

# 供給予備力の算定に必要な持続的需要変動の試算 —非ガウス型状態空間モデルを用いた推定方法の提案—

加部 哲史\* 林田 元就

電力中央研究所 社会経済研究所

作成日 (2022年12月28日)

## 要約:

電力の安定供給のためには、供給エリア全体で十分な予備力の確保と、需給バランスの維持が必須である。これまで、電気事業者が電力の安定供給を維持するため、長期計画段階において、確保すべき必要供給予備力は、偶発的需給変動に対応するもの（最大3日平均電力(H3)の7%相当）と、持続的需要変動に対応するもの（同1~3%）との合計とされてきた。持続的需要変動は景気変動等による需要変動（季節変動以外の循環変動）であり、それに対する予備力は容量市場における目標調達量を算定する諸元の一部として、同市場の需要曲線や約定価格に影響を及ぼす。持続的需要変動を推定するためには、気温補正済み最大3日平均電力(H3)の趨勢(トレンド)と季節変動以外の循環変動を各月の実績値から抽出する必要がある。

電力広域的運営推進機関(2020)では、気温補正済み最大3日平均電力(H3)の趨勢(トレンド)を回帰直線で推定する場合、推定期間が異なると、回帰直線の傾きが大きく変化するため、持続的需要変動の評価が不安定となる等の課題が提起されている。こうした課題への対応として、電力広域的運営推進機関では、統計数理研究所が開発した(ガウス型)状態空間モデルに基づく季節調整法(DECOMP法)を用いた持続的需要変動の推定方法について検討が進められている。

DECOMP法を用いて持続的需要変動を頑健的に推定するためには、リーマンショックや東日本大震災等による影響を異常値として取り除く必要がある。従来、DECOMP法では、異常が生じたと考えられる時点で、ダミー変数を適用し、統計的に処理するが、異常値かどうか判断することが難しい場合には、分析者の判断によって、恣意的に処理されるおそれがある。

そこで本研究では、異常値による影響を自動的に処理できるように、DECOMP法で用いられている(ガウス型)状態空間モデルを拡張した非ガウス型状態空間モデルを用いて、電力広域的運営推進機関が実施したDECOMP法による持続的需要変動の推定結果との比較を行った。その結果、リーマンショックや東日本大震災を含む期間(1996年4月~2022年3月)では、最大変動率が2.8%となり、DECOMP法による推定結果より0.5ポイント程度大きく推定された。また、震災後期間(2012年4月~2022年3月)における持続的需要変動の推定結果は、DECOMP法による結果と同程度の2.5%であった。DECOMP法と非ガウス型状態空間モデルでは、異常値処理の方法が異なるものの、最大変動率は2.3~2.8%程度となり、暫定的に1%とされていた従来の持続的需要変動に対応した供給予備率よりも大きく推定された。

---

\* Corresponding author.

**免責事項**

本ディスカッションペーパー中、意見にかかる部分は筆者のものであり、電力中央研究所又はその他機関の見解を示すものではない。

**Disclaimer**

The views expressed in this paper are solely those of the author(s), and do not necessarily reflect the views of CRIEPI or other organizations.



# 供給予備力の算定に必要な 持続的需要変動の試算

—非ガウス型状態空間モデルを用いた持続的需要変動の推定方法の提案—

---

電力中央研究所 社会経済研究所

加部 哲史・林田 元就

2022年12月

 電力中央研究所

# 目次

1. 本研究の背景と目的
2. 分析対象データの説明 – 気温補正済み最大3日平均電力–
3. 非ガウス型状態空間モデルと推定方法の概要
4. 推定結果
  - 推定結果：1996年4月～2022年3月
  - 推定結果：2012年4月～2022年3月
5. まとめと今後の課題

本研究は、「持続的需要変動に関する勉強会 検討報告書」（電力広域的運営推進機関、2022）で公開されている、非ガウス型状態空間モデルを用いた持続的需要変動の推定結果の詳細について示したものである。

# 1. 本研究の背景と目的



# 本研究の背景

## 偶発的需給変動と持続的需要変動について(2)

- ◆ また、偶発的需給変動と持続的需要変動は、容量市場における目標調達量を算定する諸元の一部であり、同市場の需要曲線や約定価格に影響を及ぼす。
- ◆ 偶発的需給変動と持続的需要変動は、電力の安定供給や容量市場における目標調達量の算定に使われるため、その推定には頑健性が求められる。

項目	今回の数値	(参考) 2021年度 メインオークションの数値	備考
<b>目標調達量</b>	<b>178,295,201 kW</b>	176,991,335 kW	—
全国H3需要 (離島除き)	159,034,700 kW	158,362,900 kW	2022年度供給計画の2026年度断面
偶発的需給変動分	6.6%	6.3%	2022年度供給計画の2026年度断面 (供給信頼度基準0.048[kWh/kW・年]を満たす必要供給力)
持続的需要変動分	1%	1%	第65回調整力及び需給バランス評価等に関する委員会 資料4
稀頻度対応分	1%	1%	第4回電力レジリエンス等に関する小委員会 資料2
厳気象対応分	2%	2%	同上
追加設備量	1.5%	1.4%	2022年度供給計画の2026年度断面 (計画停止可能量1.90ヶ月を満たす追加設備量を算定) ※表中の%は対全国H3需要(離島除き)比
FIT電源の期待容量	14,767,176 kW	13,363,012 kW	目標調達量に含まれる期待容量

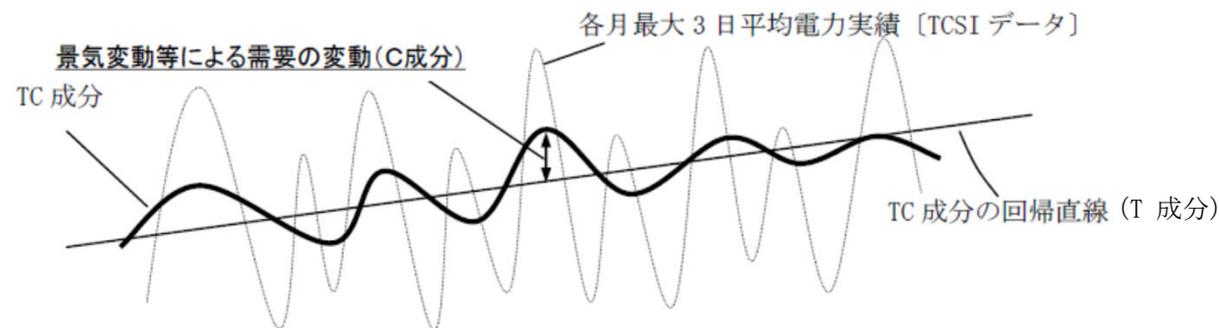
出所: 資源エネルギー庁(2022年7月)

図 2: 目標調達量に係る諸元

# 本研究の背景

## 推定方法とその課題について(1)

- ◆ **偶発的需給変動対応**は需要と供給力の変動量の確率分布に基づき、供給力が需要を下回る電力量の期待値が 0.048 kWh/kW・年となるよう計算される。
- ◆ **持続的需要変動対応**は、電力需要の趨勢（トレンド）からの上振れ量として計算される。具体的には、**X12-ARIMA法**（米国センサス局が開発した季節調整法）により、気温補正済み最大3日平均電力（H3、下図のTCSI）から季節（S）成分を取り除いた季節調整済み系列（TC成分）を計算し、その**回帰直線**（トレンド（T）成分）からの上振れ量（TC成分とT成分の差）として、循環成分（C成分）が求まる。この循環成分（C成分）を景気変動等による需要変動とする（図3）。



