災害時における停電復旧予測の逐次更新のためのカルマンフィルタの応用

焦　禹禹[1]・能島　暢呂[2]・加藤　宏紀[3]

[1]学生会員　岐阜大学大学院　自然科学技術研究科修士課程環境社会基盤工学専攻
（〒501-1193 岐阜市柳戸 1-1）(Corresponding Author)
E-mail: z4523009@edu.gifu-u.ac.jp

[2]正会員　岐阜大学教授　工学部社会基盤工学科（〒501-1193 岐阜市柳戸 1-1）
E-mail: nojima@gifu-u.ac.jp

[3]正会員　岐阜大学研究員　工学部社会基盤工学科（〒501-1193 岐阜市柳戸 1-1）
E-mail: kato_hir@gifu-u.ac.jp

災害に伴いライフラインの機能に支障が生じた場合，迅速かつ精度の高い復旧見込み情報の公表が求められる．本研究では，停電の復旧見込みの信頼性向上を目指して，カルマンフィルタを応用した逐次更新手法の開発を検討した．まず，停電の解消過程に逐次的に指数関数を当てはめ，状態空間モデルの一種であるローカルレベルモデルを用いて，復旧速度を表すパラメータの予測分布の逐次更新式を定式化した．さらにカルマンフィルタリングとカルマン予測を実行し，予測分布の平均値と 95%信頼区間に基づいて 3 本の復旧見込み曲線を求めた．加えて，極端なケースとして，最悪と最良の復旧ペースを想定した 2 本の復旧見込み曲線を示した．予測の不確定性を考慮して，幅を持たせて復旧見込みを表現することを提案した．

Key Words: *Typhoon and earthquake disasters, electric power outage, recovery projection, exponential function, time series analysis, state space model, local level model, Kalman filter*

1. はじめに

近年，地震や台風などの自然災害に伴って，ライフライン機能が低下あるいは停止する事例が頻発している．例えば，2019 年台風第 15 号に伴い広範囲で停電が発生し，当初の復旧見込みよりも大幅に長期化した事例が挙げられる．その後の同年台風第 19 号では，同年台風第 15 号での対応を踏まえ，情報収集・発信体制が強化された[1]．これらの被災事例の検証の結果，復旧見通しの迅速な公表や精度向上の必要性が指摘されている[2]．

こうした復旧見通し・復旧見込みに関する実例や研究として，以下のものが挙げられる．地震発生後の対応については，厚生労働省による上水道被害が甚大な地域の復旧見通しの公表[3]や都市ガス事業者による WebGIS を活用した復旧状況の公表・更新[4]が挙げられる．また，被災事例の分析[1),5),6]も行われている．本研究と特に関連が深い検討として，複数の台風に伴う停電の解消過程の傾向に基づいた復旧見通しが単一の指数関数で推計されている事例[1]が挙げられる．さらに，海外の研究動向に着目すると，単一の指数関数に基づいたモデルの拡張として，線形 1 自由度系の過減衰のアナロジーによるモデルの提案[7),8]や気象災害に伴う停電の解消過程への応用[9]が行われている．

上記の研究に関連して，筆者らは前報[10]で国内の主要な台風や地震に伴う停電の解消過程に対して指数関数を区分的かつ連続的に適用してフィッティングを行い，復旧速度の推移を見た．また，復旧速度を確定値として扱い，復旧予測と復旧見込みの更新を行った．こうした成果が得られているものの，停電の解消過程には，さまざまな不確定要素が影響している．このため，復旧速度の不確定性を考慮する必要があり，復旧見込みの精度や信頼性を高めることを課題としていた．

このような背景を踏まえて本研究では，停電の復旧速度の不確定性を確率分布として捉え，その時間的な推移を逐次的に更新するため，状態空間モデルとカルマンフィルタを応用した逐次更新手法の開発を検討する．

まず，状態空間モデルとカルマンフィルタは，柔軟な確率的なモデルに基づいており，様々な分野で用いられ

てきた[例えば 11)]が，災害時の停電の解消過程への応用について検討する必要がある．本研究では，停電の解消過程に対して逐次的に指数関数[10)]を当てはめ，復旧ペース（所定の期間における停電解消の平均的な速度を表す）に関する予測分布の逐次更新式を状態空間モデルで定式化する．次に，カルマンフィルタリングとカルマン予測を行い，予測分布の平均値と95%信頼区間を適用した指数関数による3本の復旧見込み曲線を求める．加えて，極端なケースを想定するという観点から，最悪と最良の復旧ペースが連続した場合の2本の復旧見込み曲線を示す．これらの計5本の復旧見込み曲線により，復旧見通しの精度や信頼性を高めることを狙いとしている．さらに，予測幅を考慮した復旧見込みを逐次的に更新した結果と実測値とを比較する．

以下，2.では，本研究で分析対象とする被災事例と使用データについて述べる．3.では，災害に伴う停電の復旧ペースを状態空間モデルの一種であるローカルレベルモデルで定式化するとともに，標準的な逐次解法であるカルマンフィルタについて述べる．そして，この手法を停電の復旧ペースに適用して，その予測分布を逐次的に更新する．4.では，3.で得られた復旧ペースの予測分布から停電の復旧見込みを示し，実測値と比較する．5.では，本研究のまとめと今後の課題を述べる．

2. 対象被災事例と使用データ [10)]

(1) 対象被災事例と停電の解消過程に関するデータ

本研究では，前報[10)]と同様に国内における主要な台風と地震に伴って発生した停電の解消過程を分析対象とする．台風の被災事例として，2018年台風第21号・2018年台風第24号・2019年台風第15号（令和元年房総半島台風）・2019年台風第19号（令和元年東日本台風）・2020年台風第10号の計5台風を分析対象とする．

