

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

加藤 宏紀¹・能島 暢呂²・JIAO Yuyu³

¹ 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

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 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)

E-mail: z4523009@edu.gifu-u.ac.jp

大規模災害発生後には網羅的な情報収集が困難となるため、限られた情報に基づいてライフラインの復旧見込みを示すことが求められる。本研究では復旧予測の逐次更新による復旧見込みの提示に向けて、停電を対象として基礎的検討を行った。まず、災害時における停電の解消過程のペースの違いを検討するため、短期・長期の混合指数分布を用いた定量的な評価を行った。次に、任意の時点までの停電解消過程の傾向変動に対して区分的・連続的に指数関数を適用した。これに基づいて、停電が 80%, 90%, 95% 解消されるまでの所要時間を求め、予測値と実測値を比較した。以上の結果から、復旧予測の逐次更新を迅速かつ安定的に行うためには、傾向変動の分析対象区間を適切に設定する必要があることを明らかにした。

Key Words: Typhoon and earthquake disasters, power outage, restoration process, sequential estimation and updating, exponential distribution

1. はじめに

国内では大規模なライフライン被害を伴う自然災害（地震動・台風・豪雨など）が相次いで発生している。例えば、2019 年台風第 15 号に伴って、千葉県を中心に大規模な停電が発生した。停電の復旧までに長期間を要し¹⁾、各方面に支障をきたした。その後、経済産業省による検証結果²⁾では、発災直後の被害の全容把握が困難であったことや、その後の復旧過程では事業者により被災事例に基づいた見通しが公表されたが複数回の修正を余儀なくされたこと、などが明らかにされている。

こうした課題を踏まえて、発災直後の迅速な情報収集や復旧見通しの公表、網羅的な情報収集が困難な場合に情報を補完し復旧見通しを策定する手段の重要性などが示されている。

ライフラインの復旧見通し・見込みについて、発災後の対応と予測の観点から述べる。発災後の対応に関しては、目視確認による現地調査が行われてきた。被害状況を正確に把握できる反面、二次被災の恐れや情報収集にやや時間を要するという欠点がある。これらの欠点に対

して、近年ではリモートセンシングやドローンの活用により、広範囲の被害を迅速に把握することができるようになりつつある。2019 年台風第 19 号の際には、監視体制の強化やドローンの活用が進められたことで、早期の復旧見通しの公表につながったとされる³⁾。

前述の 2019 年台風第 15 号のように、網羅的な情報収集が困難である場合は、最終的な手段として、部分的に得られている情報に基づいて分析・予測を行う方法が挙げられる。例えば、文献⁴⁾では、複数の台風に伴う停電の解消過程の傾向に基づいて、その後の復旧過程の推移が推計されており、精度の高い見通しを発信できる可能性が示されている。こうした特定の説明変数に依存せず、得られたデータの傾向から分析・予測する方法は、風水害だけでなく地震災害をはじめとする他の災害事例にも活用できると思われる。一方で、文献⁵⁾では停電の解消過程の傾向変動を分析する区間をピーク時から 24~36 時間に限定して推計しているため、より詳細に検討する余地があると考えられる。また、災害の種類や予測対象が異なると被害・復旧の傾向が異なる可能性があることや、自然災害に伴うライフライン復旧過程に

は様々な不確実性が伴うことが挙げられる．このため、被災直後の状況に基づいて予測を行った上で、実際に得られた被害・復旧情報を踏まえて更新する方法^{例え 3)}が有効であると考えられる．

以上の背景を踏まえて本研究では、大規模災害発生後の網羅的な情報収集が困難な場合に、限られた情報に基づいてライフラインの復旧見込みを示すことを目的として、災害時における停電の解消過程に基づいた復旧予測および逐次更新に向けた基礎的な検討を行うものである．

まず、災害に伴う停電の復旧過程のペースの違いを定量的に評価するにあたり、文献²⁾で検討された単一の指数関数によるモデル化の妥当性を検証する．予備検討では、混合指数分布で定式化を行い、混合数 2 と 3 の場合を検討した．以降では、混合数 2 (停電の解消過程の「短期」と「長期」に相当) の結果のみ示す．

次に、ライフラインの復旧速度の違いを定量的に評価するため、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、パラメータの推移を見る．これは、任意の時点までに得られている最新の被害・復旧情報に基づいて、その時点での復旧見込みを模擬するためである．また、これらの結果に基づいて予測を行い、復旧までの所要時間の変動を示すとともに、文献²⁾の結果と比較する．

以下、2. では、本研究で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、災害時の停電の解消過程のペースの違いを定量的に評価するため、混合指数分布を用いたモデル化を行う．4. では、停電の復旧速度の時間的な変動を定量的に評価するため、指数関数を用いた逐次的なフィッティングおよび予測を行う．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

本研究では、国内における主要な台風や地震に伴って発生した停電の解消過程を対象とした分析を行う．

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) の計 4 台風を分析対象とする．各台風の停電戸数については、文献⁴⁸⁾に基づいて収集・整理した (図-1(a))．集計については、事業者別の停電戸数を時間単位で行い、これらを合計して各災害全体のピーク値となる時間を求めた．この時間を基準として停電戸数を揃え、その解消過程のみを扱うことにした．

