

スマートメーターデータを利用した 水害による社会経済活動への影響評価

松本 虎衛門¹・梶谷 義雄²・多々納 裕一³・畑山 満則⁴

¹学生会員 京都大学大学院 情報学研究科 (〒606-8501 京都府京都市左京区吉田本町 36-1)

E-mail: matsumoto.toraemon.68k@st.kyoto-u.ac.jp

²正会員 香川大学教授 創造工学部 (〒761-0396 香川県高松市林町 2217-20)

E-mail: kajitani@eng.kagawa-u.ac.jp

³正会員 京都大学教授 防災研究所 (〒611-0011 京都府宇治市五ヶ庄)

E-mail: tatano.hirokazu.7s@kyoto-u.ac.jp

⁴正会員 京都大学教授 防災研究所 (〒611-0011 京都府宇治市五ヶ庄)

E-mail: hatayama.michinori.7r@kyoto-u.ac.jp

本研究は電力消費量が住民や企業の活動度を強く反映することに着目し、小空間かつリアルタイムで情報取得可能なスマートメーターデータを用いて水害の影響分析を試みた。具体的には、災害がない場合の電力需要を予測するモデルを複数構築し、予測誤差の小さいモデルを選択して水害による電力消費の低下量を推計するアプローチを行った。水害を受けた地域に本分析アプローチを適用した結果、電力消費量の落ち込みは発災から時間が経るにつれて回復傾向を示し、浸水が発生していないと予想される周辺地域にも波及していることが確認された。本結果は、スマートメーターの利用によって時空間的に精緻な水害被害の把握につながる可能性を示唆しており、浸水深以外の要因を含めた社会経済活動のモデル化によって、さらなる有効利用ができるものと期待される。

Key Words: smart grid data, flood disaster, socio-economic impacts, disaster recovery, electricity

1. はじめに

(1) 研究背景

近年の気候変動に伴って、風水害の発生件数が増加している¹⁾。風水害等の自然災害による被害は主に直接被害と間接被害²⁾に分けられるが、そのうち間接被害の推計には一般的にアンケート調査が用いられている。自然災害に関するアンケート調査の難点は①被災者に負担がかかること。②調査を開始するまでに災害発生から長期的な空白期間が必要なこと。③アンケート調査の作成から送付、回収までに多くの時間がかかることが挙げられる。そのため、本研究ではアンケートのように被災者に負担をかけることなくリアルタイムで情報収集が可能なスマートメーターデータ（電力消費量データ、以下スマメータと記す）に着目した。

自然災害と電力消費量との関係性を取り扱った先行研究では、GRP(地域総生産)と電力消費量の間には強い正

の相関（相関係数は東京都で 0.88,その他の道府県で 0.97）があることが確認されている³⁾。加えて、鉱工業生産指数と大口電力需要も相関が強く、東日本大震災発生時の電力需要減少割合と鉱工業生産指数の減少割合の比較では地域によって多少のばらつきはあるが、電力需要量の減少に伴って鉱工業生産指数が減少していることが示されている⁴⁾。また、配電所単位の電力需要データを用いて阪神淡路大震災及び東海豪雨を対象の災害として、電力消費量が住民や企業の活動度を強く反映することも明らかになっている⁵⁾。

本研究ではこれらの成果に着目し、小空間スケールかつリアルタイムで情報取得可能な電力消費量データであるスマメータに基づいて、水害が発生した時の電力消費量の変化から社会経済活動への影響を推計する手法を提案し、その有効性を検証することを目的とする。

以上の目的をふまえて、本研究では以下の検討を実施する(図-1 参照)。まず、2. では、平常時における電

力消費量を予測するモデルを構築し、水害による電力消費の落ち込みを推計する。3.では、電力消費量の落ち込みの空間特性の把握と電力消費の落ち込みが水害を要因とするものであるかどうかについて分析を行う。4.において結論ならびに今後の課題について述べる。

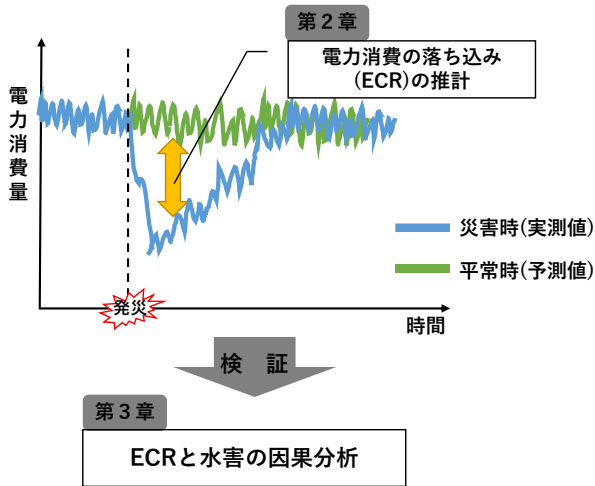


図-2 本研究の概要

(2) 対象とする自然災害と使用データ

本研究で対象とした自然災害は 2019 年 10 月に発生した東日本台風及び 2019 年 10 月 25 日の大雨である。また、対象地域は、スマートメーターの普及率を考慮した上で、上述したハザードにより浸水が発生した、東京都世田谷区、神奈川県川崎市、埼玉県東松山市、千葉県茂原である。