地震の被災事例として，1995年兵庫県南部地震（1月17日5時46分本震発生，M_{JMA}=7.3），2004年新潟県中越地震（10月23日17時56分本震発生，M_{JMA}=6.8），2007年新潟県中越沖地震（7月16日10時13分本震発生，M_{JMA}=6.8），2011年東北地方太平洋沖地震（3月11日14時46分本震発生，M_w=9.0），2016年熊本地震（4月16日1時25分本震発生，M_{JMA}=7.3）の計5地震を分析対象とする（以降，1995年兵庫・2004年中越・2007年中越沖・2011年東北・2016年熊本と表記）．

停電戸数は，各災害全体のピーク値となる時間を基準に1時間単位で集計されている．これに基づいて，それぞれの停電戸数の最大値が1となるように正規化したものが**図-1**である．

(2) 復旧ペースのデータ

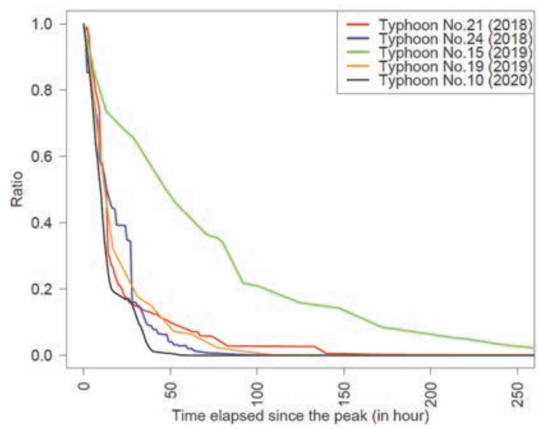
本研究では，前報[10)]より速報性を重視する観点から，各被災事例における停電の復旧ペースを改めて算出する．

前報[10)]では，停電の解消過程$y(t)$が指数関数で表されている．

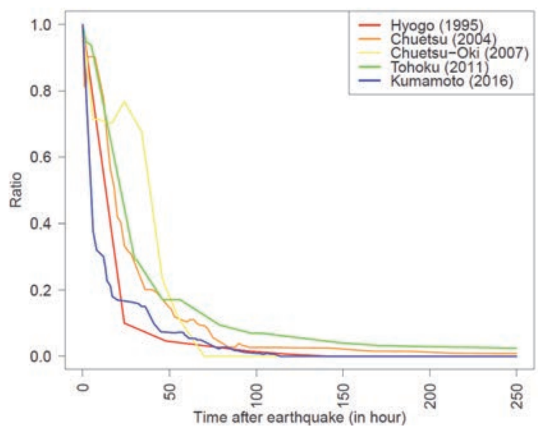
$$y(t) = a(t) \cdot e^{-b(t) \cdot t}$$
$$0 \le a(t) \le 1,\ b(t) \ge 0 \qquad (1)$$

ここで，停電のピーク時点を基準として，任意の時点がtで表されている．時点tにおけるモデルパラメータ$a(t)$は停電の解消過程の概形を形成することになり，$b(t)$は停電の復旧ペースに相当するパラメータである．$b(t)$が小さくなるほど復旧速度が遅く，大きくなるほど復旧速度が速いことを表す．

次に，任意の時点tにおける，最新の被害・復旧状況に相当する情報として，直近の過去Δtの間の実測値を基づいて式(1)のフィッティングを行い，$t+1$時間以降の停電の解消過程を予測する．こうした手順について，時間tを1時間刻みで連続的に変化させて復旧速度の推移を示す．

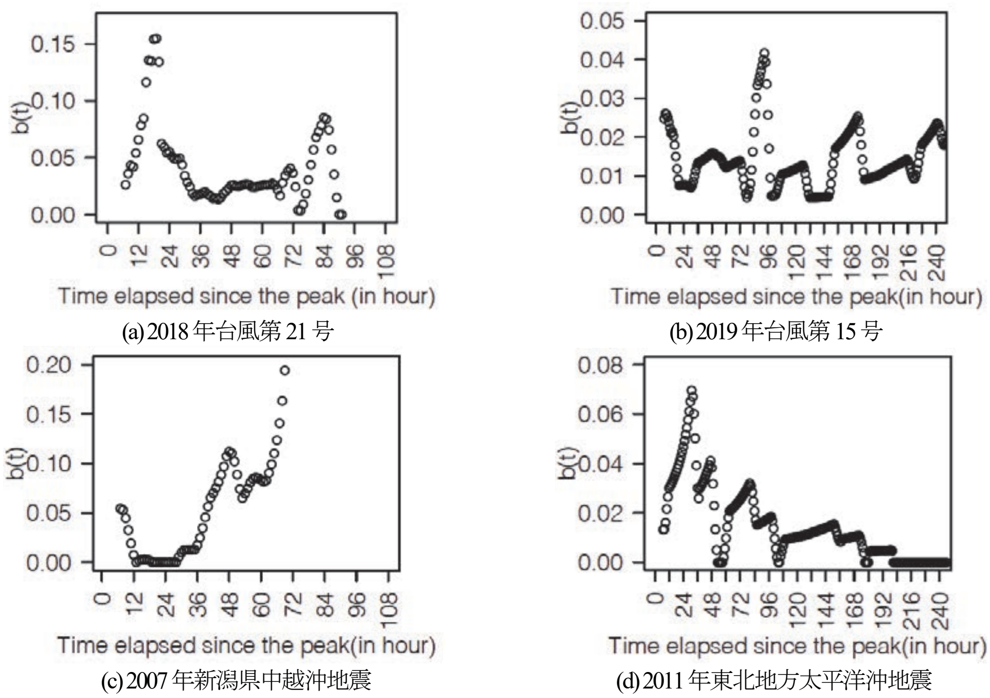


(a) 台風，停電戸数（最大値を1に正規化）



(b) 地震，停電戸数（最大値を1に正規化）

図-1 分析対象とする被災事例における停電の解消過程[10)]