地震の被災事例として、1995 年兵庫県南部地震 (1 月

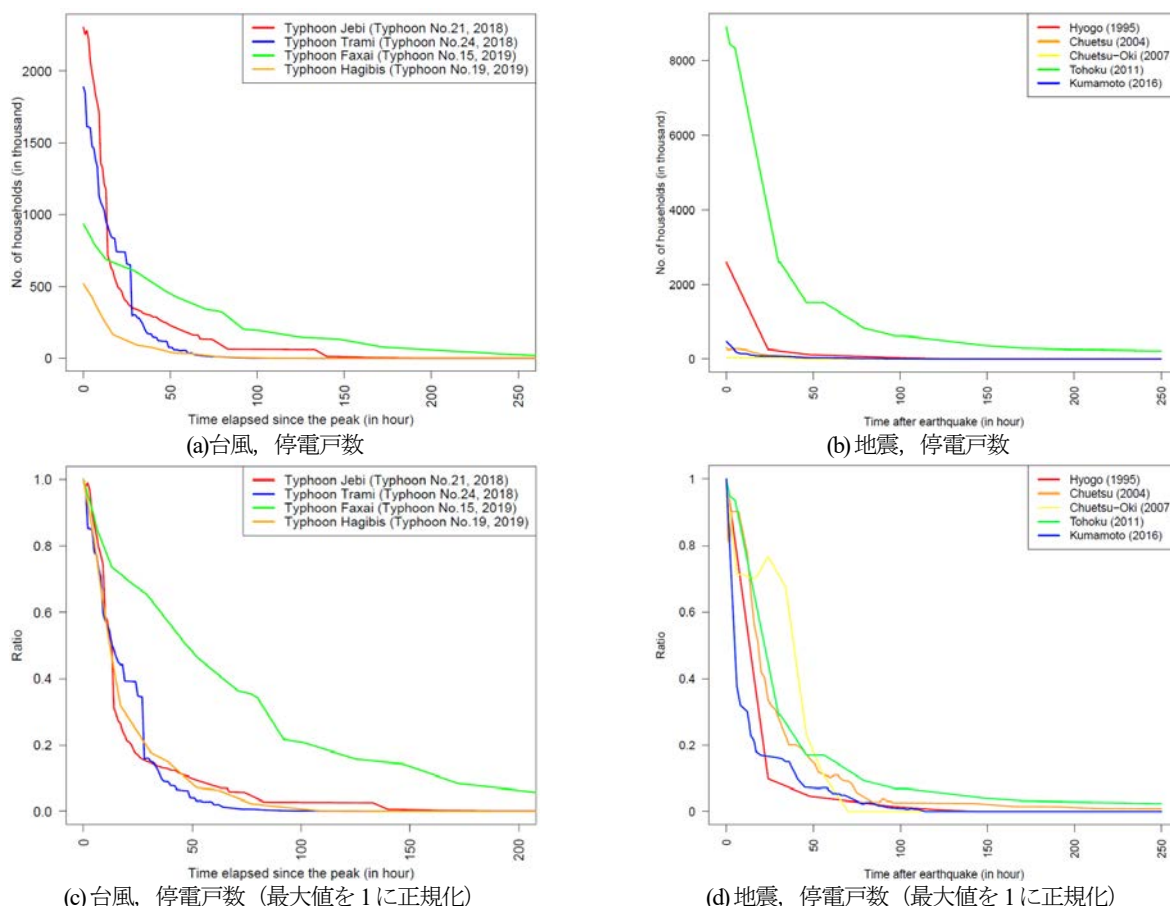


図-1 分析対象とする被災事例における停電の解消過程⁴⁹⁾

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). 各地震の停電戸数は, 文献⁹⁾で収集・整理した1時間単位の集計結果を用いる(図-1(b)).

なお, 停電の解消過程に関するデータが欠損している場合は, 内挿を行い補間している¹⁰⁾. 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(c)(d)である.

3. 混合指数分布を用いた停電の解消過程の定量的な評価

(1) 混合指数分布による停電の解消過程のモデル化

本章では, 単一の指数関数による停電の解消過程のモデル化の妥当性を検証する. 停電の解消過程に関して, 短期的には系統復旧, 長期的には物理的な被害に伴う復旧の影響が大きいと考えられる^{例えは 11)}. こうした解消過程のペースの違いを定量的に評価するため, 停電の解消過程を「短期」と「長期」に分け, 混合数2の混合指数分布で定式化する. これを台風や地震に伴う停電の解消過程に適用し, モデルパラメータの比較によって, それぞれの特徴を考察する.

停電のピーク時からの経過時間 t における解消過程 $y(t)$ を次式で表す.

