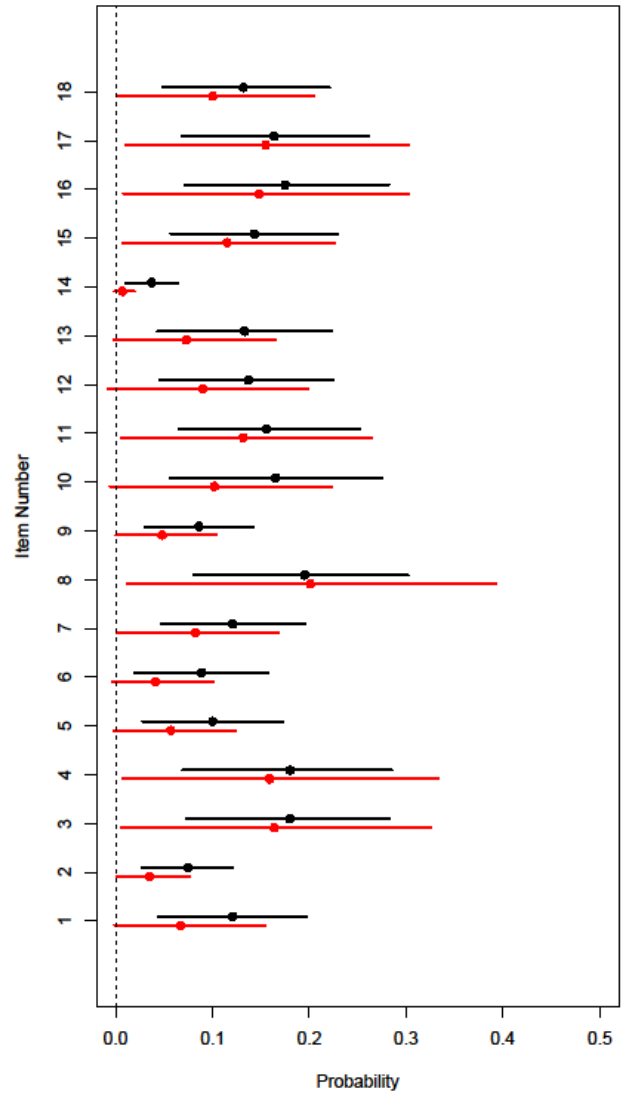


図-11 2019年台風15号における蓄電池保有世帯と非保有世帯の電気機器使用率 π_{ij} の差の事後平均と90%HDI（黒点と黒線は1-PLモデルの結果を、赤点と赤線は2-PLモデルの結果を表す）

表-4 各ハザードにおけるニーズの高い/低い電気機器のまとめ

	2018年北海道胆振東部地震	2019年台風15号
ニーズの高い電気機器	冷蔵庫（項目2）	冷蔵庫（項目2）
	携帯電話充電（項目14）	冷房器具（項目9）
	テレビ（項目15）	携帯電話充電（項目14）
ニーズの低い電気機器	洗濯機（項目1）	トースター（項目4）
	トースター（項目4）	暖房器具（項目10）
	エアコン（項目8）	掃除機（項目13）
	冷房器具（項目9）	
	暖房器具（項目10）	
	ドライヤー（項目12）	
	掃除機（項目13）	

b) 2019 年台風 15 号

2019 年台風 15 号に起因する停電経験世帯を対象とした、パラメータの推定結果を図-8 (p_j と q_j)、図-9 (b_j と a_j)、図-10 (μ) に示す。図の見方は、図-4、図-5、図-6 と同様である。概ね前節同様の結果を得た。パラメータ p_j の推定結果(図-8a)は、ほとんどの電気機器が高い保有率であることを示す。つまり、一部保有率の低い電気機器(項目 6、その他の調理器具)があるが、ほとんどの電気機器の保有率は 50%以上(90% HDI の下限が 0.5 以上)である。

パラメータ q_j の推定結果(図-8b)は、前節同様、電気機器によって使用ニーズに差があることを示す。具体的には、項目 2、9、14—冷蔵庫、冷房器具(エアコン以外)、携帯電話充電—のニーズ割合は 50%以上(90% HDI の下限が 0.5 以上)である。一方、項目 4、10、13—トースターと暖房器具と掃除機—は 30%以下(90% HDI の上限が 0.30 以下)のニーズしかない。