(a) 2018年台風第21号　(b) 2019年台風第15号　(c) 2007年新潟県中越沖地震　(d) 2011年東北地方太平洋沖地震

図-2　指数関数のパラメータ $b(t)$の推移($\Delta t = 6$ 時間)

本研究では，予測の速報性を重視するため，台風および地震の各被災事例について一律に$\Delta t = 6$ 時間と設定した．停電のピーク時を起点として240時間分（$t = 6$～246時間）の $b(t)$の推移を算出する．**図-2** に，代表的な事例として2018年台風第21号，2019年台風15号，2007年中越沖，2011 年東北の結果を示す．基本的には $t = 6$～108時間のみを図示しているが，停電の影響が長期化した2019年台風15号と2011年東北についてはt=6～246時間全てを図示している．

3. ローカルレベルモデルとカルマンフィルタを用いた復旧ペースの逐次予測

本章では，2.(2)で算出した各災害事例の $b(t)$の推移を対象として，ローカルレベルモデルを用いて定式化し，カルマンフィルタリングとカルマン予測を行う．

(1) ローカルレベルモデルを用いた停電の復旧ペースの定式化

本節では，停電の解消過程における復旧ペースの不確定性を確率分布として捉え，その時間的な推移を逐次的に更新するため，ローカルレベルモデルを用いて定式化する．以下では，線形・ガウス型状態空間モデルの一種として一般的な形式で表す．

停電の復旧ペースを状態方程式と観測方程式で定式化すると，次式のように表現される [12]．

$$\boldsymbol{x}_t = \boldsymbol{G}_t \boldsymbol{x}_{t-1} + \boldsymbol{w}_t \qquad \boldsymbol{w}_t \sim \mathcal{N}(\boldsymbol{0}, \boldsymbol{W}_t) \tag{2}$$

$$y_t = \boldsymbol{F}_t \boldsymbol{x}_t + v_t \qquad v_t \sim \mathcal{N}(0, V_t) \tag{3}$$

ここで，$\boldsymbol{x}_t$は復旧ペース$b(t)$の状態に関する行列表現であり，y_tは$b(t)$である．$\boldsymbol{G}_t$は$p \times p$の状態遷移行列，$\boldsymbol{F}_t$は$1 \times p$の観測行列，$\boldsymbol{w}_t$は状態雑音，v_tは観測雑音を表す．また，$\boldsymbol{W}_t$は$p \times p$の状態雑音の共分散行列，V_tは観測雑音の分散を表す．

ローカルレベルモデルは，特別な時間パターンを含まず短期的に同じような値を取るような場合の推定に適したモデルであり，式(2), (3)において$\boldsymbol{G}_t = [1]$，$\boldsymbol{F}_t = [1]$とした場合に相当する．また，パラメータが時間に依存しない時不変のモデルを考えるため，$\boldsymbol{W}_t = W, V_t = V$としている．

(2) カルマンフィルタによるフィルタリングと予測

カルマンフィルタは，線形・ガウス型状態空間モデルにおいて，推定すべきデータの真値と点推定値の間の平均二乗誤差を最小にするという意味での最適な逐次推定法である [12]．

a) カルマンフィルタリングのアルゴリズム

本研究では，任意の時点tにおける，直近$\Delta t'$の期間の復旧ペースに対してカルマンフィルタリングを適用する．例として，時点$t-1$のフィルタリング分布$x_{t-1} \sim \mathcal{N}(\boldsymbol{m}_{t-1}, \boldsymbol{C}_{t-1})$から時点$t$のフィルタリング分布$x_t \sim \mathcal{N}(\boldsymbol{m}_t, \boldsymbol{C}_t)$を求める手順を示す [12]．

1) 一期先予測分布$\mathcal{N}(\boldsymbol{a}_t, \boldsymbol{R}_t)$：一期前のフィルタリング分布を状態遷移

（平均）　$\boldsymbol{a}_t = \boldsymbol{G}_t \boldsymbol{m}_{t-1}$

（分散）　$\boldsymbol{R}_t = \boldsymbol{G}_t \boldsymbol{C}_{t-1} \boldsymbol{G}_t^{\top} + \boldsymbol{W}_t$

2) 一期先予測尤度$\mathcal{N}(f_t, Q_t)$：一期先予測分布を観測値の定義域に変換

（平均）　$f_t = \boldsymbol{F}_t \boldsymbol{a}_t$

（分散）　$Q_t = \boldsymbol{F}_t \boldsymbol{R}_t \boldsymbol{F}_t^{\top} + V_t$

3) カルマン利得　$\boldsymbol{K}_t$

$$\boldsymbol{K}_t = \boldsymbol{R}_t \boldsymbol{F}_t^{\top} Q_t^{-1}$$

4) 時点tのフィルタリング分布$\mathcal{N}(\boldsymbol{m}_t, \boldsymbol{C}_t)$：一期先予測分布を補正

（平均）　$\boldsymbol{m}_t = \boldsymbol{a}_t + \boldsymbol{K}_t (y_t - f_t)$

（分散）　$\boldsymbol{C}_t = (\boldsymbol{I} - \boldsymbol{K}_t \boldsymbol{F}_t) \boldsymbol{R}_t$