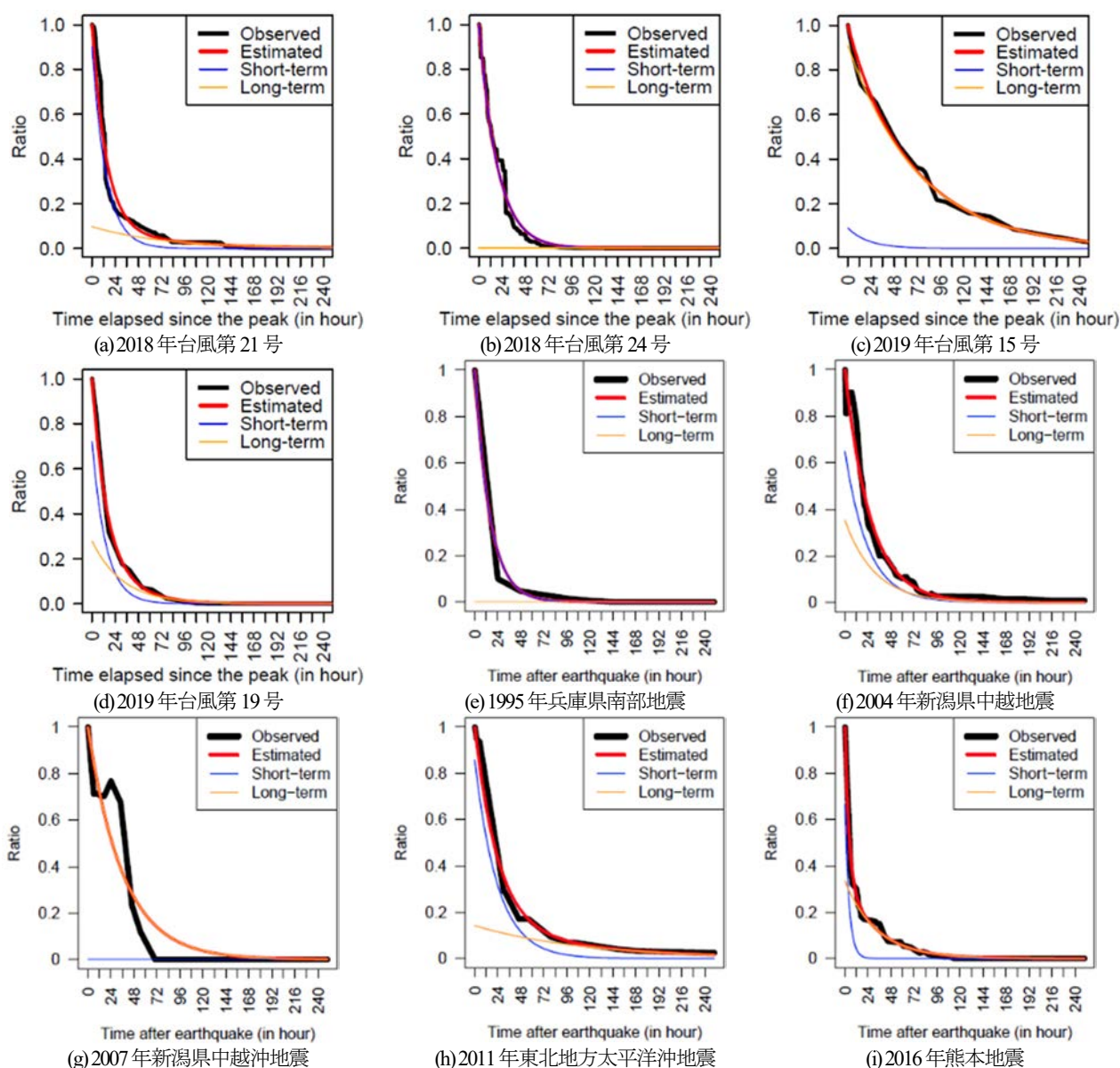


図-2 混合指数分布による停電の解消過程のモデル化

$$y(t) = a_1 e^{-b_1 t} + a_2 e^{-b_2 t}$$

$$a_1 + a_2 = 1, \quad 0 \leq a_i \leq 1$$

$$b_1 \geq \frac{1}{24}, \quad 0 \leq b_2 < \frac{1}{24} \quad (1)$$

ここで、 a_i 、 b_i はモデルパラメータである。 $i=1,2$ は、停電の解消過程の短期と長期を表す。 b_i の制約条件については、予備検討の結果、平均 24 時間を境界として設定した。

(2) 国内の主要な台風・地震の被災事例への適用結果

式(1)のモデルパラメータの推定にあたり、制約条件付きの非線形最適化手法の一つである L-BFGS-B 法による最小二乗法を適用した。推定式の適合度は、二乗平均平方根誤差 Root Mean Square Error (以降、RMSE)で評価した。表-1にモデルパラメータと RMSE を示す。

図-2に混合指数分布を用いて停電の解消過程をモデル化した結果を示す。実測値を黒太線で、式(1)の関数値を赤太線で示している。さらに、その内訳である「短期」「長期」をそれぞれ青線・黄線で示す。図-3では、式(1)のパラメータ a_i 、 b_i を災害間で比較している。

全体的な傾向として、表-1の結果から、一部の事例を除いて式(1)の適合性は比較的高いといえる。以降では、各被災事例について考察する。

a) 台風

2018 年台風第 21 号・2018 年台風第 24 号・2019 年台風第 19 号の係数 a は短期の影響が大部分を占めており、付加的に長期の影響が見られる。RMSE は 0.006~0.016 であり、全般的には停電の解消過程を捉えている。しかし、2018 年台風第 24 号の 30 時間付近のような急激な変化を捉えるのは困難である。

一方、2019 年台風第 15 号における係数 a は、前述の 3 地震と異なり、長期的な影響が大部分を占める。これは、倒木に伴う大規模な配電設備被害により、停電の解消が長期化したことと対応している。RMSE は 0.021 であり、他の台風の被災事例と比べるとやや高い。

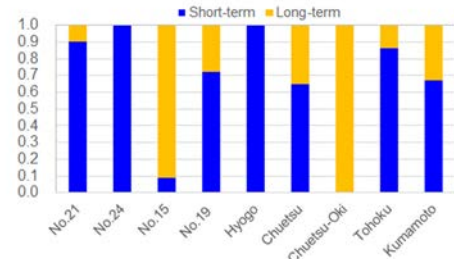
b) 地震

1995 年兵庫・2004 年中越・2011 年東北・2016 年熊本における係数 a は、短期的な影響が大きい。RMSE は 0.012~0.033 と台風の被災事例と比べるとやや高い。短期は系統復旧の影響、長期は物理的な被害（送配電設備の被害、道路被害、津波被災、発電所の被災に伴う電源喪失）に対応している。

2007 年中越沖の係数 a は長期の影響のみである。液状化に伴う設備被害・道路陥没・地割れの影響が支配的と思われる^{補注1)}。RMSE は 0.089 であり、分析対象とした被災事例の中では最も高い。

表-1 国内の台風および地震の被災事例に関する混合指数分布のモデルパラメータ一覧

	a_1	a_2	b_1	b_2	RMSE
Typhoon No.21 (2018)	0.90	0.10	0.069	0.013	0.016
Typhoon No.24 (2018)	1.00	0.00	0.053	0.042	0.010
Typhoon No.15 (2019)	0.09	0.91	0.099	0.013	0.021
Typhoon No.19 (2019)	0.72	0.28	0.070	0.032	0.006
Hyogo (1995)	1.00	0.00	0.063	0.042	0.028
Chuetsu (2004)	0.65	0.35	0.042	0.032	0.033
Chuetsu-Oki (2007)	0.00	1.00	0.042	0.027	0.089
Tohoku (2011)	0.86	0.14	0.042	0.009	0.030
Kumamoto (2016)	0.67	0.33	0.236	0.030	0.012



(a) モデルパラメータ a



(b) モデルパラメータ b

(No.21: 2018 年台風第 21 号, No.24: 2018 年台風第 24 号, No.15: 2019 年台風第 15 号, No.19: 2019 年台風第 19 号, Hyogo: 1995 年兵庫県南部地震, Chuetsu: 2004 年新潟県中越地震, Chuetsu-Oki: 2007 年新潟県中越沖地震, Tohoku: 2011 年東北地方太平洋沖地震, Kumamoto: 2016 年熊本地震)