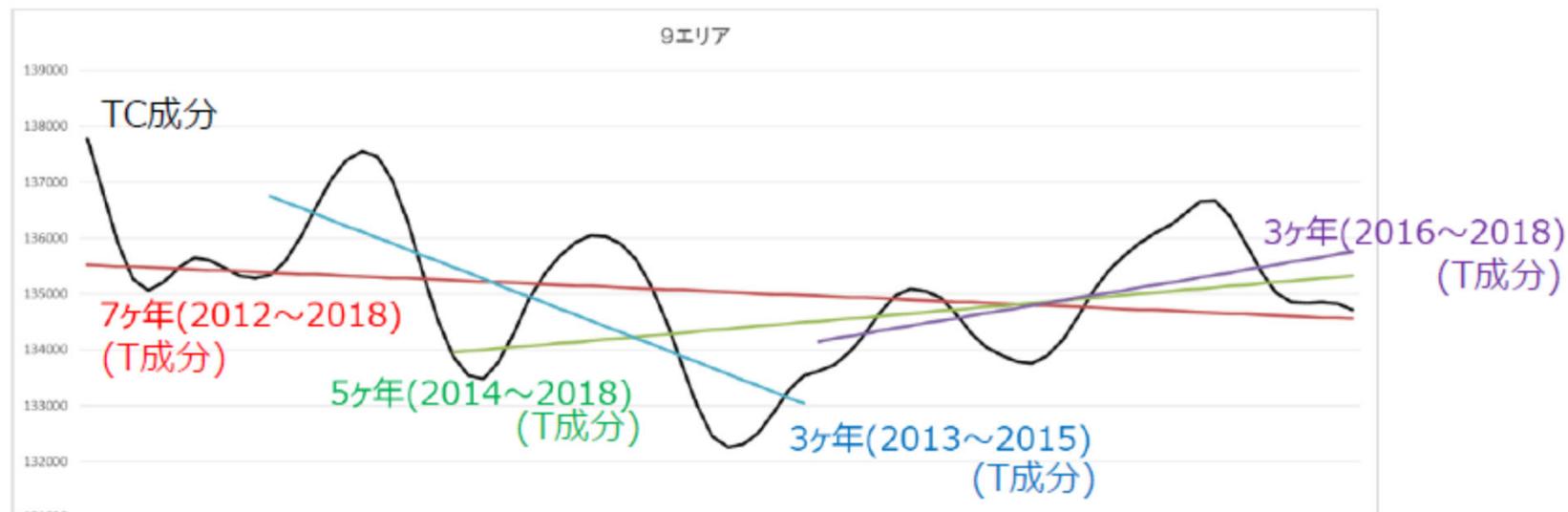
出所：電力広域的運営推進機関(2017)※筆者により一部加筆

図 3: 景気変動等による需要変動量の算定イメージ

# 本研究の背景

## 推定方法とその課題について(2)

- ◆ 電力広域的運営推進機関（2020）では、X12-ARIMA + 直線回帰による推定には、「推定期間によって回帰直線の傾きが異なるため、回帰直線（T成分）からの上振れ量が異なり、**持続的需要変動の評価が不安定**となっている（図4）」、「**循環（C）成分をT成分によらない方法で評価できないか**」等という課題を提起している。



出所：電力広域的運営推進機関(2020)

図 4: 景気変動等による需要変動の分析

# 本研究の背景

## 推定方法とその課題について(3)

- ◆ 電力広域的運営推進機関では、こうした課題への対応として、トレンド（T）成分、循環（C）成分、季節（S）成分の各成分を統一的に1つのモデルで扱うことができ、かつ、情報量規準に基づく客観的なモデル選択を行うことが可能な、DECOMP法（統計数理研究所が開発した状態空間モデルに基づく季節調整法）による検討を進めている。
- ◆ 持続的需要変動を推定するためには、気温補正済み最大3日平均電力（H3）の趨勢（トレンド（T）成分）と季節変動（季節（S）成分）以外の循環変動（循環（C）成分）を各月のH3実績値から抽出する必要がある（図3）。
- ◆ ただし、持続的需要変動を頑健的に推定するためには、リーマンショックや東日本大震災等による影響を異常値として取り除く必要がある。従来、DECOMP法では、X12-ARIMA法と同様に、異常が生じたと考えられる時点に、ダミー変数を適用し、統計的に処理するが、異常値かどうか判断することが難しい場合には、分析者の判断によって、恣意的に処理されるおそれがある。DECOMP法では、異常値処理を効率的に実装するために、異常値の探索を行う期間（探索範囲）や異常値の数を予め決めておく必要がある。

## 本研究の目的

- ◆ 本研究では、DECOMP法による異常値処理における問題点を解決するため、DECOMP法で用いられている（ガウス型）状態空間モデルを拡張した非ガウス型状態空間モデルを適用し、持続的需要変動の推定を行う。さらに、電力広域的運営推進機関が実施したDECOMP法による結果と比較を行い、推定方法の違いによる持続的需要変動の推定結果の違いについて考察する。
- ◆ 本研究の構成は以下の通りである。
  - 次節では、分析対象のデータである、気温補正済み最大3日平均電力（H3）について説明する。第3節では、非ガウス型状態空間モデルと推定方法の概要を説明し、第4節では、非ガウス型状態空間モデルによる推定結果やDECOMP法との比較結果を紹介する。第5節は全体のまとめである。