手順 1)～4)を繰り返すことで，$t - \Delta t'$からtまでの各時点の一期先予測分布とフィルタリング分布が得られる．

b)　カルマン予測のアルゴリズム

カルマン予測を用いると，時点$t + k$での$k (k \geq 1)$期先予測分布$\mathcal{N}(\boldsymbol{a}_t(k), \boldsymbol{R}_t(k))$は，時点$t + (k - 1)$での$k - 1$期先予測分布$\mathcal{N}(\boldsymbol{a}_t(k-1), \boldsymbol{R}_t(k-1))$から求めることができる．

k期先予測分布$\mathcal{N}(\boldsymbol{a}_t(k), \boldsymbol{R}_t(k))$：$k - 1$期前のフィルタリング分布を状態遷移

（平均）　$\boldsymbol{a}_t(k) = \boldsymbol{G}_{t+k} \boldsymbol{a}_t(k-1)$

（分散）　$\boldsymbol{R}_t(k) = \boldsymbol{G}_{t+k} \boldsymbol{R}_t(k-1) \boldsymbol{G}_{t+k}^{\top} + \boldsymbol{W}_{t+k}$

以上の手続きを$k = 1$から繰り返すことで，時点$t + k$における予測分布を求めることができる．

c)　パラメータの初期値の設定

前述した線形・ガウス型状態空間モデルのパラメータは$\theta = \{W, V, \boldsymbol{m}_{t-1}, \boldsymbol{C}_{t-1}\}$であり，カルマンフィルタリングおよびカルマン予測を行う前に初期値を推定する必要がある．本研究では，時点$t - \Delta t'$～tまでの間の復旧ペースのデータに対して，最尤法を適用して各パラメータを求めた．

しかし，推定によって得られたパラメータのうち，状態雑音Wに関しては，実測値の変動の影響を受けやすく不安定である．そこで，Wの初期値の大小の違いが，カルマンフィルタリングを行うことで得られるフィルタリング分布に影響する[13]ことに着目し，安定的な予測が可能となるような初期値を次節で設定することとした．

(3)　復旧ペースの予測分布

a)　最尤法で得られたパラメータに基づいた予測

前節までの方法に基づいて，復旧ペースの予測分布を求める．台風と地震の各被災事例に対して，$\Delta t' = 6$，$k = 1$～24と設定した．典型的な例として，2018 年台風第 21 号と 2007 年中越沖におけるフィルタリング分布の平均値を図-3 に青色線で，時点$t = 12$，36，60，84 時間におけるk期先予測分布の平均値を図-3 に赤線・緑線・橙線・紫線で，予測値の 95%信頼区間を黒破線で示す．

カルマンフィルタリングの結果を見ると，実測値の傾向変動をほぼ捉えていることが確認できる．

カルマン予測の結果を見ると，予測分布の平均値は変動していない．一方で，共分散行列が時間経過とともに徐々に大きくなるため，予測値の 95%信頼区間も大きくなることを示している．予測分布の 95%信頼区間は，$\Delta t'$の間の実測値に依存しているおり不安定である．このため，$b(t)$の変動範囲が大きくなると信頼区間も広くなり，逆に$b(t)$の変動幅が小さくなると信頼区間も狭くなる．

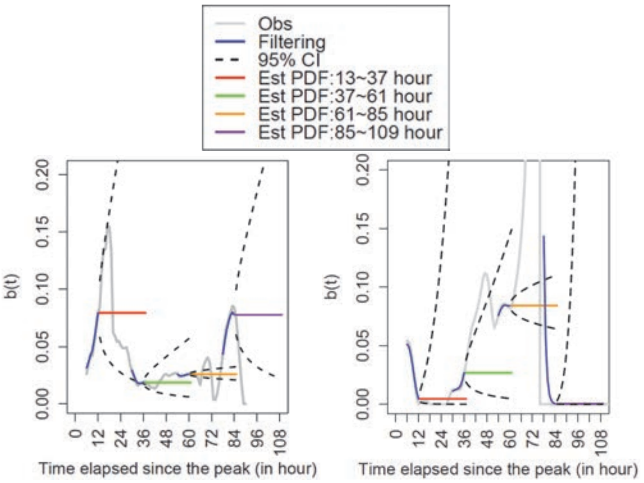
b)　実測値に依存しないWに基づいた予測

前節で述べた理由から，状態雑音Wがフィルタリング区間の実測値に依存しない固定値を設定することとした．本研究では，予備検討として各災害事例の最尤推定値に基づいて，$W = 0.01$，0.02，0.05，0.08 の 4 種類を検討した．予測値の 95%信頼区間を考慮することで実測値の変動を捉えるという観点と分析結果の安定性を踏まえて$W = 0.05$ とした．前項と同じ手順で予測を行った結果を図-4 に示す．図-4 の予測分布を見ると，図-3 と比べて 95%信頼区間の幅が広がったことで，実測値の大きな変動をほぼ捉えられている．図示は省略するが，他の被災事例についても同様の傾向が見られる．このため，本研究ではW=0.05 を用いて以降の検討を行う．

4.　停電の復旧ペースの予測分布に基づいた復旧見込み

本章では，前章で得られた復旧速度の予測分布を用いて，予測幅を持った停電の復旧見込みを示す．これにより，復旧見通しの精度や信頼性を高めることを狙いとしている．また，逐次的に得られる復旧見込みと実測値を比較・考察する．