図-3 国内の台風および地震の被災事例に関する混合指数分布のモデルパラメータの災害間比較

4. 指数関数を用いた停電の解消過程に対する逐次的なフィッティングと予測

前章では、混合指数分布を用いて災害時の停電の解消過程のペースの違いについて定量的な評価を行い、大局的な傾向を捉えることはできた。これらの結果から、停電の解消過程の短期と長期では、その傾向が大きく異なることから単一の指数関数で表現することは困難であることを明らかにした。

これは、停電の復旧には様々な要因が影響し、その復旧速度が刻々と変動するためと考えられる。そこで、こうした変動を捉えるため、台風および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、各パラメータの推移を見るときともに、逐次予測更新を行う。つまり、任意の時点までに得られた最新の被害・復旧情報に基づいて、その時点

での復旧見込みを模擬するものである。

(1) 指数関数を用いた停電の解消過程に対する逐次的なフィッティングと予測

時間 t における停電の解消過程 $y(t)$ を次式の指数関数で表す。

$$y(t) = a(t) \cdot e^{-b(t)t}$$

$$0 \leq a(t) \leq 1, \quad b(t) \geq 0 \quad (2)$$

$a(t)$, $b(t)$ は、それぞれ時間依存のモデルパラメータを表す。 $a(t)$ は停電の解消過程の概形に相当するパラメータであり、 $b(t)$ は停電の復旧速度に相当するパラメータである。

次節では、最新の被害・復旧状況に相当する情報として、時間 t から $t+\Delta t$ までの実測値を用いて式(2)のモデルパラメータを求める。ここに Δt はフィッティングを行う時間幅を表す。その結果に基づいて、時間 $t+\Delta t+1$ 以

降の停電の解消過程について予測を行う。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、復旧速度の推移を示す。

(2) 停電の復旧速度の災害間比較

前節で示した方法に基づき、災害時の停電の解消過程を対象として、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った(図-4)。式(2)のモデルパラメータの推定方法は3.(2)と同様である。

Δt を 2 ケース (12 時間, 24 時間) 設定し、停電のピーク時を起点として $t=0 \sim 200$ 時間まで試算した。

図-4 に式(2)のパラメータ $b(t)$ の推移を示す。予備検討の結果、停電の解消過程に関するデータの公表状況や分析結果の予測値と実測値の整合性の高さを踏まえて、台風に関しては $\Delta t=12$ 時間のケースを、地震に関しては $\Delta t=24$ 時間のケースをそれぞれ示している。値が小さいほど復旧速度が遅く、値が大きくなるほど復旧速度が速いことを表す。また、比較のため、表-1 で示した混合指数分布のパラメータ b_1 , b_2 を、それぞれ青線・黄線で併記している。

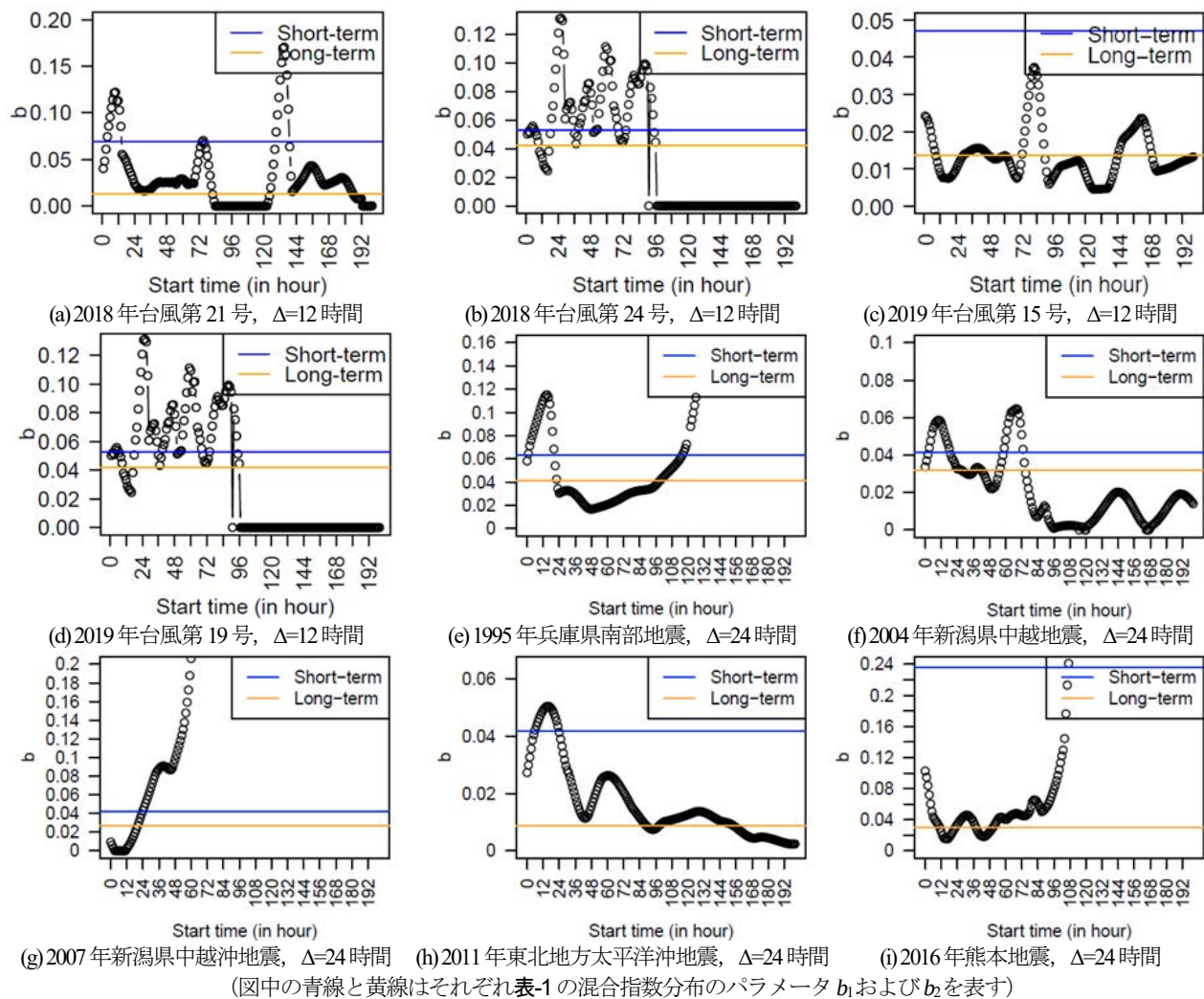


図-4 指数関数のパラメータ $b(t)$ の推移

一部の被災事例を除いて、ピークから 24 時間までに復旧速度が最大となっており、以降では低下する傾向にある。また、混合指数分布のパラメータと比較すると、巨視的にはピークから 24 時間程度は b_1 に、それ以降は b_2 にそれぞれ近い値をとっている。