## 2. 分析対象データの説明

— 気温補正済み最大3日平均電力 —

## 気温補正済み最大3日平均電力(H3)とは？

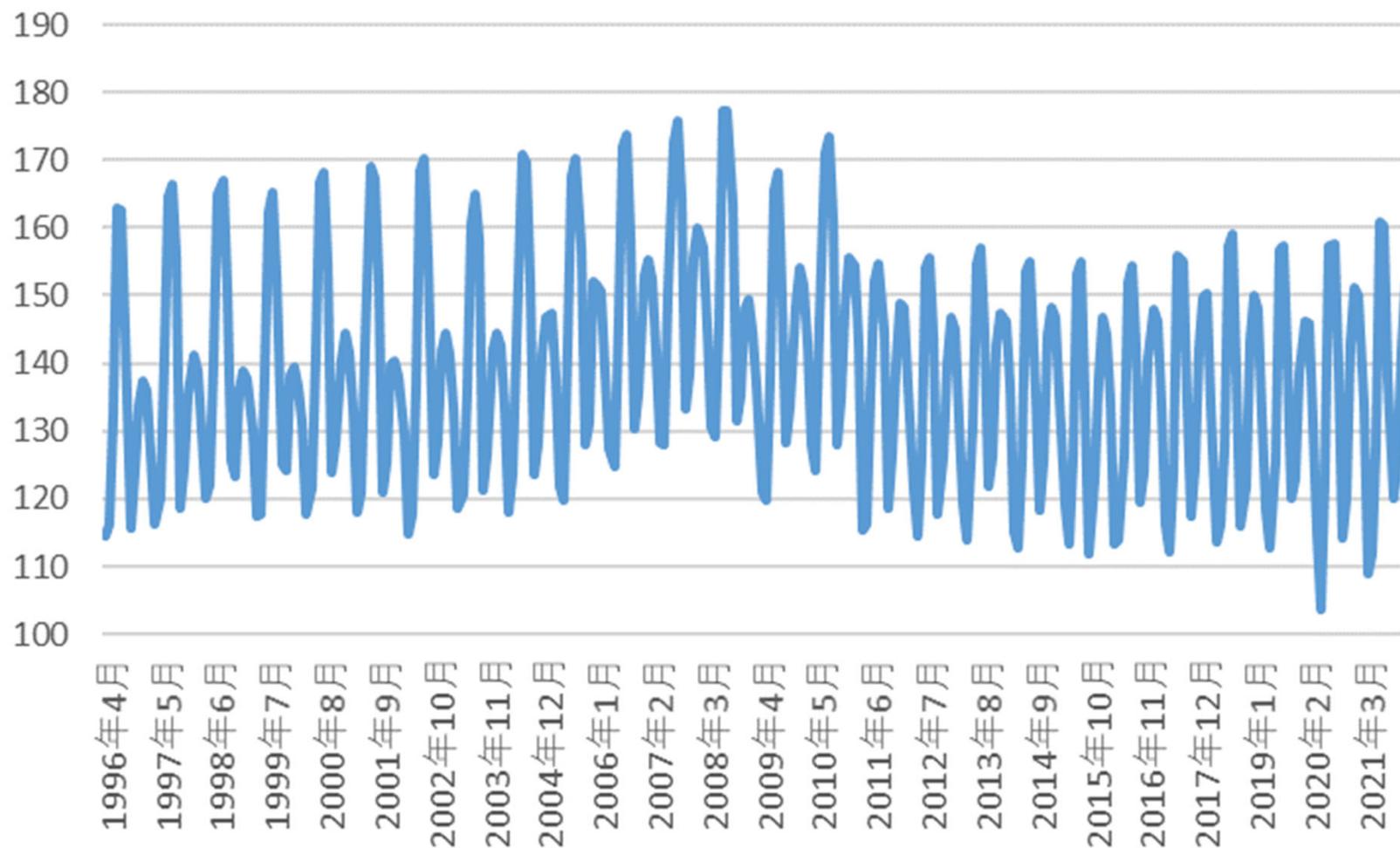
- ◆ 持続的需要変動の推定に用いる最大3日平均電力(H3)は、
  - 各月における毎日の最大電力(1時間平均値)の上位3日の平均値と定義されている(資源エネルギー庁、2022年11月)。
  - 本研究では、電力広域的運営推進機関より提供された、北海道から九州までの9エリア計の、気温補正済み最大3日平均電力(期間:1996年4月~2022年3月)のデータを用いる。
- ◆ (参考) 気温補正の方法
  - 気温補正済み最大3日平均電力(H3)は、気温変動による冷暖房機器の稼働増減の影響を取り除くことを目的として、各一般送配電事業者が自エリア分を作成している。事業者(エリア)によって算出方法に若干の違いがある点に留意が必要である。
  - 気温補正は、原則として、夏季の最大発生月について、以下のいずれかの方法で算出することとされている。
    - 実績最高気温と基準最高気温の温度差に1度あたりの気温感応度を乗じる。
    - 実績不快指数と基準不快指数の差に1ポイントあたりの不快指数感応度を乗じる。
  - 気温補正にあたって、地域の実情等(最大発生時気温、最高気温、最低気温、降水量、降雪量、前日までの気温など)を考慮することが認められている。

# 気温補正済み最大3日平均電力(H3)の推移(1)

- ◆ 気温補正済み最大3日平均電力(H3)の月別推移(図5、表1)
  - 図5をみると、2000年代前半までは増加トレンドが観察される。2003～04年頃、2008～11年頃を境に増加トレンドが屈折している。1990年後半以降の金融危機からの脱却、リーマンショック、東日本大震災などが契機となった可能性がある。
  - 強い季節性が観察され、その季節変動パターンは経年的に変化している可能性がある。
  - 表1の基本統計量によれば、平均値は1億3897万kW、標準偏差は1626万kW、最大値は1億7727万kW(2008年8月)、最小値は1億361万kW(2020年5月)である。
- ◆ 月別H3の年度推移(図6)
  - 月別の年度推移を示した図6をみても、東日本大震災を境に水準が低下したことが観察できる。また、月別の変化幅をみると、特に7月から9月の夏季が大きいことが分かる。