難易度パラメータ b_j の推定結果(図-9a)も前節同様の結果を得た。すなわち、1-PL と 2-PL モデル共に、多くの電気機器の 90% HDI の上限は 0 以下である。よって PV を利用した平均的世帯は、多くの電気機器を使用できたことが分かる。その一方で、電気機器によっては使用の難易度に差があったことも分かる。全ての電気機器の中で、項目 14—携帯充電—は、 b_j の事後平均が、1-PL と 2-PL モデル共通して最も低かった。1-PL と 2-PL モデルそれぞれにおいて $b_{14} - b_{j(\neq 14)}$ の 90% HDI の上限は 0 より小さかった。一方、識別力パラメータ a_j の推定結果(図-9b)を見ると、前節同様、電気機器間で a_j に違いがあることを確認できなかった。各項目の 90% HDI は重なりを見せており、 $a_j - a_k$ の 90% HDI を計算すると、全ての組合せについて 90% HDI は 0 を含んだ。

パラメータ μ の推定結果(図-10)からも前節と同様の主張ができる。つまり、蓄電池を保有する世帯の平均能力は、蓄電池を保有していない PV 利用世帯より高い。1-PL と 2-PL モデル共通して、 μ の事後平均が正であり、90% HDI の下限が 0 以上であったため、 μ は 0 より有意に大きいといえる。ただし、2-PL モデルにおいてその下限は 0 に近く、95% HDI を計算したところ区間に 0 を含んだ。本ケースの場合、 $z_i = 1$ であるサンプルは 13 サンプルであり、サンプルの少なさが一因となり推定の不確実性が増していると考えられる。また、蓄電池を保有する平均的世帯($\theta_i = \mu$)と蓄電池を保有しない平均的世帯($\theta_i = 0$)の機器使用率の差(i.e., $(\pi_{ij}|\theta_i = \mu) - (\pi_{ij}|\theta_i = 0)$)の事後分布を 1-PL と 2-PL モデルによって計算した(図-11)。図-11 から分かるように 2-PL モデルで μ の 90% HDI の下限が 0 に近いことに起因し、2-PL モデルのいくつかの機器の 90% HDI は 0 と重なるものの、

1-PL と 2-PL モデルの全ての機器について 90% HDI は概ね正の値を示す。そして、各機器について、平均 5%から 20%ポイントだけ使用率を高められたと推定できる。

4. おわりに

(1) PV パネルの利用を促す対策

3.1 節から、まず、ハザードの種類に依らず、PV パネル保有世帯の一定割合が、停電時、太陽光発電電力を利用しておらず(図-2)、その要因としては、「自立運転のやり方がわからなかった」という理由が最多数を占めた(図-3a)。朝野らは、2011 年東日本大震災で 1 日以上停電を経験し、かつ、太陽光パネルを設置する調査世帯($n = 321$)の内、被災三県(岩手、宮城、福島)に立地する 29%が停電時の自立運転を出来なかったことを明らかにしている¹²⁾。そして、PV を利用できなかった世帯にとって、「自立運転のやり方がわからなかった」が最多数を占めることを示している(回答者の 51%)¹²⁾。本研究は、朝野らの結果と同様の結果を示しており、一般性のある結果を示したといえる。

一方で、PV を利用できた要因として、ハザードの種類に依らず、「停電時の利用方法についての業者からの事前説明」と「日頃からの停電時利用マニュアルの確認」が多数を占めた(図-3b)。先の朝野らは、PV を利用できた要因までは示しておらず、この点を明らかにしたことは本研究の一つの新規性である。業者による設置時の説明だけでなく、世帯の日頃の取組みを含めた事前の備えが、自立運転についての知識の定着を世帯に促し、停電時の太陽光発電電力の利用へとつながることが推察される。既往研究では、停電時を見据えた世帯による事前の備えの重要性が強調されており³⁹⁾、PV パネルを保有する世帯についても同様の主張が成立するといえる。