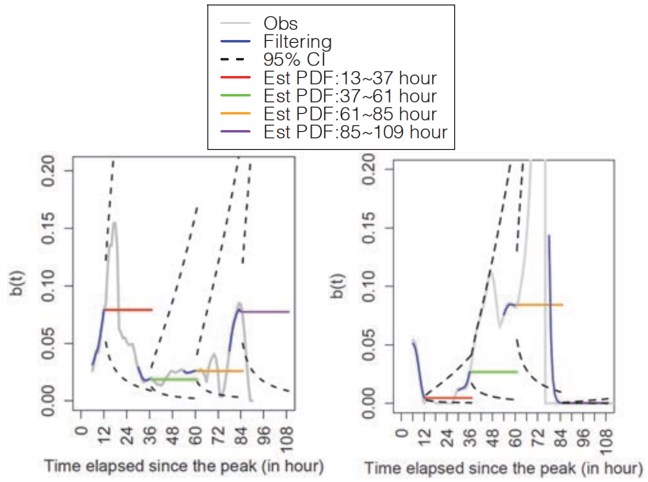
時間tにおける最新の被害・復旧状況に相当する情報として，直近の過去$\Delta t'$の間の復旧速度$b(t)$に基づいてt+1 以降の予測分布を求め，式(1)のフィッティングを行う．こうした手順について，時間tを 1 時間刻みで連続的に変化させて，復旧見込みの推移を示す．図-5 に 4 つの代表時点（t=12，36，60，84 時間）における復旧見込みの平均値を赤線・緑線・橙線・紫線でそれぞれ示し，1 期先予測分布の 95%信頼区間を黒破線で示す．加えて，k期分の予測分布の 95%信頼区間を用いて得られた復旧見込みを青破線で示す．これらの 2 本の線は，極端なケースを想定して，最悪と最良の復旧ペースが連続した場合を表している（以降，「最悪」と「最良」）．なお，視認性を確保するため，いずれも 24 時間分のみを図示している．



(a) 2018 年台風第 21 号　(b) 2007 年新潟県中越沖地震

（Obs：$b(t)$の実測値，Filtering：カルマンフィルタの平均値，95% CI：カルマン予測の 95%信頼区間，Est PDF：カルマン予測の平均値）

図-3　最尤法で得られたパラメータを用いた所定のフィルタリング期間($\Delta t' = 6$ 時間)に基づく停電の復旧ペースのk期予測分布



(a) 2018 年台風第 21 号　(b) 2007 年新潟県中越沖地震

（Obs：$b(t)$の実測値，Filtering：カルマンフィルタの平均値，95% CI：カルマン予測の 95%信頼区間，Est PDF：カルマン予測の平均値）

図-4　$W = 0.05$としたときの所定のフィルタリング期間($\Delta t' = 6$ 時間)に基づく停電の復旧ペースのk期予測分布

図-5 に示す復旧見込みは，$t=36$ 時間頃まで予測値の平均値が実測値よりも過大評価もしくは過小評価となる事例が多く，その後は予測値が実測値に近づく傾向にある．また，予測値の 95%信頼区間，「最良」と「最悪」の計 4 本の復旧見込み曲線を考慮することで，実測値の幅広い変動を包含できるようになっている．

停電のピーク時点からの復旧見込みを検討するにあたり，停電が所定の割合 $r=95\%$解消されるまでの所要時間の平均値$\hat{d}_{95}$，95%信頼区間$\hat{d}^u_{95}, \hat{d}^l_{95}$，「最良」の場合$\hat{d}^b_{95}$を求め，**図-6** に橙線，黒破線，青破線でそれぞれ示す．また，実測値において $r=95\%$解消されるまでの所要時間d_{95}を**図-6** に赤線で示す．ここで，実測値における所要時間については，前報[10]と同様の方法で求めた．なお，「最悪」の場合については，$r=95\%$に達していないため図示を省略した．

全体的な傾向として，$\hat{d}_{95}$と$\hat{d}^u_{95}, \hat{d}^l_{95}$は，$t=12$～36時間の実測値に対して過小評価もしくは過大評価となる被災事例が多い．しかし，$t=48$ 時間以降は，各被災事例とも復旧見込みが実測値と整合する傾向にある．$\hat{d}^b_{95}$については，多くの被災事例で停電のピークからしばらくは過小評価となるが，その後は徐々に実測値に近づく傾向にある．前報[10]と比較して，本研究では$\hat{d}^u_{95}, \hat{d}^l_{95}, \hat{d}^b_{95}$を考慮することで実測値の変動を概ね包含できていることが分かる．なお，前報[10]で示した $r=80\%$，90%の図示は省略するが，全体的な傾向は $r=95\%$の場合とほぼ同じであることを確認している．

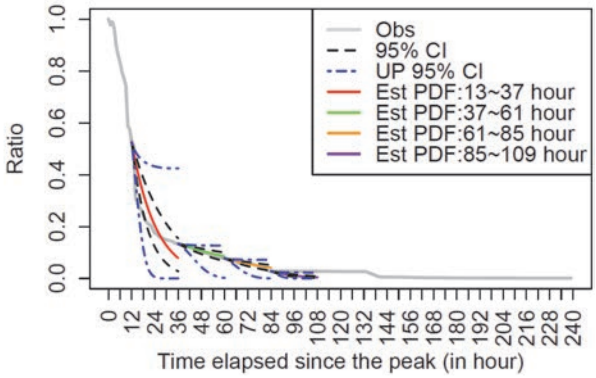
以降では，各被災事例について考察する．図示については，典型的な傾向が見られた 2018 年台風第 21 号，2019 年台風第 15 号，2007 年中越沖，2011 年東北の結果のみ示す．