本研究で電力消費量の落ち込みを推計するために使用したデータを表-1 示す。

スマメデータ低圧契約データで 250m メッシュ、高圧契約データで 1km メッシュに集計された電力消費量である。低圧契約は契約電力 50kW 未満で主に一般家庭や小規模事業所で使用されており、高圧契約は 50kW 以上 2000kW 未満で主に大規模オフィスや小・中規模工場で使用される。データの取得期間は 2019 年 4 月から 2020 年 2 月である。なお、高圧契約データ内には一時的にそのほかの時刻と比較して数万から数十万倍、急激に電力を使用をしているメッシュも存在する。これらの急激な電力消費の増加の要因を把握することは困難であるため、そのようなメッシュについては分析の対象外とした。

先行研究⁹⁾により気象条件が電力消費量に大きく影響を及ぼすことが明らかになっているため、本研究においても気象情報を使用する。代表的な気象情報としては AMeDAS のデータがあるが、データの記録には、電力が必要となり、災害が発生し停電が起きた場合、停電期間における気温データが欠損する。このため本研究では気象庁がアメダスや気象衛星の観測データから推計を行

った 1km メッシュの推計気象分布のデータを使用した。なお、推計気象分布のデータは 60 分値であるため、スマメデータの時間尺度に合わせるため、30 分値に線形補完して内挿している。

浸水深データは東松山市及び茂原市は国土地理院の浸水推定段彩図⁷⁾⁸⁾があるためそちらを使用し、世田谷区および川崎市は浸水推定段彩図がないため各自治体の被害報告書に記載されている浸水シミュレーションの結果⁹⁾¹⁰⁾を ArcGIS を用いてシェープファイルに変換し使用する。

シミュレーションによる最大浸水図の浸水深は階級値であり、浸水推定段彩図の浸水深は連続値である。このため、それぞれの地域における浸水データを 1 つに統合するために 4 段階(0~0.5m, 0.5~1m, 1~2m, 2m~)の浸水階級を設定した。なお、世田谷区の浸水階級では閾値が 0.45m となる階級が存在したが、ほかの地域と統合するために 0.5m とみなして区分している。

表-1 使用するデータ

名称	項目	空間分解能	出典	
スマートメーターデータ (低圧/高圧)	・時刻 (30分値)	250m メッシュ (低圧)	グリッドデータ タバンクラボ	
	・計器数 ・電力消費量 (kWh)			1km メッシュ (高圧)
推計気象分布	・時刻 (60分値) ・気温	1km メッシュ	気象庁	
浸水深データ	・東松山市 ・茂原市	国土地理院浸水推定段彩図 ⁷⁾⁸⁾		
	・世田谷区 ・川崎市			各自治体被害報告書より実施の浸水シミュレーション結果 ⁹⁾¹⁰⁾

2. 電力消費予測モデルの構築

(1) 電力消費予測モデル

平常時の電力消費量を予測する先行研究において牧野らの研究⁹⁾では気象情報と予測対象の直近の電力消費量を説明変数として、重回帰モデルやニューラルネットワークモデルを用いて電力消費予測を行っている。この研究による予測精度はニューラルネットワークを用いた予測よりも重回帰モデルを用いた予測の方が精度が高く、平均絶対誤差率(以下、MAPE と記す)でおよそ 5% という結果になっている。

本研究では予測対象の直近の電力消費量を説明変数としない予測モデルを新たに 2 つ構築した。新たに予測モデルを構築した理由として、平常時の電力消費量の予測に災害によって変化した直近の電力消費量を用いると平常時を災害時のデータから予測することになためである。

まず、気温近傍モデルを以下に示す。

(A) 気温近傍モデル

$$\hat{P}_{i,s,k(s)} = \frac{1}{N(T_t^i)} \sum_{s \leq t_0} \sum_{T_s^i \in \Omega(T_t^i)} P_{i,s,k(s)}(T) \quad (1)$$

s. t.