## 気温補正済み最大3日平均電力(H3)の推移(2)

100万kW



月次

注: 電力広域的運営推進機関により提供されたデータをもとに筆者作成

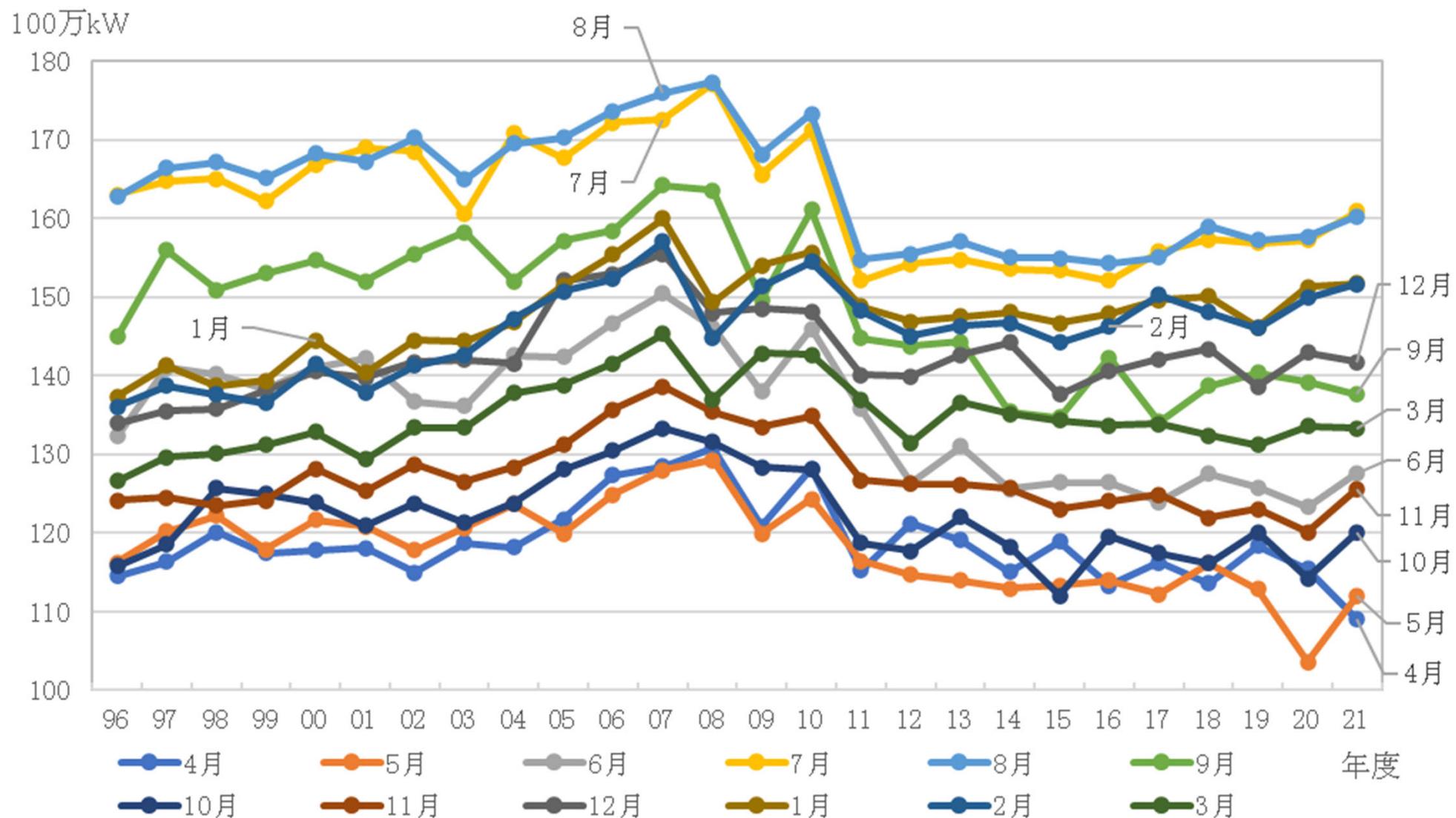
図5: 気温補正済み最大3日平均電力(9エリア計)の推移

# 気温補正済み最大3日平均電力の基本統計量

表1: 気温補正済み最大3日平均電力(9エリア計)の基本統計量  
(期間: 1996年4月~2022年3月、単位: 千kW)

	全期間	1996~	2001~	2011~	4月	5月	6月	7月	
		2000年度	2010年度	2021年度					
平均値	138966	137455	144016	135061	118802	118064	135376	162489	
標準偏差	16259	15977	16540	14977	5125	5687	8210	7328	
最小値	103608	114490	114942	103608	109005	103608	123331	152090	
25%点	125505	124164	129362	121735	115315	113963	126727	155998	
中央値	138666	136268	142579	135588	118103	117856	136405	162580	
75%点	151296	144626	155481	147885	120674	121460	141896	168267	
最大値	177267	168249	177267	160881	130723	129269	150397	177111	
		8月	9月	10月	11月	12月	1月	2月	3月
平均値	163861	148695	122112	127316	142614	147600	145857	134805	
標準偏差	7321	9241	5510	4766	5397	5509	5650	4569	
最小値	154310	134085	112020	120121	133983	137378	136045	126653	
25%点	157108	140812	118349	124137	139796	144513	141749	131690	
中央値	165022	150267	121097	125957	141756	147650	146230	133639	
75%点	169193	155825	125547	128608	144007	150975	150138	136947	
最大値	177267	164227	133284	138642	155510	160006	157003	145273	

# 月別の気温補正済み最大3日平均電力



注: 電力広域的運営推進機関により提供されたデータをもとに筆者作成

図6: 月別の気温補正済み最大3日平均電力(9エリア計)の推移

### 3. 非ガウス型状態空間モデルと 推定方法の概要

# 非ガウス型状態空間モデルの概要(1)

- ◆ ここでは、各方程式の誤差項に  $t$  分布を仮定した、非ガウス型状態空間モデルについて説明を行う。※  $t$  分布の詳細はスライド20を参照
- ◆ 気温補正済み最大3日平均電力 ( $y_t$ ) を、トレンド成分 ( $tr_t$ )、循環成分 ( $c_t$ )、季節成分 ( $s_t$ )、誤差成分 ( $\varepsilon_t$ ) の4成分に分解できると仮定する。このとき、 $y_t$  は以下の観測方程式と遷移方程式から構成される状態空間モデルにより表現できる。

<観測方程式 (観測モデル) >

$$y_t = tr_t + c_t + s_t + \varepsilon_t \quad \varepsilon_t \sim t(0, \sigma, \nu)$$

<遷移方程式 (システムモデル) >

・ トレンド (T) 成分  $(1 - B)^\ell tr_t = \varepsilon_{1t} \quad \varepsilon_{1t} \sim t(0, \sigma_1, \nu_1)$

・ 循環 (C) 成分  $c_t = \sum_{i=1}^m a_i c_{t-i} + \varepsilon_{2t} \quad \varepsilon_{2t} \sim t(0, \sigma_2, \nu_2)$

・ 季節 (S) 成分  $(\sum_{i=0}^{11} B^i)^n s_t = \varepsilon_{3t} \quad \varepsilon_{3t} \sim t(0, \sigma_3, \nu_3)$

※  $B$  はラグオペレータ ( $B^i tr_t = tr_{t-i}$ ) を表す。

## 非ガウス型状態空間モデルの概要(2)

- ◆ ここで、 $l$  はトレンド (T) 成分の次数、 $m$  は循環 (C) 成分の次数、 $n$  は季節 (S) 成分の次数を示している。
- ◆ 本研究では、各成分の次数 ( $l, m, n$ ) を変化させることで、**8つのモデルを候補**とし、赤池情報量規準 (AIC) に基づいて、最良な次数を選択する (※参照)。
- ◆ トレンド成分の次数が1次の場合 ( $l = 1$ ) では、電力需要の細かなトレンド変化に追従するように、電力需要のトレンドが推定され、2次の場合 ( $l = 2$ ) では、1次トレンドと比べて、滑らかな曲線としてトレンドが推定される。
- ◆ 循環成分は、季節変動以外の短期的な変動を自己回帰モデルとして推定ことができ、自己回帰モデルの次数を循環成分の次数 ( $m = 1$  or  $2$ ) として設定することで、電力需要の短期的な変化をより説明できるようになる。
- ◆ 季節成分の次数が1次の場合 ( $n = 1$ ) では、季節変動が毎年一定として推定されるが、2次の場合 ( $n = 2$ ) では、季節変動の傾向変化が考慮される。

※赤池情報量規準 (AIC) は短期予測 (1期先予測) の精度に基づく指標である。本研究では次数の設定が異なる8つのモデルについてAICを計算し、その値が最小となるモデルを選択する。AICが最小となるモデルは、より簡素なモデルで電力需要の変化をうまく説明していることになる。ただし、AICは長期予測に対する精度を保証するものではない点に留意が必要である。

## 非ガウス型状態空間モデルの概要(3)

- ◆ DECOMP法で用いられる（ガウス型）状態空間モデルは、誤差項の分布に正規分布（ガウス分布）を仮定し、異常値処理にはダミー変数を用いる必要がある。DECOMP法での異常値処理は、計算負荷が比較的小さい反面、ダミー変数を適用する時点を効率的に探索するために、予め探索を行う期間（探索範囲）や異常値の数を決めておく必要がある。そのため、分析者の判断によって、異常値が恣意的に処理されるおそれがある。その一方で、非ガウス型状態空間モデルでは、これらを事前に決める必要がなく、分析者による異常値に対する恣意性を軽減できる可能性がある。
- ◆ 非ガウス型状態空間モデルでは、誤差項に正規分布よりも裾が厚い分布（例：t分布）を仮定し、異常値による影響を誤差分布の両裾で吸収することができる。そのため、誤差分布が異常値を除去するダミー変数と同じ機能を持つことになり、DECOMP法のようにダミー変数を用いる必要がない。本研究で用いる非ガウス型状態空間モデルの誤差項には、パラメータ（自由度）によって、分布の裾の厚さが調整可能なt分布を適用して異常値処理を行い、電力需要の各成分（トレンド、循環、季節）を推定する。
- ◆ 本研究では、電力広域的運営推進機関による定義に従い、気温補正済み最大3日平均電力（ $y_t$ ）に占める循環成分（ $c_t$ ）の比率（ $c_t/y_t$ ）の期間内最大値を、**最大変動率（持続的需要変動）**として推定している。