以降では、各被災事例について考察する。

a) 台風

2018 年台風第 21 号・2018 年台風第 24 号・2019 年台風第 19 号における $b(t)$ は、0.00~0.10 の範囲で推移している。混合指数分布の係数と比較すると、短期的には b_1 よりも復旧速度が遅い傾向にあるが、その後は停電が解消されるまで b_2 よりも速い傾向にある。

2019 年台風第 15 号の $b(t)$ は、0.005~0.035 の範囲で推移しており、他の台風と比べると復旧速度が全体的に遅い。混合指数分布の係数と比較すると、一部を除いて b_1 、 b_2 よりも遅い傾向にある。

b) 地震

1995 年兵庫・2004 年中越・2011 年東北における $b(t)$ は、0.00~0.15 程度である。2011 年東北の復旧速度は、他の地震と比べるとやや遅い傾向にある。混合指数分布の係数と比較すると、3 地震とも短期的には b_1 よりも復旧速度が速い傾向にある。その後は、1995 年兵庫と 2004 年中越については b_2 よりも遅い傾向にあり、2011 年東北に関しては b_2 よりも速い傾向にある。

2007 年中越沖・2016 年熊本における $b(t)$ は、0.00~0.20 程度の範囲で推移している。混合指数分布の係数と比較すると、いずれも短期的には b_1 よりも遅く、長期的には b_2 よりも速い傾向にある。

(3) 停電の復旧予測とその妥当性の検討

前節では、停電の復旧速度に着目し、その時間的な変動を定量的に示した。本節では、これらの違いが復旧の予測にどのような影響を与えるのかを見る。具体的には、前節におけるフィッティング結果に基づいて、時間 $t+\Delta t+1$ 以降における停電の復旧予測を行った。図-5 は、台風に関しては $\Delta t=12$ 時間のケースについて、地震については $\Delta t=24$ 時間のケースについて、それぞれ $t=0\sim 54$ 時間までの 6 時間ごとの代表値を 2 枚に分けて示したものである。実測値を黒線、予測値を赤・橙・黄・緑・青色の各線で示す。フィッティングを行う期間と予測を行う期間との対応関係を表-2 に示す。

停電のピークから Est: 25hours~程度までは、予測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い。その後は、予測値が実測値に近づく傾向にある。また、図示は省略するが、 $\Delta t=24$ 時間のほうが、 $\Delta t=12$ 時間の場合よりも予測の変化が小さい傾向にある。

また、停電のピーク時における復旧予測の妥当性につ

いて検討することを狙いとして、停電の予測値が所定の割合 $r=80\%$ 、 90% 、 95% 解消されるまでの所要時間 $\hat{d}_{80}, \hat{d}_{90}, \hat{d}_{95}$ を求め、図-6 にそれぞれ青色・緑色・橙色の丸印で示す。また、実測値が $r=80\%$ 、 90% 、 95% 解消されるまでの所要時間 d_{80}, d_{90}, d_{95} を青・緑・橙色の実線でそれぞれ図-6 に示し、表-3 に一覧としてまとめた。

なお、実測値における所要時間については、所定の割合を下回る直前・直後の時間に相当する t' および $t'+1$ の値のうち、閾値との絶対値の差が小さい方を採用した。

全体的な傾向として、 $t=0\sim 24$ 時間における予測値は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。 $t=36$ 時間以降は、対象事例によって大きく様相が異なる。台風の被災事例は予測値が実測値と整合する傾向にあり、地震の被災事例も台風の被災事例ほどではないものの両者が整合している。また、 $\hat{d}_{95}$ は $\hat{d}_{80}, \hat{d}_{90}$ と比べて、実測値に収束するまでに時間が掛かる傾向にある。