(2) PV パネルと蓄電池の利用がもたらす便益

本研究で扱った電気機器は、ハザードに依らず、いずれも保有率が高かったが(図-4a と図-8a)、その使用ニーズには差が見られた(図-4b と図-8b)。ハザード毎に停電時にニーズの高い電気機器と低い電気機器(パラメータ q_i の結果)をまとめると表-4 の通りとなる。表から、ハザードに依らず、停電時に、食事と通信に関する電気機器(i.e., 冷蔵庫と携帯電話充電)のニーズが高いことが分かる。または、場合によっては冷暖房機器(i.e., 扇風機など)のニーズが高いことが分かる。2019 年台風 15 号の通過地域である関東地方に立地する東京の 2019 年 9 月 9 日の平均気温は 29.0°C(最高 36.2°C, 最低 24.5°C)であり⁴⁰⁾、冷房機器の使用ニーズが高まっていたと推察

される。その一方で、北海道の県庁所在地札幌の 2018 年 9 月 6 日の平均気温は 23.3°C (最高 27.4°C, 最低 20.2°C) であり⁴⁾, 2018 年北海道胆振東部地震の被災地では室内の温度調整の必要性は高くなく, 冷暖房機器の使用ニーズは低かったと考えられる。Rubin and Rogers (2019)³⁾は, 停電時において飲食, 他者との連絡, 情報収集, そして暖をとることのニーズが高まることを指摘する。これらのニーズは, 本研究で示したニーズの高い電気機器と合致する。人々の基本的欲求に関する電気機器のニーズが, ハザードに依らず停電時に高まるといえる。一方で, ハザードに依らず, 停電時, 追加的な食事に関する機器 (i.e., トースター) や掃除に関する機器 (i.e., 掃除機) のニーズは低かった。

難易度パラメータ b_i の結果 (図-5a と図-9a) について, ハザードに依らない結果が得られた。すなわち, 停電時に PV 利用をした平均的世帯は, 様々な電気機器を使用できていた。その一方, 電気機器に応じて使用の難易度に差があった。中でも, 携帯電話充電が最も容易に実行できた。先のニーズの結果を考慮すると, PV 利用によって, 通信に関する電気機器, そして食事に関する電気機器という順に, 電気機器使用が実現し, 世帯のニーズが満たされていくといえる。すなわち, PV パネルからの電力供給により, ニーズの高い電気機器の利用を実現できたことで, 当該世帯は停電時においても生活の質を大きく下げることが防げたと考えられる。この結果は世帯のレジリエンスへの PV パネルの貢献を示している。

最後に, パラメータ μ —蓄電池を保有する PV 利用世帯の能力 θ_i の平均—の結果 (図-6 と図-10) から, ハザードに依らず, 蓄電池を保有する世帯の能力の平均は, 蓄電池を保有しない世帯よりも高かった。それによって, 各電気機器の使用率を高められる可能性も指摘した (図-7 と図-11)。PV パネルに加え, 蓄電池を保有することで, 使用の困難度の高い機器 (難易度パラメータの大きい電気機器) の使用可能性を高められるといえる。すなわち, PV パネルのもつ世帯のレジリエンスへの貢献は, 蓄電池によって一層増大することを意味する。

(3) 今後の課題

本研究はいくつかの今後の課題を残すのも事実である。第一に, 本研究では停電当時の行動を想起してもらうことで行動データを収集した。だが, 2018 年北海道胆振東部地震の場合は 2.5 年前, 2019 年台風 15 号の場合は 1.5 年前の記憶であり, 想起バイアスの介在を否定できない。客観的な, ないし被災直後に収集された行動履歴データを用いた追試が重要であろう。

第二に, 本研究では, PV パネルの保有から利用の過程に関して, 「停電時の利用方法についての業者から

の事前説明」と「日頃からの停電時利用マニュアルの確認」といった事前の備えの重要性を明らかにした。一方で, なぜ事前の備えが不十分となるのか, 事前の備えを高めるためにどのような事前説明やマニュアル作成をすべきか, といったことについての原因分析や業者のコミュニケーション法の開発が今後具体的な実践を行う上でより必要となるだろう。