$$\Omega(T_t^i) = \{T_s^i | T_s^i + v \leq T_t^i \leq T_s^i + v\}$$

$$N(T_t^i) = \sum_{s \leq t_0} \sum_{T_s^i \in \Omega(T_t^i)} \delta_{i,s,k(s)}(T)$$

$$\delta_{i,s,k(s)}(T) = \begin{cases} 1 & (T \in \Omega(T_t^i)) \\ 0 & (T \notin \Omega(T_t^i)) \end{cases}$$

Pは電力消費量(kWh), iはメッシュ番号, sはスマメデータの取得開始時点からの 30 分ごとの経過時間, k(s)は経過時間 s が平日か休日かを示す. t₀は災害発生日, T_sⁱはiというメッシュにおける時刻sの気温(°C)を示し, N(T_tⁱ)はiというメッシュにおけるデータ数を示す.

(A)は同じメッシュ内で予測対象時刻の気温との差がv°C以下, かつ同時刻である過去の電力消費量の平均値を予測値とするモデルである. 気温差を小さく設定すると該当の過去データの数が少なくなり, 一方で大きく設定すると過去データの電力消費量の分散が大きくなり予測値の精度が落ちるため, 本研究では試行錯誤的にv=1°Cと設定した. 加えて, 平日と休日は区分し, 平日の予測値は平日の過去の電力消費量を用い, 休日の予測値は休日の過去の電力消費量を用いた.

次にシンセティックコントロールモデルを以下に示す.

(B) シンセティックコントロールモデル

$$P_i = \alpha_i + \beta_{1,i}x_j + \beta_{2,i}t_j \quad (2)$$

i, j はメッシュ番号, αは定数項, βはパラメータを示す. また, P は電力消費量(kWh), xはメッシュ i に最も関連の強いメッシュjの電力消費量(kWh), tは気温(°C)を示す.

(B)は水害が発生した予測対象メッシュの4月から7月までの時系列電力消費量と関連の最も強い, 浸水が発生していないメッシュを選択し, そのメッシュの同時刻における電力消費量と気温を説明変数として電力消費量を予測する

(2) 電力消費予測モデルの評価結果

取得した 2019 年 4 月から 2020 年 2 月のスマメデータのうち 2019 年 4 月から 7 月までを訓練期間, 水害が発生するおおよそ 1 か月前の 9 月を評価期間, 発災以降を予測期間とした.

評価指標には以下の式で示す MAPE を用いる.

$$MAPE_k = \frac{1}{30} \sum_{d=1}^{30} \left| \frac{\sum_t Pred_k^t - \sum_t Obs_k^t}{\sum_t Obs_k^t} \right| \quad (3)$$

k はメッシュ番号を示し, t は 30 分ごとの時刻を示している. すなわち, $\sum_t Obs_k^t$ は k というメッシュにおける 30 分ごとの電力消費量実績値の 1 日での合計値を示す.

なお, 予測が不能な時刻で予測値が欠損する場合, 当該時刻は欠損値として 1 日ごとに合計する値には加えず削除する. 例えば, モデル(A)において特定の日の時刻 12 時における予測値を算出する際に近傍する気温がなく, 予測値が欠損する場合, その日の 12 時におけるデータを取り除き, 1 日の合計値から MAPE を算出する.

また, 9 月に停電などの対象とした水害以外の異常により平常時とは異なる挙動があり, 1 日を通して電力が使用されていない場合, その日におけるデータを用いて, MAPE を算出すると MAPE が大きくなり予測モデルの精度を正しく評価することができない. このため, 1 日を通して電力が使用されていない場合, すなわち実績値($\sum_t Obs_k^t$)が 0 である日を含むメッシュは評価対象から除く. よって 9 月の 1 か月間において日ごと集計値に欠損のないメッシュのみ評価対象とし, ここで評価に含まれないメッシュは以降の分析で使用しない.

表-2 はモデルの評価結果を示している. MAPE を用いたモデルの評価の結果, 予測精度が最も高いのは, 低圧契約でモデル(B), 高圧契約でモデル(A)となった. このため以降の分析で電力消費量の落ち込みを推計する際には低圧契約でモデル(B)を使ったものを, 高圧契約でモデル(A)を使ったものを使用する.