## (参考) 正規分布とt分布

### ◆ 正規分布 (ガウス分布)

$$p(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left\{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}\right\}$$

$\mu$  : 平均、 $\sigma^2$  : 分散

### ◆ t分布

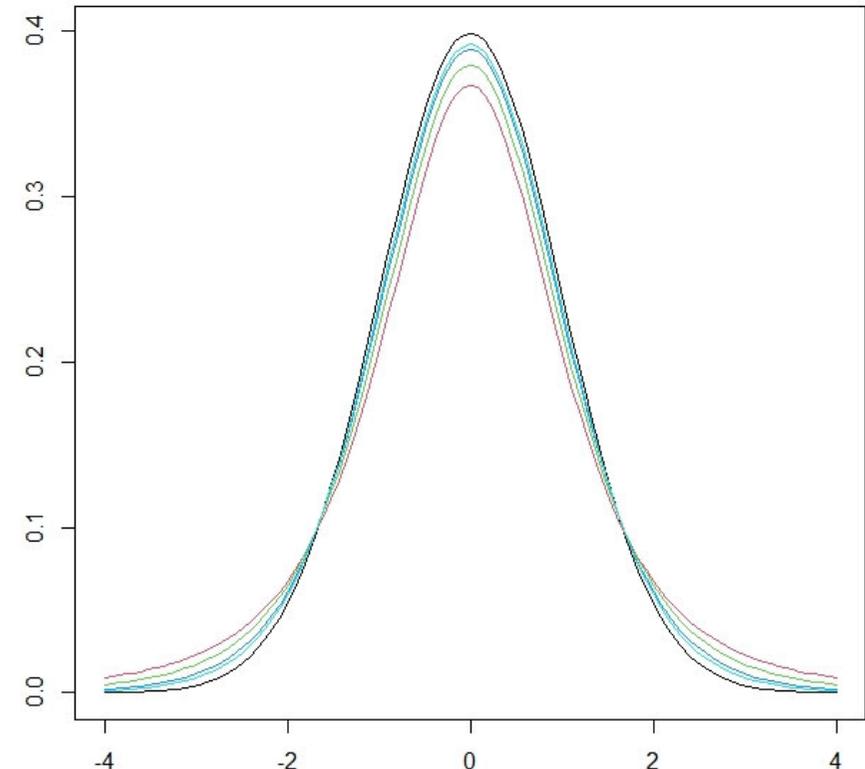
$$p(x) = \frac{\Gamma\left(\frac{\nu+1}{2}\right)}{\Gamma\left(\frac{\nu}{2}\right)\sqrt{\pi\nu}\sigma} \left(1 + \frac{1}{\nu}\left(\frac{x-\mu}{\sigma}\right)^2\right)^{-(\nu+1)/2}$$

$\mu$  : 位置パラメータ、 $\sigma$  : 尺度パラメータ、 $\nu$  : 自由度

※平均  $\mu$  は  $\nu > 1$  の場合、分散  $\frac{\nu}{\nu-2}\sigma^2$  は  $\nu > 2$  の場合に存在する。