以降では、各被災事例について考察する。

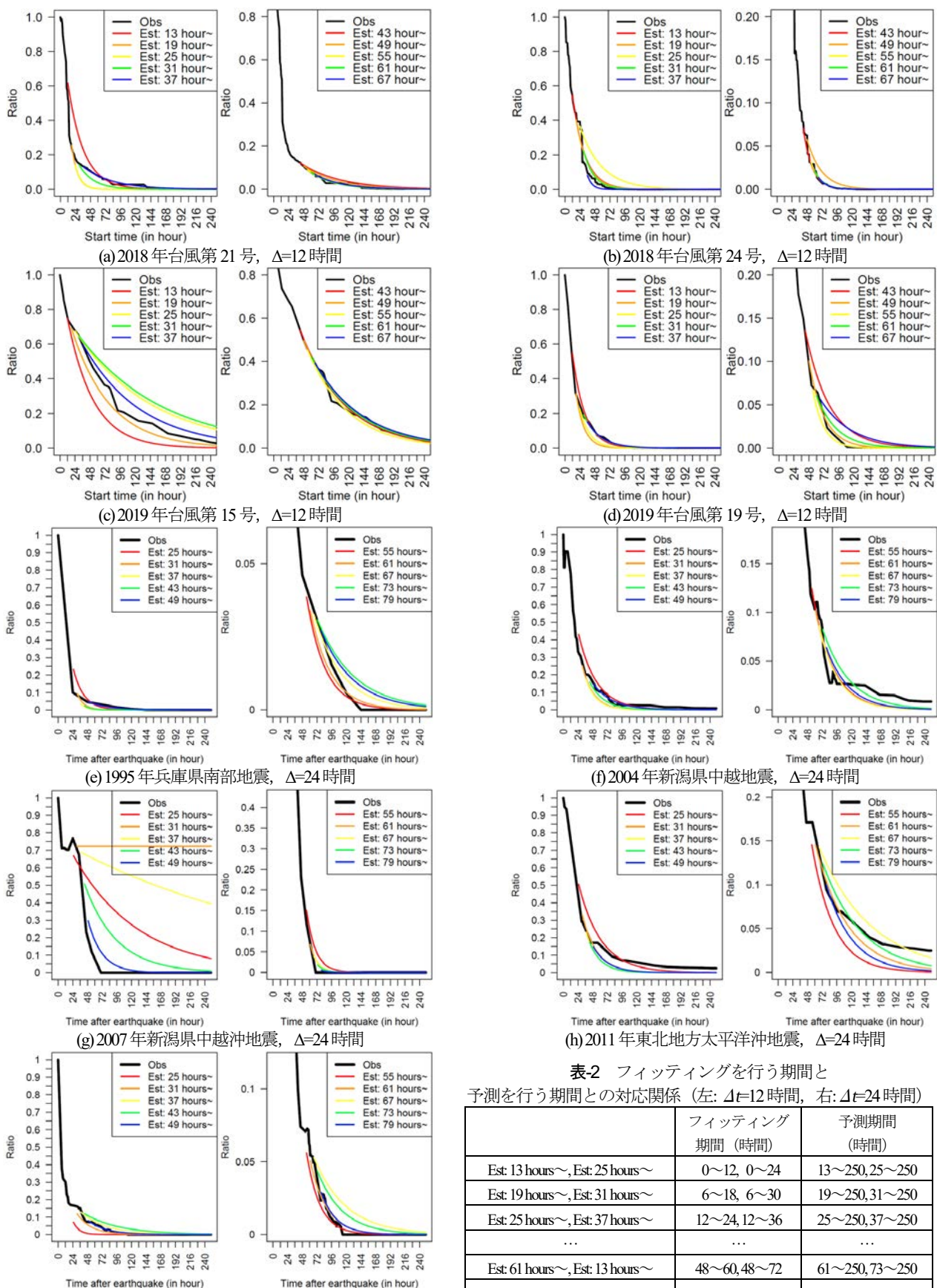
a) 台風

図-5(a) に示す 2018 年台風第 21 号の予測値と実測値を比較すると、Est: 13hours~については予測値がやや過大評価である。それ以降は概ね両者は整合している。

d_{80}, d_{90}, d_{95} は、それぞれ 22 時間、50 時間、76 時間である。図-6(a) に示すように、予測値が実測値と比べて $t=12$ 時間付近で過小評価となる以外は、概ね両者は整合している。

図-5(b) に示す 2018 年台風第 24 号の予測値と実測値を比較すると全体的に両者が整合している。 d_{80}, d_{90}, d_{95} は、2018 年台風第 21 号とほぼ同じである。図-6(b) に示すように、予測値は $t=18$ 時間まで過大評価の傾向にある。

図-5(c) に示す 2019 年台風第 15 号に関する予測値のうち $t=0\sim 24$ 時間は、実測値に対して過小評価もしくは過大評価であり、他の事例と比べて両者の乖離度合いが大きい。 d_{80}, d_{90}, d_{95} は、それぞれ 105 時間、165 時間、219 時間であり、いずれも分析対象事例の中で最も長い。図-6(c) に示すように、 $\hat{d}_{80}, \hat{d}_{90}, \hat{d}_{95}$ については、停電のピーク時から数時間までは実測値よりもかなり早く復旧する見込みであった。しかし、その後は一転して復旧するまでの所要時間が実測値よりも長くなる期間と実測値とほぼ同じ値となる期間を繰り返す傾向にある。特に $\hat{d}_{95}$ の推移は、実測値よりも大幅に長くなる傾向にある。



(実測値 : Obs, 予測値 : Est: $t+\Delta t+1$ hours~. フィッティング期間と予測期間の対応関係は表-2を参照)

図-5 所定のフィッティング期間 Δt に基づく停電の復旧過程の予測値と実測値との比較

表-2 フィッティングを行う期間と
予測を行う期間との対応関係 (左: $\Delta t=12$ 時間, 右: $\Delta t=24$ 時間)

	フィッティング 期間 (時間)	予測期間 (時間)
Est: 13 hours~, Est: 25 hours~	0~12, 0~24	13~250, 25~250
Est: 19 hours~, Est: 31 hours~	6~18, 6~30	19~250, 31~250
Est: 25 hours~, Est: 37 hours~	12~24, 12~36	25~250, 37~250
...	...	...
Est: 61 hours~, Est: 13 hours~	48~60, 48~72	61~250, 73~250
Est: 67 hours~, Est: 13 hours~	54~66, 54~78	67~250, 79~250