表-2 電力消費予測モデルの評価結果

契約種別	モデル	メッシュ数	平均値(%)	標準偏差(%)
低圧	A	286	12.44	12.97
	B	281	<u>11.26</u>	11.65
高圧	A	48	<u>12.96</u>	10.84
	B	48	17.82	17.78

電力消費の落ち込みに関する指標として電力消費変化率 (Electricity Change Rate, 以下 ECR) を以下の式で定義する.

$$ECR = \frac{\text{実測値}(kWh)}{\text{予測値}(kWh)} \quad (4)$$

実測値とは浸水の影響を受けた電力消費量を意味しており, 予測値とは災害が発生していなければ使用されていたと予測される平常時の電力消費量を意味する. なお,

本研究ではこの ECR は 1 日ごとの値であることを注記する。

この指標を用いる理由の 1 つとしてスマートメーターデータを使用する契約上、データは仮想環境でのみ分析可能であり、電力消費量の実測値は非公開である。よって、仮想環境からデータを取得しその後の分析を行うためにはデータを丸める必要があるためである。

(3) ECR のバイアス補正

モデルを評価した期間である 9 月に着目すると MAPE が小さいメッシュであっても電力消費変化率が 1.0 から連続的に上振れまたは下振れのようなバイアスが確認できる。このため、以下の式に示すように 9 月における曜日ごとの電力消費変化率の平均値が 1.0 になるように重み α を算出し、それを予測値に乗じることでバイアス補正を行う。なお、バイアス補正を行ったメッシュの数は低圧契約データで 281、高圧契約データで 48 である。

$$\text{Corrected ECR} = \alpha_{i,j} * ECR_{i,j}^t \quad (5)$$

s. t.

$$\alpha_{i,j} = \frac{1.0}{\mu_{i,j}}$$

$$\mu_{i,j} = \frac{1}{n} \sum ECR_{i,j}^t$$

(4) 分析に用いるメッシュの抽出と復旧時点の設定

平常時の電力消費量の予測精度にはメッシュごとにはばらつきがある。予測精度の悪いメッシュの ECR は水害による電力消費の変化に大きな誤差を生み出す可能性が高い。このため、データ数を一定数確保することとモデルの MAPE を考慮して、低圧契約も高圧契約も同様に評価期間 9 月における MAPE が 15% 未満のメッシュを抽出する。表-3 は抽出したデータ数及び各項目に該当するデータ数を示している。

表-3 分析に用いるデータ数

契約種別	浸水領域を含むメッシュ数	スマメデータ取得メッシュ	予測メッシュ数	抽出メッシュ数
低圧	607	335	281	219
高圧	81	50	48	37

※低圧契約は 250m メッシュ、高圧契約は 1km メッシュである。

水害発生後の ECR の時系列的な推移はメッシュごとに様々であり、ECR が 1.0 に回復した後も ECR は増減する。ECR が 1.0 に回復した後の増減は対象とした水害以外が原因であると考えられるため、それぞれのメッシュ

において試行錯誤的に ECR の 3 日間移動平均が 1.0 以上になった日を復旧時点と設定し、復旧時点以降の ECR を 1.0 に置換する。

最後に、高圧契約データの ECR の推定では気温近傍モデルを使用しているが、近傍する気温がなく予測ができない日については線形補完にて前後日のデータから内挿する。

以上から抽出と前処理を行った後の高圧契約データにおける ECR の水害発生からの時系列推移を図-2 に示す。図中の青色の実線は平均値、点線は平均値の 95% 信頼区間を示している。平均値では水害発生から時刻が経過するにつれて ECR が 1.0 (平常時) に漸近しており、ECR が復旧していくことが確認できる。メッシュごとに復旧過程は様々であり、全てのメッシュにおいて 1.0 へと単調増加しているわけではなく、日によって上下に ECR が変化している。また、水害発生 1 日目の時点で ECR が 1.0 以上のメッシュもある。

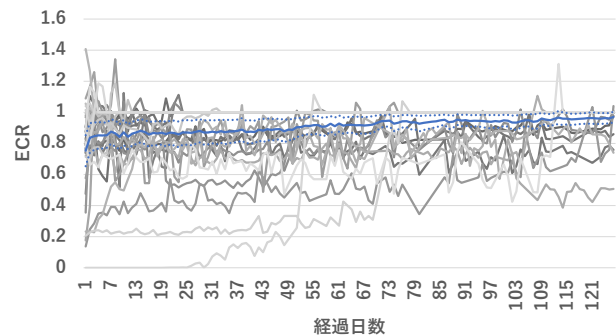


図-2 水害発生後の ECR の時系列変化

3. 水害と ECR の要因分析

(1) ECR の空間分布に関する考察

高圧契約の ECR から世田谷区および川崎市を代表として ECR と浸水領域とを面的な分布を図-3 に示す。なお、図中には浸水の発生が推定される領域を含むメッシュとその周囲 1 メッシュを図示しており、周囲のメッシュについてもメッシュの抽出と復旧時点の設定を行っていることを注記する。また、東日本台風時に氾濫が発生した多摩川は世田谷区と川崎市の間を流れている。