第三に, 本研究では, PV パネルの利用から効果の過程に関して, 回答の容易さから二値選択形式で各電気機器使用の有無を問うた。しかし, 各電気機器の使用時間も, 停電時の生活の質を維持するためには重要である。今後, 使用時間や生活の質の維持についての調査や分析が必要である。これらは創エネ・蓄エネ設備の便益のより正確な評価につながりうる。

第四に, 本研究では自身の世帯での電力使用のみを対象とした。しかし, 場合によっては自身の世帯以外へ電力供給を実施した世帯もあるだろう。当該世帯以外への電力供給の価値—外部性—の評価は, 当該設備導入の際の補助金の検討の観点でも重要となる。

上記のような課題は残るものの, 実際の世帯行動データを用い, PV パネルの保有から利用に至る障壁と促進要因を明らかにした本研究は, 当該設備の副次的便益の発揮に寄与しうるため, 価値がある。さらに, これまで PV パネルと蓄電池の保有の効果はシミュレーション分析で示されることが多かった⁸⁻¹⁰⁾。その中で, 実際の具体的な電気機器の使用可能性の向上効果として, 当該設備 (PV パネルと蓄電池) の副次的便益を示せたことは, 初期費用の大きい当該設備の導入を促しうる点でも意義のある成果である。

謝辞: 本研究の一部は令和 3 年度 前田記念工学財団 研究助成及び JSPS 科研費 21K18743 の助成を受けたものです。記して感謝申し上げます。本論文は, 同アンケート調査の集計結果を報告した文献⁴⁾を, 項目反応理論を用いた定量分析結果を加えて大幅に加筆・修正したものです。

REFERENCES

- 1) S. Qazi, W. Young, Disaster relief management and resilience using photovoltaic energy, in: 2014 Int. Conf. Collab. Technol. Syst., IEEE, 2014: pp. 628–632. <https://doi.org/10.1109/CTS.2014.6867637>.
- 2) C. Keerthisinghe, M. Ahumada-Paras, L.D. Pozzo, D.S. Kirschen, H. Pontes, W.K. Tatum, M.A. Matos, PV-Battery systems for critical loads during emergencies: A case study from Puerto Rico after Hurricane Maria, in: IEEE Power Energy Mag., 2019: pp. 82–92. <https://doi.org/10.1109/MPE.2018.2877896>.
- 3) M.B. Ulak, A. Kocatepe, L.M. Konila Sriram, E.E.