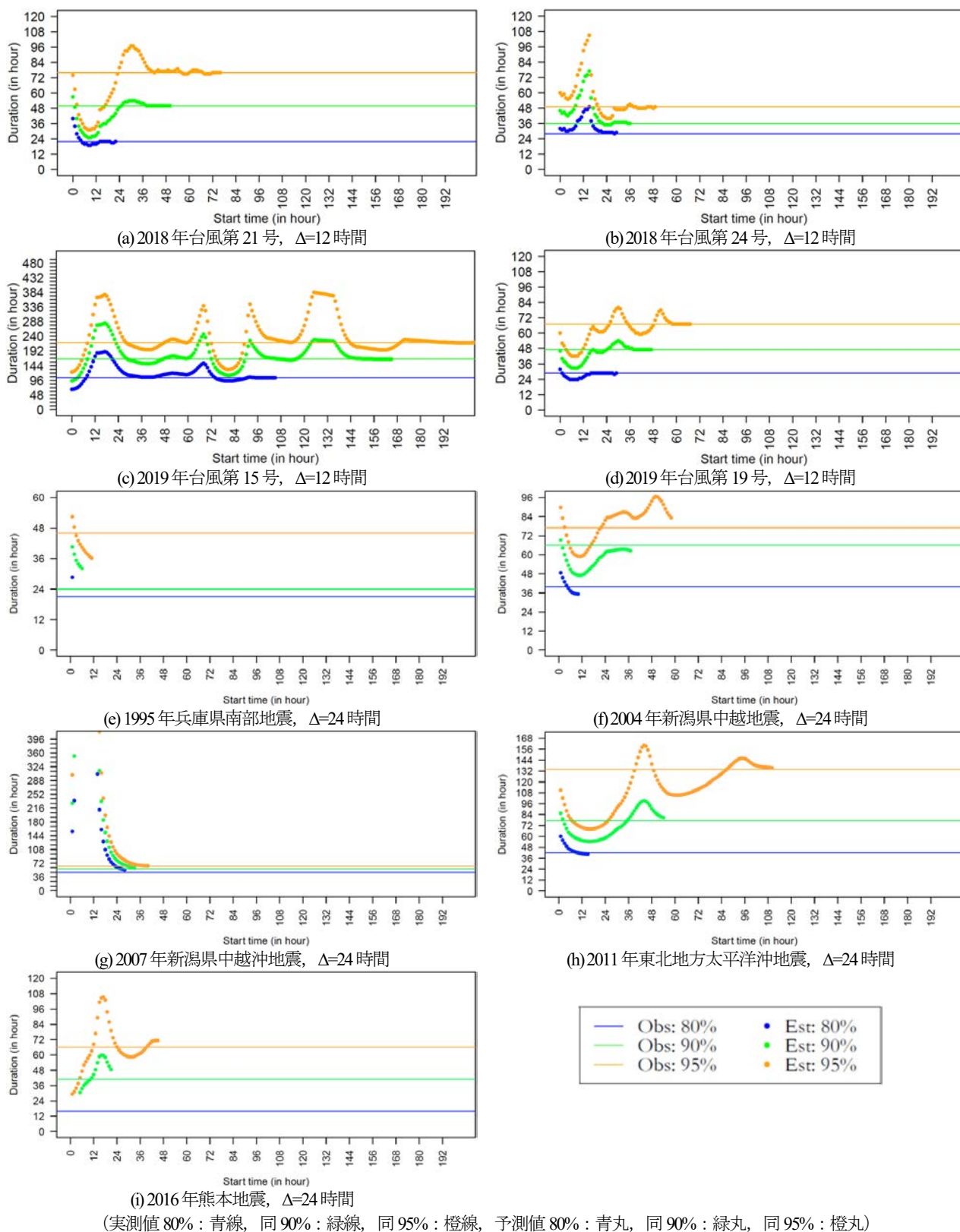


図-6 停電が 80%, 90%, 95%解消されるまでの所要時間

図-5(d)に示す 2019 年台風第 19 号については、2018 年台風第 24 号と同様に、一部を除いて実測値と予測値が比較的整合している。 d_{80}, d_{90}, d_{95} は 2018 年台風第 21 号、2018 年台風第 24 号とほぼ同程度である。図-6(d)に示すように、 $t=12$ 時間以降は予測値と実測値が概ね整合す

る傾向にある。

文献²⁾の推計に相当する期間 ($t=24\sim 36$ 時間) を見ると、いずれの事例においても実測値と予測値が概ね整合しており、その妥当性を確認した。ただし、本研究で対象とした事例のみ該当する可能性もあることから、引き

表-3 停電が80%, 90%, 95%解消されるまでの
所要時間 (実測値, 時間)

	d_{80}	d_{90}	d_{95}
Typhoon No.21 (2018)	22	50	76
Typhoon No.24 (2018)	28	36	49
Typhoon No.15 (2019)	105	165	219
Typhoon No.19 (2019)	29	47	67
Hyogo (1995)	21	24	46
Chuetsu (2004)	40	66	77
Chuetsu-Oki (2007)	48	57	64
Tohoku (2011)	42	77	134
Kumamoto (2016)	16	41	66

続き複数の事例を用いた検証が必要である。

b) 地震

図-5(e)に示す1995年兵庫における予測値と実測値は、全体的に整合している。 d_{80}, d_{90}, d_{95} は、それぞれ21時間、24時間、46時間である。図-6(e)に示すように、予測値は実測値に比べて過小評価もしくは過大評価である。

図-5(f)に示す2004年中越では、予測値はいずれも概ね実測値と整合している。 d_{80}, d_{90}, d_{95} は、それぞれ40時間、66時間、77時間である。図-6(f)に示すように、予測値は $t=24$ 時間以降、 $\hat{d}_{95}$ の一部の期間を除いて、実測値と整合する傾向にある。

図-5(g)に示す2007年中越沖については、地震直後の実測値が不安定であることから、Est: 25hours~49hoursは予測値と実測値が大きく乖離している。 d_{80}, d_{90}, d_{95} は、2004年中越とほぼ同程度の水準である。図-6(g)に示すように、予測値は $t=30$ 時間程度まで、過大評価の傾向が顕著であるが、それ以降は予測値と実測値は概ね整合している。

図-5(h)に示す2011年東北では、予測値が実測値に対して過小評価もしくは過大評価となっている。 d_{80}, d_{90}, d_{95} は、それぞれ42時間、77時間、134時間であり、地震の事例では最も長い。図-6(h)に示すように、予測値は実測値と比べて全体的に過小評価の傾向にある。

図-5(i)に示す2016年熊本については、一部で予測値が実測値と比べて過大評価もしくは過小評価となっている。 d_{80}, d_{90}, d_{95} は、それぞれ16時間、41時間、66時間である。図-6(i)に示すように、予測値は $t=12$ 時間程度まで過小評価、それ以降は過大評価の傾向にある。

文献²⁾の推計に相当する期間($t=24\sim36$ 時間)を見ると、台風の被災事例ほどではないものの、2004年中越・2007中越沖・2016年熊本に関しては予測値と実測値が概ね整合することを確認した。また、図示は省略するが、本研究で対象とした事例に関しては、 $\Delta t=12$ 時間のケースよりも $\Delta t=24$ 時間のケースのほうが予測値と実測値の