まず、水害発生から日数が経るにしたがって ECR が 1.0 に回復しているメッシュの割合が大きくなっており、この傾向は他地域でも同様である。また、浸水領域のないメッシュにおいても ECR が減少していることが確認できることから、浸水による直接的な被害がなくとも空間的な影響があることが示唆される。水害発生 1 日目特に ECR の減少が大きい浸水のあるメッシュ (図中①) では小規模な工場が密集している。また、南東部で ECR が減少しているメッシュ (図中②) には浸水領域内に大

企業の事業所が含まれる。世田谷区および川崎市以外の地域においても ECR が大きく落ち込んでいるメッシュでは比較的大きな事業所が浸水被害を受けている。

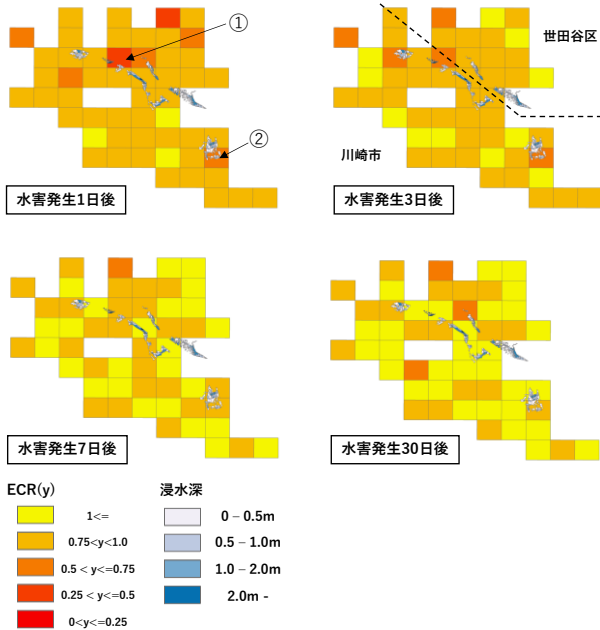


図-3 ECR の空間分布(高圧契約/世田谷区・川崎市)

(2) 要因分析に用いる建物データの構築

空間分布の考察から、ECRの大きな変化にはメッシュ内の浸水領域の広さや深さだけでなく浸水した建物の属性が重要である。例えば、水害が発生した建物が工場のような大きな事業所で高圧契約を使用している場合には浸水の影響は低圧契約データではなく高圧契約データに反映されると考えられる。そのため、本研究で以下に示す方法を用いて建物の電力契約区分を判別した。

1. 国土地理院の基盤地図情報から建築物の外周線に関するシェープファイルを取得
2. 国土交通省の住生活基本計画¹⁰⁾によれば単身者の最低居住面積は 25 平方メートルである。このため、25 平方メートル未満のポリゴン面積（建築面積）の建築物は電気を使用していないものとみなし当該建築物を削除
3. Open Street Map(以下 OSM)より建物の名称等の情報を取得し、建物ポリゴンデータと結合
4. OSM の属性情報においてコンビニ、小学校、郵便局、病院、スーパーに該当するものを高圧建物、保育園、ファストフード店、売店、クリーニング、レストラン、歯医者、クリニック、カフェに該当するものは低圧建物と設定
5. 建築面積が東松山市において 1500 平方メートル、世田谷区および川崎市において 1500 平方メートル、茂原市において 2000 平方メートル以上の建物を高

圧建物として設定。

6. Google Places API(以下 GP-API)を使用し、中心点から半径 800メートルの円ごとにクエリ「工場」と「製造元」に該当する緯度経度情報を取得。半径 800メートルに設定した理由は、1km メッシュごとにクエリに該当するポイントデータを探索する際に、1km 全域を覆うことができるためである。
7. GP-API の属性情報において「laundry」の情報を削除
8. GP-API と建物ポリゴンデータと結合し、下記の式によってメッシュごとの集計する。

$$IAR_{s,i}^k = \frac{\sum Area_{s,i}^k}{\sum_i Area_s^k} \quad (6)$$

k はメッシュ番号を示し、s は契約形態(低圧契約、高圧契約)、i は浸水階級(0~0.5m,0.5~1m,1~2m,2m~)を示す。前項までで判別した電力契約ごとの建物のメッシュ内での総面積を分母として、それぞれの電力契約で対象の浸水階級を持つ建物の総面積を割り、メッシュ別浸水階級別契約形態別建物面積比率 IAR_{s,i}^k に変換する。

上述した手法を用いて判別したメッシュ内の高圧契約建物における ECR の平均値との時系列変化を図-4 に示す。なお、凡例の()内がそれぞれの浸水階級に含まれるメッシュ数である。