$\nu = 1$  : コーシー分布

$\nu \rightarrow \infty$  : 正規分布

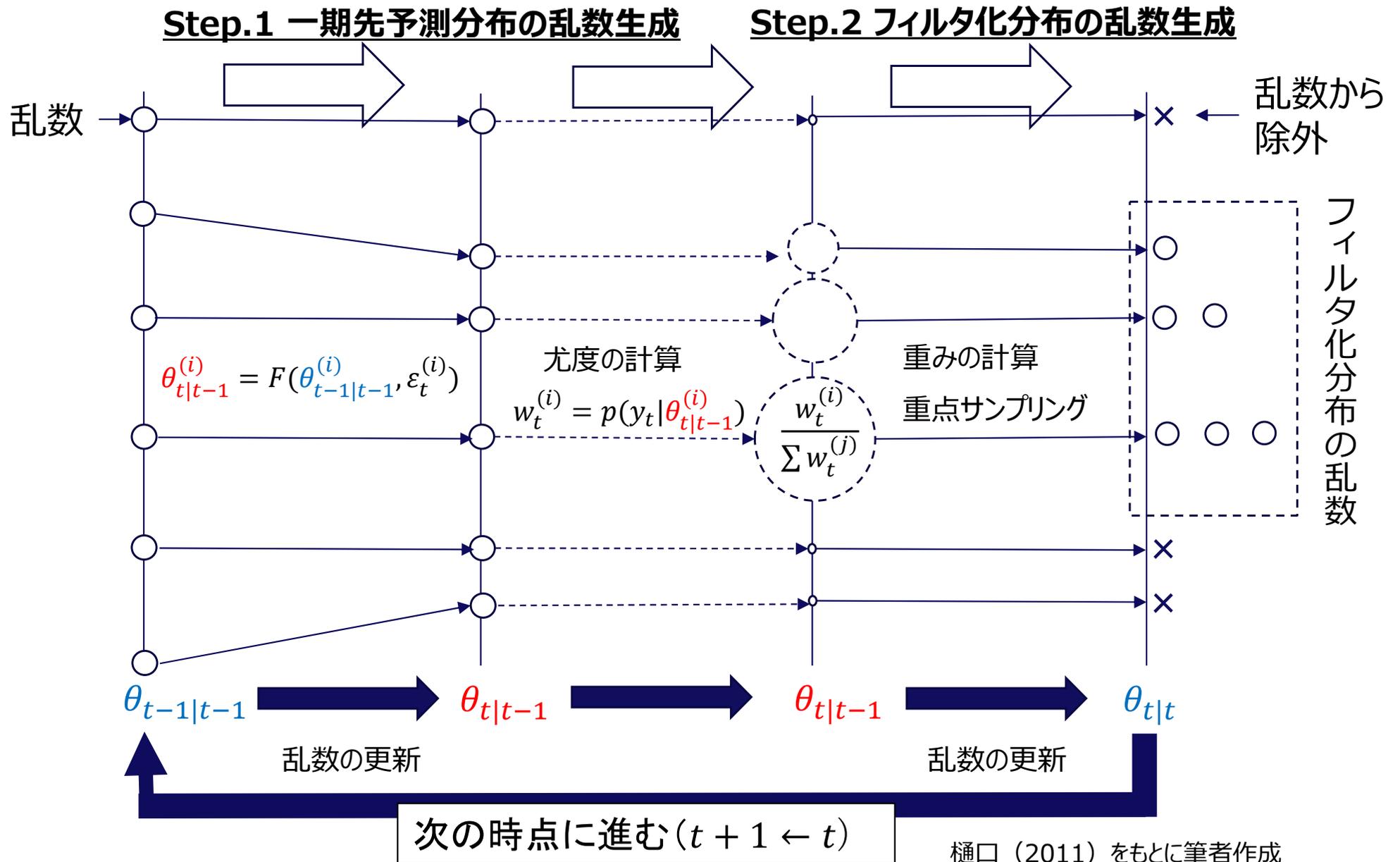


図： 標準正規分布（黒）とt分布（自由度3,5,10,15）

## 推定方法の概要(1)

- ◆ 本研究では、非ガウス型状態空間モデルを推定するために、**粒子フィルタ**を用いる。粒子フィルタを使うことで、各成分（トレンド成分、循環成分、季節成分）の状態推定と、誤差項の分布と循環成分に含まれるパラメータを同時に推定することができる（自己組織化フィルタともいわれる）。
  - ◆ 粒子フィルタは以下の様に実施される。
    - Step0 : 初期分布から乱数（10万サンプル）を生成する。
    - Step1 : システムモデルを用いて、トレンド、循環、季節の各成分 ( $tr_t, c_t, s_t$ ) に対する一期先予測分布の乱数を生成する。また、誤差項のパラメータ ( $\sigma, \nu, \{\sigma_i, \nu_i\}_{i=1}^3$ ) と循環成分の自己回帰係数 ( $\{a_i\}_{i=1}^m$ ) に対して、微小分散ノイズを加えることで乱数を生成する。上記で生成された時点 $t$ における乱数のベクトルを $\theta_{t|t-1}$ と表記する。
    - Step2 : Step1で生成した各成分（T成分、C成分、S成分）の乱数とパラメータ ( $\sigma, \nu, \{\sigma_i, \nu_i\}_{i=1}^3, \{a_i\}_{i=1}^m$ ) の乱数を用いて、尤度を求め、重点サンプリングを行う。重点サンプリングの結果をもとに、Step1で生成された乱数をフィルタ化分布の乱数 $\theta_{t|t}$ へ更新する。
    - Step3 : Step2で生成したフィルタ化分布の乱数を用いて、（固定区間）平滑化分布のサンプルを更新し、Step1に戻る。
    - Step4 : 全ての期間について、Step1 から Step3 を繰り返したのち、生成した乱数から各成分の推定値を求める。
- ※詳細は北川（1996）、Kitagawa（1996）、Kitagawa（1998）を参照されたい。

# (参考) 粒子フィルタの概要



## 推定方法の概要(2)

- ◆ 粒子フィルタによる状態推定と事後分布が縮退する問題への対応
  - 誤差項や循環成分に含まれるパラメータ ( $\sigma, \nu, \{\sigma_i, \nu_i\}_{i=1}^3, \{a_i\}_{i=1}^m$ ) を、各成分の状態推定と同様、粒子フィルタを用いて同時推定する場合、**パラメータの事後分布が縮退してしまう（標準偏差が0になってしまう）問題**がよく生じる。このとき、事後分布から生成される乱数は、一定の値しか生成されなくなる。
  - そこで、本研究の推定では、フィルタ化分布から生成した乱数に**微小分散ノイズ**（平均0、標準偏差 $10^{-5}$ の正規乱数）を加えることで、事後分布の縮退が生じないように、パラメータ推定を行った。
  - 詳細は中村他（2005）を参照されたい。

## 4. 推定結果

## 推定結果：全期間と震災後期間

- ◆ 持続的需要変動の最大変動率の推定は、1996年4月から2022年3月までの**全期間**（312ヶ月）と、2012年4月から2022年3月までの**震災後期間**（120ヶ月）の2つの期間について行った。
- ◆ 震災後期間は、電力需要に大規模なショックを及ぼした、**リーマンショック**や**東日本大震災**が含まれない期間であるのに対し、全期間はそれらが含まれた期間である。
- ◆ 本研究では、電力広域的運営推進機関によって実施されたDECOMP法による推定結果（気温補正済み最大3日平均電力（H3）実績値に占める循環成分の比率）と比較を行い、最大変動率の違いを検討する。
- ◆ 推定結果の違いは、分析期間やDECOMP法の設定に影響されるので、本研究の分析結果から、どちらのモデルが優れているのか判断することは難しい。ただし、異常値の処理方法が異なる2つのモデルの結果について、持続的需要変動の推定結果が大きく異なるのか、概ね同程度の結果なのかを分析することは、持続的需要変動に対応した供給予備力を試算するための一助となる。

## 推定結果：1996年4月～2022年3月（1）

### ◆ パラメータの推定結果（スライド27）

- 各モデル（M1～M8）の赤池情報量規準（AIC）の値をみると、モデルM2が最小となり、最良なモデルとして選択された。このモデルのトレンド（T）成分、循環（C）成分、季節（S）成分の次数は  $(l, m, n) = (1, 1, 2)$  である。
- モデルM2の場合、最大変動率は1999年10月に生じた2.8%であった。

### ◆ モデルM2による成分分解の推定結果（スライド28）

- トrend成分の推移をみると、2007年12月から2009年3月の時期と、2011年3月から同年4月の時期に、大幅な下方シフトが観察される。リーマンショックや東日本大震災の影響を反映しているとみられる。
- 循環成分の推定結果をみると、景気動向指数など経済変数との動きと整合していない可能性がある。
- 季節成分をみると、6～9月（夏季）の成分は経年的な減少、12～3月（冬季）の成分は経年的な増加が観察される。この結果は、再エネの拡大や加熱需要での電化の進展などが反映された可能性があるが、気温補正の仕方に依存するため留意する必要がある。