a)　台風

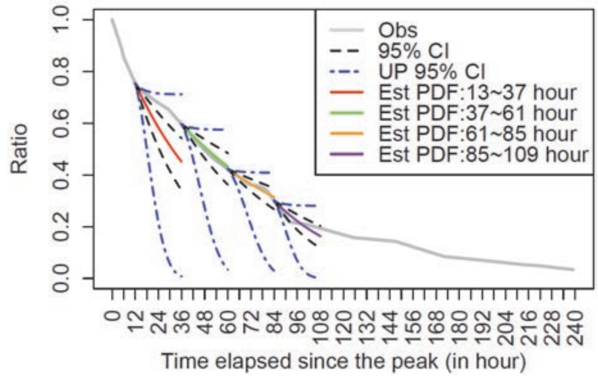
図-5(a)に示す 2018 年台風第 21 号については，$t=24$ 時間頃まで復旧ペースが速いものの，その後は遅くなる傾向にある．このため，$t=13$～36時間で復旧ペースに対する一期先予測分布の平均値による見込み曲線（赤線）は，過小評価もしくは過大評価である．一方，一期先予測分布 95%信頼区間による 2 本の復旧見込み曲線（黒破線）にほぼ含まれている．また，$t=36$ 時間以降の平均見込み曲線は，実測値と整合している．**図-6**(a)で示した$\hat{d}_{95}$と$\hat{d}^u_{95}, \hat{d}^l_{95}$をみると，$t=36$ 時間頃までは過小評価の傾向にあるが，それ以降は実測値と整合する傾向にある．図示は省略するが，2018 年台風第 24 号，2019 年台風第 19 号，2020 年台風第 10 号についても，ほぼ同様の傾向を示している．

図-5(b)に示す 2019 年台風第 15 号については，$t=12$ 時間付近の復旧ペースの変動が大きい．このため，13～36 時間の平均値と 95%信頼区間の 3 本の見込み曲線は実測値よりも過小評価であるが，「最良」と「最悪」を考慮することで実測値を捉えることができている．その後は，復旧ペースの変動が小さくなるにつれて，復旧見込みと実測値の差が小さくなっている．また，**図-6**(b)に示すように$\hat{d}_{95}$と$\hat{d}^u_{95}, \hat{d}^l_{95}$が台風の被災事例で最も長く，いずれも $t=156$ 時間付近までは不安定な変動をしている．それ以降は，$\hat{d}_{95}$と$\hat{d}^u_{95}, \hat{d}^l_{95}$が徐々に収束して，実測値と整合する傾向にある．

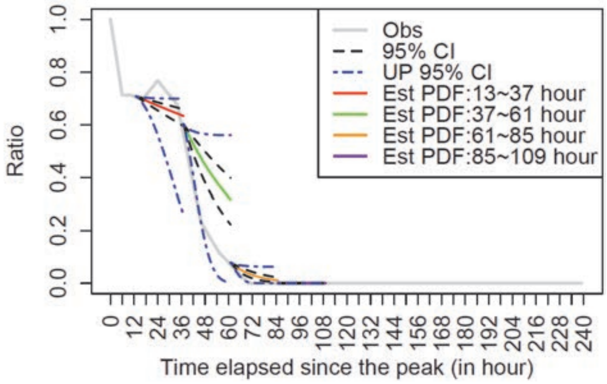
台風の被災事例に伴う復旧見込みの平均値は，復旧ペースが大きく変化するときに過小評価もしくは過大評価が生じる傾向にあることが分かった．これに対して，95%信頼区間および「最良」と「最悪」の場合を考慮することで，実測値が予測の範囲内に収まることを確認し



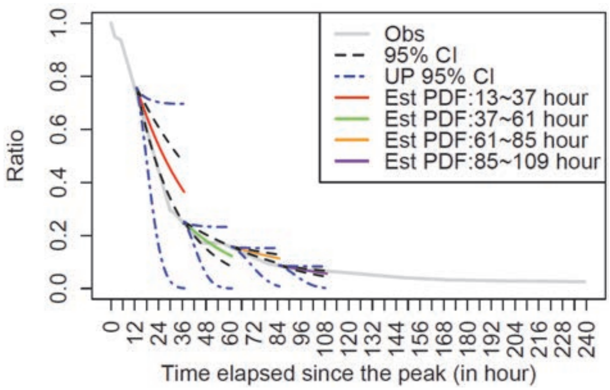
(a) 2018 年台風第 21 号



(b) 2019 年台風第 15 号



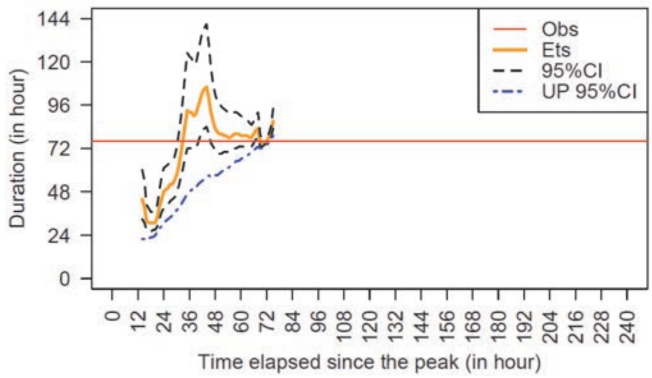
(c) 2007 年新潟県中越沖地震



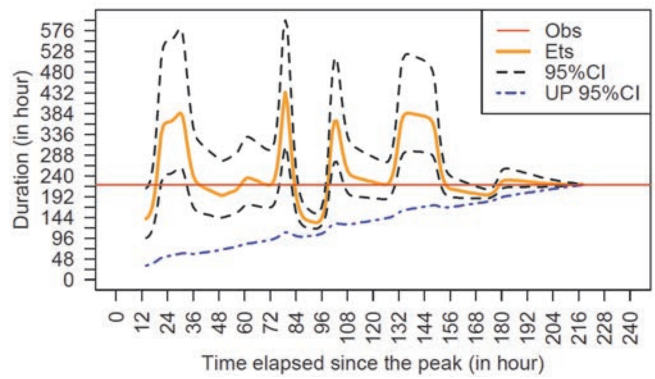
(d) 2011 年東北地方太平洋沖地震

(Obs：停電解消の実測値　95% CI：95%信頼区間による見込み
UP 95% CI：最良の見込み　Est PDF：平均値による見込み)