浸水なしの場合でも水害発生 1 日目は ECR が減少していることが確認できる。また、0~0.5m,0.5~1m では水害発生から 70 日目ごろまでは復旧過程が近似している。0~0.5m の浸水階級の ECR 平均値はデータの打ち切りまで 1.0 に復旧しておらず、それらのメッシュ内において災害発生前後で生産計画の長期的な変更や工場の停止などの変化が発生している可能性がある。2m~の階級では水害発生 48 日目以降に急激に回復しているが、これは 2m~の階級に大規模な商業施設を含む 2 つのメッシュが含まれており、その商業施設の営業再開¹²⁾ が反映されたと考えられる。

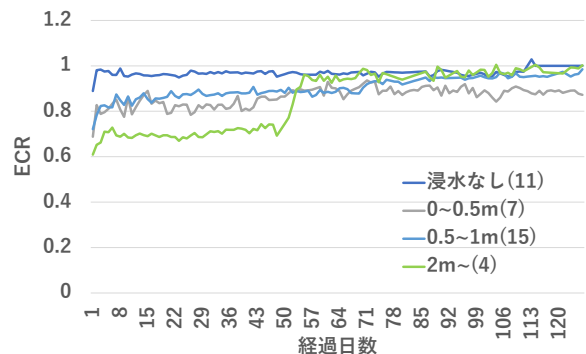


図-4 浸水階級別の ECR の時系列変化

(3) 最大浸水深と水害 1 日後 ECR のクロス分析

時系列で変化する ECRのうち、水害発生 1 日後の ECR (以下、初期 ECR) が浸水深の変化に伴って違いがあるかクロス分析を行う。クロス分析を行うための階級の設定であるが、浸水深はメッシュに含まれる建物の最大浸水深を 0cm, 0~50cm, 50~100cm, 100cm~ の 4 階級に設定し、ECR は 1.0- (平常時比増), 1.0-0.5, 0.5-0, 0 の 4 階級に設定した。この時の ECR のある階級までに含まれるメッシュ数の累積相対度数を図-5 (低圧契約), 図-6 (高圧契約) に示す。

低圧契約では初期 ECR の累積相対度数に浸水深の違いによる変化に大きな差がみられない。これは、低圧契約電力を使用している消費家は家庭や小規模な事業者であり、早期に ECR が平常時に回復しているため、1 日で集計した値では差が見られないためだと考えられる。そのため、3 時間や 6 時間、半日で集計することで浸水深による違いが示される可能性がある。

高圧契約の初期 ECR では ECR が 50%以上減少したメッシュにおいて浸水深 1m 以上とそれ未満で差が見られた。これは、高圧契約電力を使用している工場または中規模のオフィス等では床上 50cm が浸水することで事業所内の電力消費量の大きな機器が使用不能になった影響が ECR に反映されたためだと考えられる。

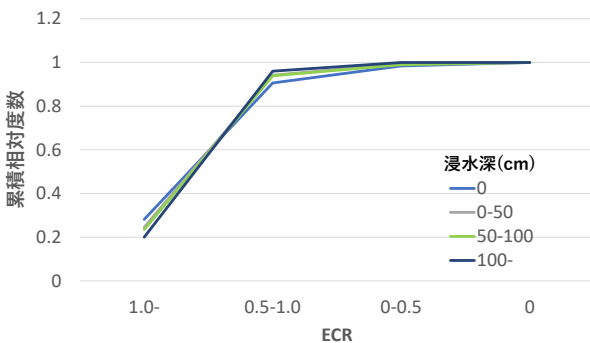


図-5 浸水深別 ECR の累積相対度数(低圧契約)

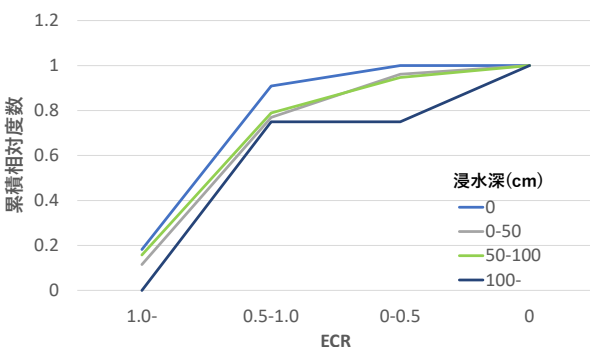


図-6 浸水深別 ECR の累積相対度数(高圧契約)

(4) 重回帰モデルによる ECR の要因分析

クロス分析から高圧契約における初期 ECR が浸水深によって異っている。ここでは高圧契約における初期 ECR に浸水という要因が影響を与えているかについて重回帰モデルを用いた分析を行う。

以下に重回帰モデル式を記す。

$$\min_{a,b_1,b_2} \sum_k (\Delta P_k - \widehat{\Delta P}_k)^2 \quad (7)$$

s. t.