- Ozguven, R. Arghandeh, Assessment of the hurricane-induced power outages from a demographic, socio-economic, and transportation perspective, *Nat. Hazards*. 92 (2018) 1489–1508. <https://doi.org/10.1007/s11069-018-3260-9>.
- 4) S. Qazi, Standalone Photovoltaic (PV) Systems for Disaster Relief and Remote Areas, Elsevier, 2016.
 - 5) K. Morris, A. Johnson, Workshop on the Hurricane Hermine after action report, 2016. <http://www2.leoncount-yfl.gov/coadmin/agenda/Workshops/ws120161213.pdf>.
 - 6) 経済産業省：平成 22 年度エネルギーに関する年次報告(エネルギー白書 2011), (2011). <https://www.enecho.meti.go.jp/about/whitepaper/2011.html/> (accessed May 5, 2022).
 - 7) H. Kotani, K. Nakano, Purchase decision process and information acquisition of zero-energy houses in Japan, *J. Asian Archit. Build. Eng.* (2022). <https://doi.org/10.1080/13467581.2022.2047057>.
 - 8) W. Cole, D. Greer, K. Lamb, The potential for using local PV to meet critical loads during hurricanes, *Sol. Energy*. 205 (2020) 37–43. <https://doi.org/10.1016/j.solener.2020.04.094>.
 - 9) 稲葉愛永他：停電時の在宅避難を考慮したゼロ・エネルギー住宅における設備構成と居住者行動に関する研究, *日本建築学会環境系論文集*. 86 (2021) 111–120. <https://doi.org/10.3130/aije.86.111>.
 - 10) P. Stenzel, T. Kannengießer, L. Kotzur, P. Markewitz, M. Robinius, D. Stolten, Emergency power supply from photovoltaic battery systems in private households in case of a blackout – A scenario analysis, *Energy Procedia*. 155 (2018) 165–178. <https://doi.org/10.1016/j.egypro.2018.11.058>.
 - 11) W. Miller, What does built environment research have to do with risk mitigation, resilience and disaster recovery?, *Sustain. Cities Soc.* 19 (2015) 91–97. <https://doi.org/10.1016/j.scs.2015.07.004>.
 - 12) 朝野賢司他：東日本大震災・被災地におけるエネルギー利用実態調査—震災後 1 ヶ月間の在宅被災者の対応行動—, *電力中央研究所報告 Y11027* (2012) 1–57. <https://criepi.denken.or.jp/jp/kenkikaku/report/detail/Y11027.html>.
 - 13) 向井登志広他：自然災害による停電経験者に対するインタビュー調査, 第 40 回エネルギー・資源学会研究発表会講演論文集, pp. 53–58, 2021.
 - 14) H.D. Saunders, J. Roy, I.M.L. Azevedo, D. Chakravarty, S. Dasgupta, S. de la Rue du Can, A. Druckman, R. Fouquet, M. Grubb, B. Lin, R. Lowe, R. Madlener, D.M. McCoy, L. Mundaca, T. Oreszczyn, S. Sorrell, D. Stern, K. Tanaka, T. Wei, Energy Efficiency: What Has Research Delivered in the Last 40 Years?, *Annu. Rev. Environ. Resour.* 46 (2021) 135–165. <https://doi.org/10.1146/annurev-environ-012320-084937>.
 - 15) H. Takahashi, R. Kimura, The 2018 Hokkaido Eastern Iburi earthquake and its aftermath, *J. Disaster Res.* 14 (2019) sc20190112. <https://doi.org/10.20965/jdr.2019.sc20190112>.
 - 16) 北海道総務部危機対策局危機対策課：平成 30 年胆振東部地震による被害状況等 (第 123 報), (2021). https://www.pref.hokkaido.lg.jp/fs/5/4/6/0/1/1/6/_higaihou123.pdf (accessed March 30, 2022).
 - 17) 北海道電力：北海道胆振東部地震対応検証委員会最終報告 (概要版), (2018) 1–82. https://www.hepco.co.jp/hepcow-wwsite/info/info2018/_icsFiles/afield-file/2018/12/21/181221a_1.pdf (accessed March 1, 2022).
 - 18) 経済産業省：台風 15 号に伴う停電復旧プロセス等に係る検証について, (2019) 1–34. https://www.meti.go.jp/shingikai/enecho/denryoku_gas/denryoku_gas/resilience_wg/pdf/005_04_00.pdf (accessed March 1, 2022).
 - 19) T. Suzuki, Y. Tajima, M. Watanabe, N. Tsuruta, H. Takagi, T. Takabatake, K. Suzuki, T. Shimozono, Y. Shigihara, T. Shibayama, S. Kawaguchi, T. Arikawa, Post-event survey of locally concentrated disaster due to 2019 Typhoon Faxai along the western shore of Tokyo Bay, *Japan, Coast. Eng. J.* 62 (2020) 146–158. <https://doi.org/10.1080/21664250.2020.1738620>.
 - 20) 総務省消防庁：令和元年版消防白書, (2019). <https://www.fdma.go.jp/publication/hakusho/r1/topics1/48021.html> (accessed May 5, 2022).
 - 21) S.L. Vincenzi, E. Possan, D.F. de Andrade, M.M. Pituco, T. de O. Santos, E.P. Jasse, Assessment of environmental sustainability perception through item response theory: A case study in Brazil, *J. Clean. Prod.* 170 (2018) 1369–1386. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2017.09.217>.
 - 22) A.C. Trierweiler, B.C. Severo Peixe, R. Tezza, A.C. Bornia, L.M.S. Campos, Measuring environmental management disclosure in industries in Brazil with item response theory, *J. Clean. Prod.* 47 (2013) 298–305. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2012.10.025>.
 - 23) S.M. Fernandes, A.C. Bornia, Reporting on supply chain sustainability: Measurement using item response theory, *Corp. Soc. Responsib. Environ. Manag.* 26 (2019) 106–116. <https://doi.org/10.1002/csr.1663>.
 - 24) M. Jeon, P. De Boeck, A generalized item response tree model for psychological assessments, *Behav. Res. Methods*. 48 (2016) 1070–1085. <https://doi.org/10.3758/s13428-015-0631-y>.
 - 25) S.-Y. Lee, X.-Y. Song, Basic and advanced Bayesian structural equation modeling: With applications in the medical and behavioral sciences, John Wiley & Sons, 2012.
 - 26) Y. Luo, H. Jiao, Using the Stan program for Bayesian item response theory, *Educ. Psychol. Meas.* 78 (2018) 384–408. <https://doi.org/10.1177/0013164417693666>.
 - 27) P.-C. Bürkner, Bayesian Item Response Modeling in R with brms and Stan, (2019). <https://doi.org/10.48550/arXiv.1905.09501>.
 - 28) J.-P. Fox, Bayesian Item Response Modeling: Theory and Applications, Springer, 2010. <https://doi.org/10.1007/978-1-4419-0742-4>.
 - 29) A. Gelman, J.B. Carlin, H.S. Stern, D.B. Dunson, A. Vehtari, D.B. Rubin, Bayesian data analysis, Chapman and Hall/CRC, 2013.
 - 30) M.D. Lee, E.-J. Wagenmakers, Bayesian cognitive modeling: A practical course, Cambridge university press, 2014.
 - 31) R. Levy, R.J. Mislevy, Bayesian psychometric modeling, Chapman and Hall/CRC, 2017.