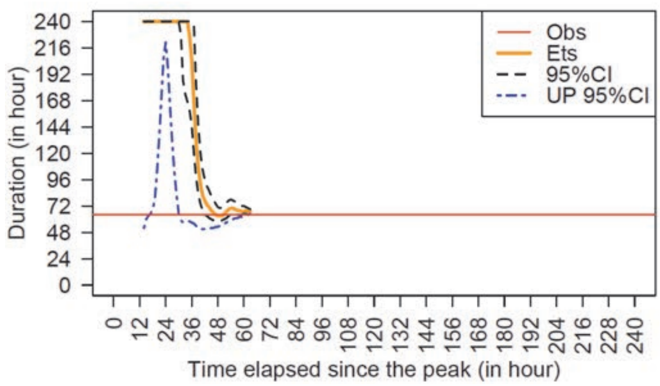
図-5　所定のフィルタリング期間($\Delta t' = 6$ 時間)に基づく停電の復旧過程の予測値と実測値との比較



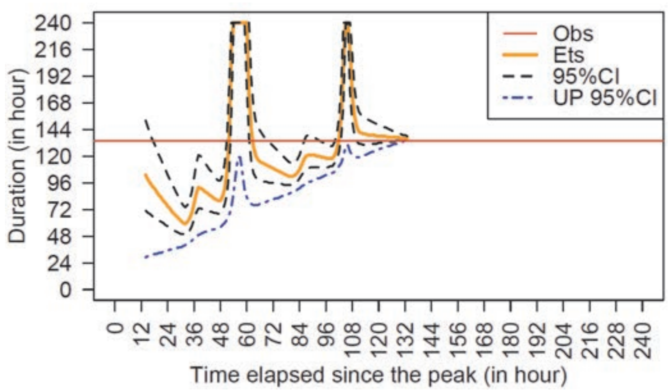
(a) 2018 年台風第 21 号



(b) 2019 年台風第 15 号



(c) 2007 年新潟県中越沖地震



(d) 2011 年東北地方太平洋沖地震

(Obs：実測値，Est：平均値による見込み，
95% CI：95%信頼区間による見込み，UP 95% CI：最良の見込み)

図-6　停電が 95%解消されるまでの所要時間($\Delta t' = 6$ 時間)

た．また，復旧速度の変化が緩やかになるにつれて予測精度が高くなることを示した．

b) 地震

2007 年中越沖の結果を**図−5(c)**に示す．$t=12$ 時間付近の不規則な変動が見られるため，$t=13$〜36 時間の 5 本の見込み曲線は，いずれも過小評価である．$t=36$ 時間以降になると，復旧ペースは安定して推移しているが，$t=37$〜61 時間の平均値と 95%信頼区間による 3 本の見込み曲線（緑線と黒破線）が実測値に比べて過大評価である．その後は，復旧見込み曲線と実測値の誤差が徐々に小さくなる傾向にある．また，**図−6(c)**に示す$\hat{d}_{95}$と$\hat{d}^{u}_{95}, \hat{d}^{l}_{95}$と$\hat{d}^{b}_{95}$は，$t=48$ 時間頃まで過大評価である．それ以降は，実測値と整合する傾向にある．図示は省略するが，1995 年兵庫，2004 年中越，2016 年熊本についても，復旧ペースが大きく変動するときに，予測値の平均値と 95%信頼区間の見込み曲線が実測値と比べて過大評価もしくは過小評価となる傾向が共通している．

図−5(d)に示す 2011 年東北については，$t=24$ 時間以降の復旧ペースが低下する傾向にある．このため，予測値の平均値を表す見込み曲線はこの変化を捉えきれていないが，95%信頼区間にはほぼ含まれている．また，**図−6(d)**に示すように地震の事例では復旧時間が最も長い．$\hat{d}_{95}$と$\hat{d}^{u}_{95}, \hat{d}^{l}_{95}$が停電のピーク時からしばらくは過小評価の傾向にあるが，徐々に実測値と整合する傾向にある．

地震の被災事例は，台風の被災事例と比べて，停電のピーク直後は復旧速度が速くなり，その後は遅くなるという傾向がある．地震の被災事例は，復旧ペースがより不安定であることから，復旧見込み曲線と実測値の誤差は比較的大きい．しかし，台風と被災事例と同様に 95%信頼区間と「最良」と「最悪」の場合を考慮することで，予測値が実測値の変動を捉えられることを確認した．

本章では停電の復旧見込みに予測幅を持たせることを提案し，前報[10]と比べて予測結果の信頼性を高めることができた．予測の速報性や推定精度については改善の余地が残されているため，今後の課題としたい．

5. おわりに

本研究で得られた成果と課題を以下に列挙する．

1) 国内の主要な台風および地震に伴う停電の解消過程を対象として，状態空間モデル（ローカルレベルモデル）を用いて定式化した．このモデルに対して，カルマンフィルタリングとカルマン予測を行い，フィルタリング分布と予測分布を得た．
2) 1)で得られた復旧ペースの予測分布を用いて，一期先予測分布の平均値と 95%信頼区間を適用した指数関数による 3 本の復旧見込み曲線を示した．加えて，「最悪」と「最良」の復旧ペースが連続した場合の 2 本の復旧見込み曲線を示した．この計 5 本の見込み曲線によって，実測値の復旧ペースに大きな変化や不規則な変動があっても，予測値に包含されていることを確認した．この結果，前報[10]より予測結果の信頼性を高めることができた．
3) 予測の平均値と 95%信頼区間及び「最良」の計 4 本の見込み曲線に対して，停電が所定の割合 $r=95\%$解消されるまでの所要時間の推移を示した．多く被災事例では，いずれの見込み曲線が $t=12$〜36 時間における実測値に対して過小評価もしくは過大評価となった．一方で，$t=48$ 時間以降は，復旧見込みが実測値と整合する傾向にあることを確認した．以上のように，予測の不確定性を確率分布として考慮し，幅を持たせた復旧見込みを表現することを提案した．これにより，文献[10]と比べて実測値の不規則な変動を捉えることができるようになった．