$$\Delta P_k = 1 - ECR_k$$

$$\Delta e^i = \alpha + \beta_1 \delta_1(h^i) + \beta_2 \delta_2(h^i) + \varepsilon^i$$

$$\widehat{\Delta P}_k = \sum_{i \in M_k} x_k^i \Delta e^i$$

$$x_k^i \propto Area^i$$

$$x_k^i = \frac{Area^i}{\sum_i Area^i}$$

ΔP_k は k というメッシュにおける電力消費減少率、 Δe^i は i という企業における電力消費減少率を示す。α は定数項、β はパラメータ、 $\delta(h^i)$ は浸水深 h^i が与えられたときに 0,1 を返すダミー変数を示す。また、 x_k^i は $Area^i$ という建築面積を持つ企業 i の k というメッシュ内での建築面積比率を示し、これがメッシュ k 中の電力シェアを示すものとする。

このとき、 $\delta(h^i)$ の設定であるが、試行錯誤的に浸水有のみ(1階級), 50cm 未満浸水・50cm 以上浸水(2階級), 1m 未満浸水・1m 以上浸水(2階級)の 3 パターンを設定した。また、重回帰分析に使用するデータセットであるが、パターン 1~3 においては全データを使用し、パターン 4~6 は ECR が 1.0 未満、すなわち水害発生 1 日後に平常時より電力消費が減少したメッシュにデータを絞り、分析を行った。

表-4 に要因分析の結果を示す。モデルのあてはまりが最も良いのは ECR が 1.0 未満のデータセットにおいて、50cm を閾値として階級区分を行ったダミー変数を説明変数に用いたものである。また、説明変数が有意であるかどうかの指標となる p 値に着目すると、メッシュ内の個別建物の電力シェアを示す面積比率 α はすべてのパターンにおいて 5% 未満で有意である。また、浸水に関する説明変数ではいずれのパターンにおいても浸水があることによる ECR への影響は有意であり、特に 50cm 以上の浸水と 1m~ の浸水は ECR の減少に大きく影響している。

なお、参考として建物の電力契約判別を行わずに、メッシュ内の最大浸水深が浸水 50cm 以上か以下かをダミー変数として説明変数とし、表-4 と同様に水害発生 1 日後

の ECR を目的変数として、重回帰分析を行った場合の

表-4 重回帰モデルを用いた要因分析の結果

パターン	1	2	3	4	5	6
データセット	全て			ECR<1		
データ数	37			32		
説明変数						
α	0.157**	0.171***	0.174***	0.208***	0.223***	0.225***
浸水有ダミー	0.327**	-	-	0.357**	-	-
50cm 未満浸水ダミー	-	0.05	-	-	0.03	-
50cm 以上浸水ダミー	-	0.711***	-	-	0.76***	-
0~1m 浸水ダミー	-	-	0.185	-	-	0.219
1m~浸水ダミー	-	-	0.798***	-	-	0.73***
調整済決定係数	0.087	0.164	0.160	0.132	0.265	0.195

は5%有意, *は1%有意を示す

結果を表-5に示す。電力契約判別を行った表-4のパターン2~6のいずれのにおいても調整済決定係数に改善がみられる。このことから、建物の電力契約判別を行うことにより、ECRの浸水深がもたらす影響を判別を行わなかった場合と比較してより強く反映している。

表-5 電力契約判別を行わない場合の重回帰分析の結果

データ数	37
定数項	-0.036
50cm 以上浸水ダミー	0.327**
調整済み決定係数	0.119

**は5%有意を示す

4. まとめ

本論文では電力消費量が住民や企業の活動度を極めて高い精度で反映することに着目して、スマートメーターによる電力消費量データに基づいて水害が発生したときの電力消費量の変化から社会経済被害の影響評価を試みた。

水害発生時の電力消費量の落ち込み、すなわち経済活動の低下量を推計するために平常時の電力消費量予測モデルを構築したが、最も予測精度の高いモデルは低圧契約ではシンセティックコントロールモデル(MAPE:11.26%)で、高圧契約では気温近傍モデル(MAPE:12.96%)となった。予測モデルの精度を向上させるためには風速やメッシュ内属性(世帯数や勤労者数)、季節性等の情報を説明変数として加える。また、非線形性を考慮し、ニューラルネットワーク等の機械学習モデルを使用する等アプローチも有望と考えられる。

上述した手法により、水害発生時の電力消費の落ち込みを推計したが、メッシュごとに復旧過程はさまざまであるが、平均的には電力消費が回復していく傾向がある

ことが示された。また、電力消費の落ち込みを空間的に分析したが、高圧契約の ECR では浸水が発生したメッシュの周囲のメッシュにおいても ECR が減少していることから直接的な被害がなくとも空間的な影響があることが示唆される。