- 32) R. de Schoot, S.D. Winter, O. Ryan, M. Zondervan-Zwijenburg, S. Depaoli, A systematic review of Bayesian articles in psychology: The last 25 years., *Psychol. Methods*. 22 (2017) 217.
- 33) X.-Y. Song, S.-Y. Lee, A tutorial on the Bayesian approach for analyzing structural equation models, *J. Math. Psychol.* 56 (2012) 135–148.
- 34) B. Carpenter, A. Gelman, M.D. Hoffman, D. Lee, B. Goodrich, M. Betancourt, M. Brubaker, J. Guo, P. Li, A. Riddell, Stan : A Probabilistic Programming Language, *J. Stat. Softw.* 76 (2017).
<https://doi.org/10.18637/jss.v076.i01>.
- 35) Stan Development Team, RStan: the R interface to Stan, (2022). <https://mc-stan.org/> (accessed May 5, 2022).
- 36) A. Gelman, D.B. Rubin, others, Inference from iterative simulation using multiple sequences, *Stat. Sci.* 7 (1992) 457–472.
- 37) J. Kruschke, *Doing Bayesian data analysis: A tutorial with R, JAGS, and Stan*, Academic Press, 2014.
- 38) J.K. Kruschke, Bayesian Analysis Reporting Guidelines, *Nat. Hum. Behav.* 5 (2021) 1282–1291.
<https://doi.org/10.1038/s41562-021-01177-7>.
- 39) G.J. Rubin, M.B. Rogers, Behavioural and psychological responses of the public during a major power outage: A literature review, *Int. J. Disaster Risk Reduct.* 38 (2019) 101226. <https://doi.org/10.1016/j.ijdrr.2019.101226>.
- 40) 国土交通省気象庁：過去の気象データ検索(東京 2019/9/9, (2019).
https://www.data.jma.go.jp/obd/stats/etrn/view/daily_s1.php?prec_no=44&block_no=47662&year=2019&month=9&day=9&view= (accessed May 15, 2022).
- 41) 国土交通省気象庁：過去の気象データ検索(札幌 2018/9/6, (2018).
https://www.data.jma.go.jp/obd/stats/etrn/view/daily_s1.php?prec_no=14&block_no=47412&year=2018&month=09&day=6&view= (accessed May 15, 2022).
- 42) M. Meredith, J. Kruschke, HDInterval: highest (posterior) density intervals, *R Packag. Version 0.1. 3* (2016)
- 43) 中野一慶, 小谷仁務：自然災害に起因する停電時の家庭のエネルギー利用実態とレジリエンス—2018 年北海道胆振東部地震と 2019 年台風 15 号を対象としたアンケートから—, 第 38 回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, pp.313-317, 2022.

(Received September 30, 2022)