# 推定結果：1996年4月～2022年3月（2）

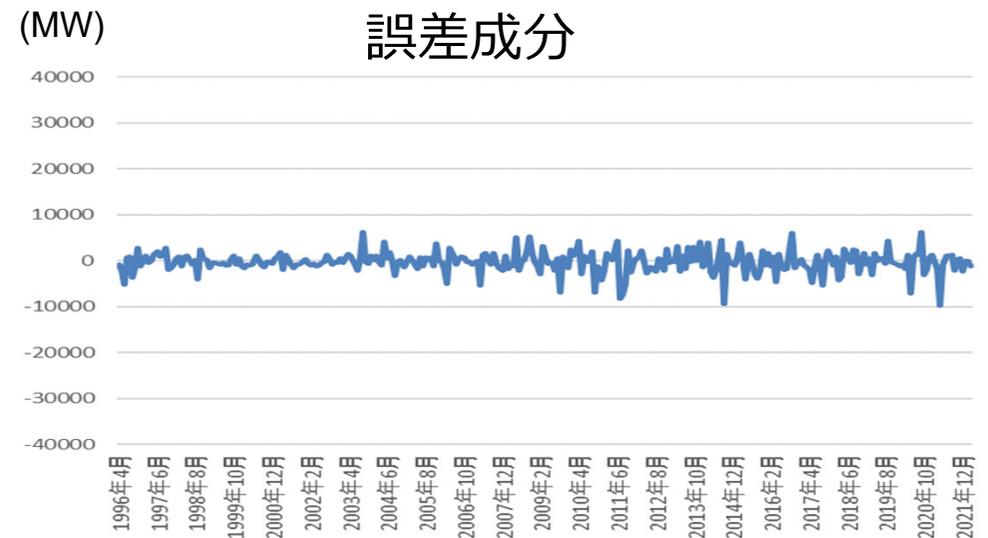
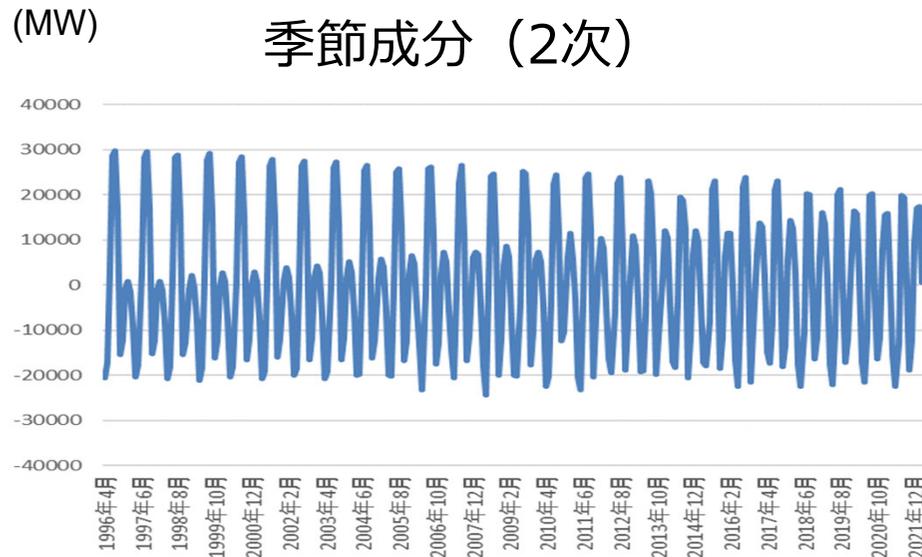
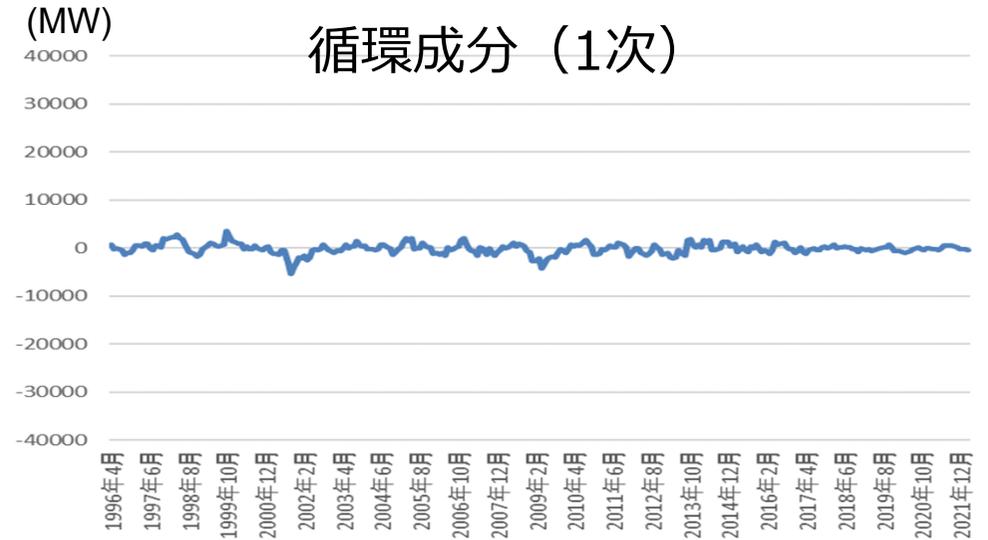
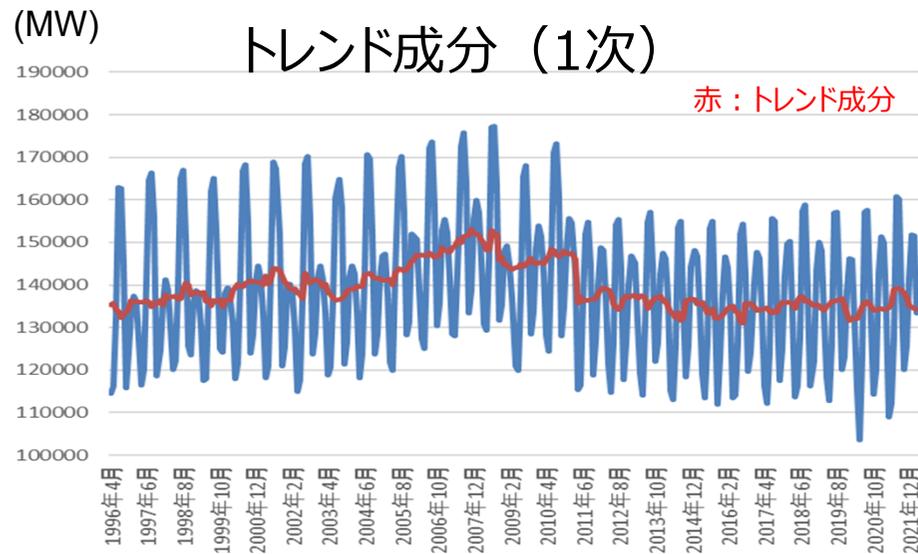
## ◆ パラメータ（誤差項の分布・自己回帰係数）の推定結果

次数 ( $l, m, n$ )		M1	M2	M3	M4	M5	M6	M7	M8
観測方程式 の誤差項	$\sigma$	0.055 (0.000)	0.074 (0.000)	0.056 (0.000)	0.110 (0.000)	0.117 (0.001)	0.065 (0.000)	0.082 (0.004)	0.061 (0.000)
	$\nu$	3.932 (0.000)	2.248 (0.000)	3.381 (0.000)	5.379 (0.000)	9.087 (0.109)	4.585 (0.000)	5.873 (0.283)	2.717 (0.000)
T 成分の 誤差項	$\sigma_1$	0.261 (0.000)	0.071 (0.000)	0.260 (0.000)	0.048 (0.000)	0.013 (0.000)	0.004 (0.000)	0.013 (0.001)	0.007 (0.000)
	$\nu_1$	7.752 (0.001)	2.673 (0.000)	7.808 (0.001)	1.541 (0.000)	8.142 (0.039)	1.902 (0.000)	5.471 (0.330)	2.879 (0.000)
C 成分の AR 係数	$a_1$	0.803 (0.000)	0.749 (0.000)	0.674 (0.000)	0.757 (0.000)	0.779 (0.005)	0.686 (0.000)	0.637 (0.002)	0.769 (0.000)
	$a_2$			-0.063 (0.000)	-0.010 (0.000)			-0.007 (0.005)	-0.034 (0.000)
C 成分の 誤差項	$\sigma_2$	0.055 (0.000)	0.055 (0.000)	0.005 (0.000)	0.007 (0.000)	0.285 (0.001)	0.166 (0.000)	0.292 (0.006)	0.148 (0.000)
	$\nu_2$	9.106 (0.001)	5.950 (0.000)	1.620 (0.000)	5.632 (0.000)	8.302 (0.003)	8.917 (0.001)	9.112 (0.688)	6.193 (0.000)
S 成分の 誤差項	$\sigma_3$	0.009 (0.000)	0.009 (0.000)	0.009 (0.000)	0.007 (0.000)	0.001 (0.000)	0.008 (0.000)	0.001 (0.001)	0.007 (0.000)
	$\nu_3$	9.075 (0.001)	8.927 (0.001)	2.626 (0.000)	5.516 (0.000)	5.659 (0.112)	1.592 (0.000)	2.305 (0.316)	4.727 (0.000)
赤池情報量規準 (AIC)		5995.7	5879.0	5994.8	5937.0	6012.8	5930.4	6007.6	5915.0
最大変動率		3.14%	2.78%	1.98%	2.75%	6.35%	5.68%	12.14%	7.89%
発生年月		00年3月	99年10月	96年5月	96年12月	97年6月	21年8月	97年4月	97年4月