高圧契約データにおいては浸水が初期の ECR に有意に影響を及ぼしているが、50cm 以下の浸水では ECR には有意に影響を及ぼしていない。このことは、浸水深さが 50cm 以下では一般的には床下浸水であり、床下浸水では施設や施設内部の資本に被害が少ないことと整合している。

本論文では停電による ECR の影響は考慮していない。このため施設や施設内部における資本の被害が ECR に与える影響をより正確に把握するためには、それらの被害とは関係なく起こる地域全体での停電を考慮し該当する場所のその期間における ECR を使用しない等の工夫が必要である。加えて、電力消費は電気を使用する主体や地域によってパターンが違いメッシュ内の建物属性や地域特性を考慮することで、水害による経済的被害を ECR から属性ごとに推計することができると考えられ、今後の課題とする。

謝辞:本研究は内閣府戦略的イノベーション創造プログラム(SIP)、「自然災害に対する国家レジリエンスの強化」の一部として、防災科学技術研究所(NIED)から資金を提供していただきました。ここで、深く感謝申し上げます。

REFERENCES

- 1) 気象庁, 地球温暖化予測情報, 第9巻, 2017
- 2) 内閣府, 防災に関する標準テキスト

- 3) 高島正典, 林春男, “電力消費量時系列データを利用した復旧・復興状況の定量的把握手法-阪神・淡路大震災への適用-,” 自然災害科学, 1999.
- 4) 梶谷義雄, 横松宗太, 多々納裕一, 安田成夫, “東日本大震災後の電力供給不足に対する産業部門のレジリエンスの分析,” 土木学会論文集 D3(土木計画学), Vol69, No.5, 2013
- 5) 秦康範, “電力供給量情報を利用した災害モニタリングシステム,” 第 5 回 (社) 土木学会地震災害マネジメントセミナー, 2004.
- 6) 牧野裕介, 中条光伸, 早藤真樹子, 久村真司, “局地気象モデルを用いた電力需要予測システムの実証検証に関する研究 (第 2 報),” 空気調和・衛生工学会大会学術講演論文集, 2018.
- 7) 国土地理院, 国土地理院技術資料(D1-1011, 令和元年東日本台風 (台風第 19 号) に伴う大雨による浸水推定段彩図 荒川水系入間川・越辺川・都幾川「入間川・越辺川・都幾川 1」 「入間川・越辺川・都幾川 2」 「入間川・越辺川・都幾川 3」 .
- 8) 国土地理院, 国土地理院技術資料(D1-1013, 令和元年 10 月の低気圧に伴う大雨による浸水推定段彩図利根川水系鹿島川・高崎川「佐倉市周辺」, 南白亀川水系赤目川・小中川「大網白里市周辺」, 一宮川水系一宮川・豊田川・阿久川「茂原市周辺」 「茂原市周辺拡大図」 「茂原駅周辺 (空中写真判読版)」
- 9) 上下水道局, “令和元年東日本台風による排水樋管周辺地域の浸水に関する検証について,” 川崎市, 2020.
- 10) 世田谷区, “令和元年台風第 19 号に伴う上野毛・野毛地区, 玉堤地区における浸水被害の検証について (最終報告),” 2021
- 11) 国土交通省, “住生活基本計画 (全国計画),” 2021
- 12) 仲村隆, “ピオニウォーク, 27 日に営業再開 台風 19 号で浸水 東松山 / 埼玉,” 毎日新聞, 2019: <https://mainichi.jp/articles/20191217/dtl/k11/040/020000c>.

ASSESSING THE SOCIOECONOMIC IMPACT OF FLOOD DISASTERS USING SMART METER DATA

Toraemon MATSUMOTO, Yoshio KAJITANI, Hirokazu TATANO and Michinori HATAYAMA

In this paper, focusing on the fact that electricity consumption strongly reflects the level of activity of residents and businesses, we attempted to analyze the impact of flood damage using smart meter data that can be obtained on a small spatial scale and in real-time. Specifically, we compared multiple data analysis methods for forecasting electricity demand in the absence of a disaster and took the approach of estimating the amount of decrease in electricity consumption due to flooding by selecting a model with a small forecast error according to regional characteristics. As a result of applying this analysis approach to the areas damaged by heavy rainfall where flooding occurred, it was confirmed that the drop in electricity consumption showed a recovery trend as time passed after the disaster and that it spread to the surrounding areas where flooding damage was not expected to have occurred. These results suggest that the use of smart meters may lead to a spatially and temporally precise understanding of flood damage.