整合性が高かった。以上の結果から、台風の事例と同様に継続的な検証を行う必要があるものの、地震については $\Delta t=24$ 時間、 $t=24\sim48$ 時間の実測値を用いた予測が有効となる可能性を示した。

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、その解消ペースの違いを検討するため、混合指数分布を用いた定量的な評価を行った。短期的には系統復旧の影響、長期的には施設被害などの物理的な被害の影響と対応していることを確認した。これらの結果から、単一の指数関数で停電の復旧過程を表現するのは困難であることを明らかにした。
- 2) 任意の時点までに得られた最新の被害・復旧情報に基づいた、その時点での復旧見込みを模擬するため、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、パラメータの推移を見た。復旧速度が巨視的には混合指数分布によるモデルの結果と対応していることを確認した。また、フィッティングの結果に基づいた予測では、一部の被災事例を除いて、予測値と実測値が概ね整合していることを確認した。
- 3) 停電のピーク時点における復旧予測の妥当性について検討するため停電が80%, 90%, 95%解消するまでの所要時間を求め、予測値と実測値とを比較した。停電発生直後からしばらくは予測値が実測値よりも過大もしくは過小評価となる傾向にあったが、その後は両者が整合する傾向にあることを示した。
- 4) 停電が解消するまでの所要時間について、文献²⁾の推計と比較を行った。台風に関しては、 $\Delta=12$ 時間のときに実測値と予測値が概ね整合することを確認した。地震の場合は、 $\Delta=24$ 時間としたときに予測値と実測値が整合する傾向にあることを確認した。以上より、復旧予測の逐次更新を迅速かつ安定的に行うためには、傾向変動の分析対象区間を固定的に限定するのではなく、適切に設定する必要があることがわかった。
4. では、実測値に基づいて確定的なアプローチによる復旧予測を行った。しかし、停電の解消過程には、さまざまな不確定要素が影響しており、これらの要因を考慮するためにも確率・統計的なアプローチによる予測が必要であると考えられる。

補注：

- (1) 2007年中越沖に関しては、系統復旧のデータが含まれていない可能性があることに注意が必要である。

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」およびJSPS 科研費 19K24677 および 20H02413 の補助を得た。記して謝意を示す次第である。

参考文献

- 1) 能島暢呂：台風 15 号による停電被害の概要と災害間比較，令和元年台風 15 号による停電の長期化に伴う影響と風水害に関する総合調査 研究報告書，pp.1_1-1_10，<http://ares.tu.chiba-u.jp/typhoon15/> (2020.4.20 閲覧)
- 2) 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/den-ryoku_gas/denryoku_gas/resilience_wg/20200110_report.html (2020.3.3 閲覧)
- 3) 能島暢呂，杉戸真太，金澤伸治：地震動情報と実被害情報の統合処理による緊急対応支援の数理モデル，土木学会論文集，No.724/I-62，pp.187-200，2003.1.
- 4) 能島暢呂：2018 年台風 21 号におけるライフライン復旧概況（時系列編）（Ver.1：2018 年 9 月 7 日まで），2018 年 9 月 8 日，[https://www1.gifu-](https://www1.gifu-u.ac.jp/~nojima/take_out_LLEQreport.htm)

[u.ac.jp/~nojima/take_out_LLEQreport.htm](https://www1.gifu-u.ac.jp/~nojima/take_out_LLEQreport.htm) (2020.3.17 閲覧)

- 5) 中部電力株式会社：台風 24 号による停電状況（第 1 報～第 52 報），https://www.chuden.co.jp/publicity/press/press_2018.html (2020.3.18 閲覧)
- 6) 経済産業省：令和元年台風第 15 号による被害・対応状況について（9 月 9～19 日），2019.9，https://www.meti.go.jp/press/archive_201909.html (2020.3.18 閲覧)
- 7) 能島暢呂，加藤宏紀：令和元年(2019 年)台風 15 号におけるライフライン復旧概況（時系列編），2019 年 9 月 27 日，http://www1.gifu-u.ac.jp/~nojima/take_out_LLEQreport.htm (2020.3.17 閲覧)
- 8) 経済産業省：令和元年台風第 19 号による被害・対応状況について，https://www.meti.go.jp/press/archive_201910.html (2020.3.13 閲覧)
- 9) 加藤宏紀，能島暢呂：供給系ライフラインの地震時機能的被害・復旧評価モデルの改良，日本地震工学会論文集，第 19 巻，第 5 号，pp.5_409-5_422，2019.
- 10) Moritz, S. and Bartz-Beielstein, T.: imputeTS: Time Series Missing Value Imputation in R, The R Journal, Vol.9, No.1, pp.207-218, 2017, <https://journal.r-project.org/archive/2017/RJ-2017-009/index.html> (2020.7.10 閲覧)
- 11) 関西電力送配電株式会社：停電情報，復旧のしくみ・復旧の流れ，<https://www.kansai-td.co.jp/teiden-info/recovery-flow.html> (2020.3.11 閲覧)

(Received ?? ??, 2020)

(Accepted ?? ??, 2020)

FUNDAMENTAL ANALYSIS FOR SEQUENTIAL ESTIMATION AND UPDATING OF DECREASING PROCESS WITHOUT ELECTRIC POWER SUPPLY FOR DISASTERS IN JAPAN

Hiroki KATO, Nobuoto NOJIMA and Yuyu JIAO

In a large-scale disaster, comprehensive collection of damage information becomes difficult, therefore, the prospect of recovery process of lifelines is inevitably based on limited information. In this study, fundamental analysis was performed for decreasing processes of electric power outage in order to develop a sequential update model of recovery prediction. Firstly, the decreasing process of electric power supply associated with major disasters in Japan was compared using a mixed exponential distribution model which divides the whole process into short- and long-term effects. Next, the sequential update of the prospect of recovery was performed by applying exponential function to the trend of recovery process at an arbitrary point of time. On this basis, time required for 80%, 90% and 95% recovery of power outages was estimated and compared with the observed values. The results suggest that appropriate setting of time interval for curve fitting to the recovery trend is required for rapid and stable update of prediction.