本研究では，ローカルレベルモデルを用いて予測を行った．このモデルは，短期的に同じような値を取る場合の推定に適したモデルであり，予測する期間が長くなるにつれて 95%信頼区間の幅が広くなっている．一方で，本研究では傾き成分を考慮していないので，予測精度には改善の余地がある．こうした課題に対して，より高精度かつ速報的な予測分布が得られるように，様々な状態空間モデル（例えばローカルトレンドモデル[12]）及び解法（例えば粒子フィルタ[12),14]）用いた分析・予測を行う予定である．

謝辞：本研究の実施にあたり，(国研)防災科学技術研究所「首都圏を中心としたレジリエンス総合力向上プロジェクト (a) 首都圏を中心としたレジリエンス総合力向上に資するデータ利活用に向けた連携体制の構築」の補助を得た．記して謝意を示す次第である．

参考文献

1) 経済産業省 総合資源エネルギー調査会 電力・ガス事業分科会 / 産業構造審議会 保安・消費生活用製品安全分科会 電力安全小委員会 合同 電力レジリエンスワーキンググループ：台風 15 号の停電復旧対応等に係る検証結果取りまとめ，2020.1，https://www.meti.go.jp/shingikai/enecho/denryoku_gas/denryoku_gas/resilience_wg/20200110_report.html (2020 年 3 月 3 日閲覧)
2) 内閣府：内閣府 Web サイト，令和元年台風第 15 号・第 19 号をはじめとした一連の災害に係る検証レポート（最終とりまとめ），2020.3，http://www.bousai.go.jp/kaigirep/r1typhoon/index.html (2021 年 8 月 5 日閲覧)
3) 厚生労働省：熊本県熊本地方を震源とする地震について，https://www.mhlw.go.jp/stf/seisakunitsuite/bunya/0000167667.html (2016 年 5 月 16 日 閲覧)

4) 大阪ガス株式会社：プレスリリース「復旧見える化システムの開発について」，https://www.osakagas.co.jp/company/press/pr_2018/1270533_37838.html (2018 年 7 月 2 日閲覧)
5) 朱牟田善治：高圧配電線を対象とする復旧時間予測モデルの基礎的検討，地域安全学会論文集，No.2，pp.59-68，2000.
6) 湯山安由美，梶谷義雄：2011 年東日本大震災のデータに基づく火力発電所の被害・復旧関数の推計，土木学会論文集 A1（構造・地震工学），Vol.70，No.4 (地震工学論文集第 33 巻)，pp.I_664-I_677，2014.
7) Cimellaro, G. P., Reinhorn, A. M. and Bruneau, M.: Framework for analytical quantification of disaster resilience, *Engineering Structures*, Vol.32, No.11, pp.3639-3649, 2010.
8) Cimellaro, G. P.: Urban resilience for emergency response and recovery: Fundamental concepts and applications, Chapter 5 Downtime and recovery models, Springer International Publishing Switzerland, pp.93-108, 2016.
9) Reed, D., Wang, S., Kapur, K. and Zheng, C.: Systems-based approach to interdependent electric power delivery and telecommunications infrastructure resilience subject to weather-related hazards, *Journal of Structural Engineering*, Vol.142, Issue 8, 2015.
10) 加藤宏紀，能島暢呂，焦禹禹：災害時における停電の復旧予測の逐次更新に向けた基礎的検討，土木学会論文集 A1（構造・地震工学），Vol.77，No.4，[特]地震工学論文集，Vol.40，pp.I_467-I_478，2021.
11) 日野幹雄，森義一，吉川信二郎：カルマン・フィルターによる大気汚染の予測，土木学会論文報告集，第 224 号，pp.79-90，1974.
12) 萩原淳一郎，瓜生真也，牧山幸史著，石田基広監修：基礎からわかる時系列分析―R で実践するカルマンフィルタ・MCMC・粒子フィルター，技術評論社，385p.，2018.
13) 馬場真哉：時系列分析と状態空間モデルの基礎 R と Stan で学ぶ理論と実装，プレアデス出版，349p.,2018.
14) 立川康人，須藤純一，椎葉充晴，萬和明，キムスンミン：粒子フィルタを用いた河川水位の実時間予測手法の開発，土木学会論文集 B1(水工学），Vol.67，No.4，pp.I_511-I_516，2011.

APPLICATION OF KALMAN FILTER IN SEQUENTIAL UPDATE OF RECOVERY PROJECTION OF ELECTRIC POWER SUPPLY DURING DISASTER

Yuyu JIAO, Nobuoto NOJIMA and Hiroki KATO

In case where lifeline functions are degraded due to disaster, rapid and accurate dissemination of recovery projection is essentially important. In this study, aiming at improving the reliability of such information, we applied Kalman filter technique for sequential update of recovery projection of electric power outage. First, decreasing process of power outage is sequentially fitted by an exponential function. On the basis of a local level model as a state space model, the sequential updating process is formulated for the predicted distribution of the model parameter representing recovery pace. Then, Kalman filtering and Kalman prediction are performed, and three expected restoration curves are obtained based on the mean and the 95% confidence interval of the predicted distribution. In addition to two extreme curves assuming the worst and best pace are also shown. It is suggested that the possible range of recovery projection should be addressed by considering the uncertainty in recovery estimates.