注：係数推定値欄の上段は時点  $T$  における事後分布から生成したサンプルの平均値、( ) 内はその標準偏差である。赤池情報量規準は、モデル選択を機械的に行うための基準の1つであり、原則として、この値が最小となるモデルが最適とされる。最大変動率は H3 実績値に占める循環成分の比率 (%) の最大値である。その下に最大値の発生年月を示した。

# 推定結果：1996年4月～2022年3月（3）

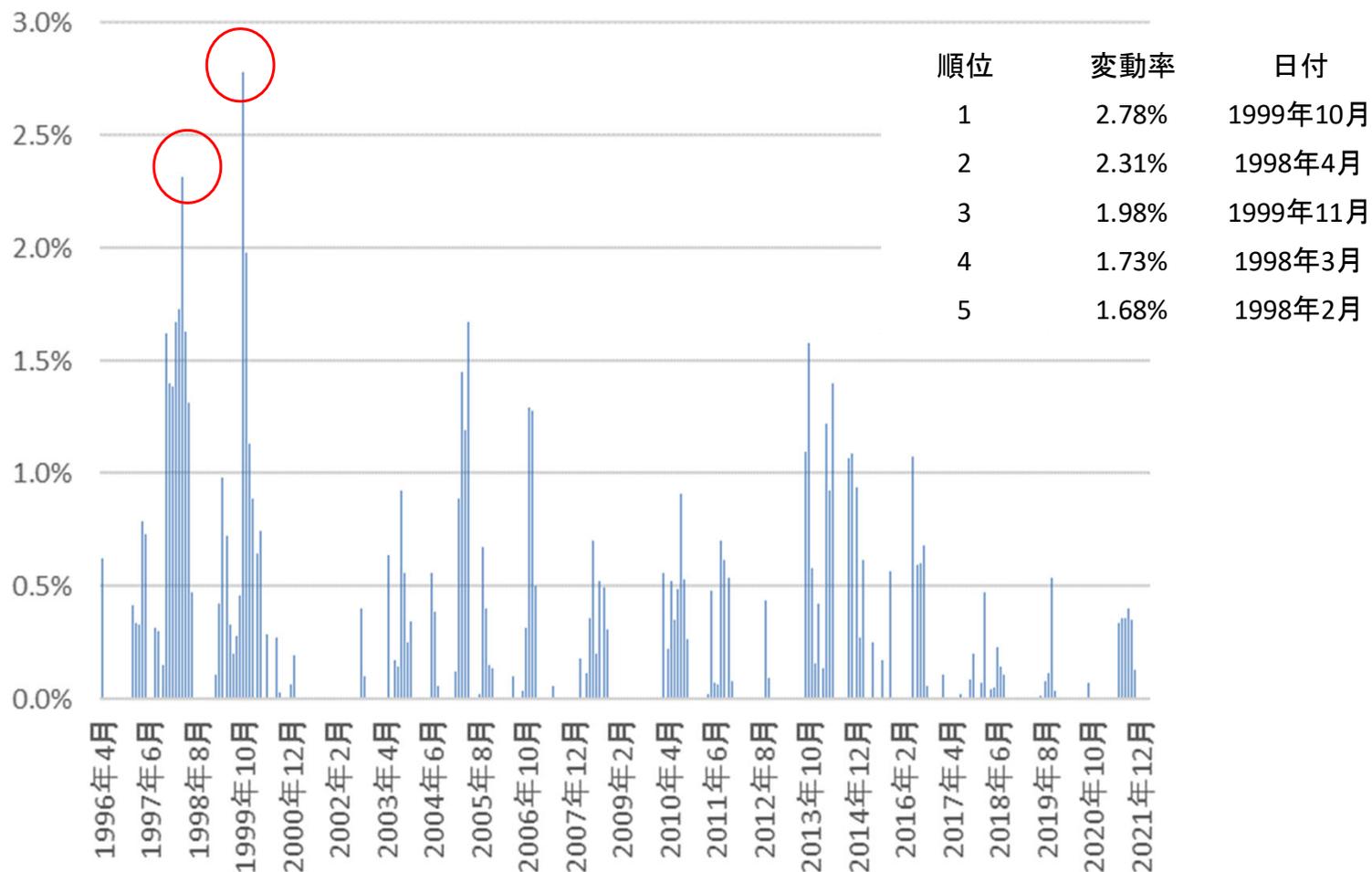
## ◆ モデルM2による成分分解の推定結果



# 推定結果：1996年4月～2022年3月（4）

◆ モデルM2から推定された変動率（気温補正済み最大3日平均電力（H3）実績値に占める循環成分の比率）の推移

➤ 1999年10月と1998年4月に2%を超える、高めの変動率が観測される。



# 推定結果：1996年4月～2022年3月（5）

## ◆ DECOMP法による結果との比較

- 赤池情報量規準（AIC）によるモデル選択では、本研究で推定した非ガウス型状態空間モデルはモデルM2、DECOMP法（異常値処理あり）はモデルM6が選択された。異常値処理の違い（ダミー変数を使用するか）によって、選択されやすいトレンドの次数（ $l$ ）が異なる可能性がある。
- 最大変動率の推定結果をみると、非ガウス型状態空間モデルでは2.8%、DECOMP法（異常値処理あり）では2.3%と推定された。DECOMP法と比べて、非ガウス型状態空間モデルの推定結果は、0.5ポイント程度大きく推定された。また、最大値の発生年月が異なる。

モデル (l, m, n)		M1 (1,1,1)	M2 (1,1,2)	M3 (1,2,1)	M4 (1,2,2)	M5 (2,1,1)	M6 (2,1,2)	M7 (2,2,1)	M8 (2,2,2)
非ガウス型状態空間モデル (誤差項にt分布を仮定)	AIC	5995.7	5879.0	5994.8	5937.0	6012.8	5930.4	6007.6	5915.0
	最大変動率	3.14%	2.78%	1.98%	2.75%	6.35%	5.68%	12.14%	7.89%
	発生年月	00年03月	99年10月	96年05月	96年12月	97年06月	21年08月	97年04月	97年04月
DECOMP法 (異常値処理なし)	AIC	5998.6	5878.1	5912.7	5882.0	6006.9	5884.8	5932.9	5888.3
	最大変動率	2.18%	2.74%	3.89%	2.73%	3.83%	4.04%	4.24%	3.99%
	発生年月	10年09月	10年09月	15年02月	10年09月	10年09月	10年09月	15年02月	10年09月
DECOMP法 (異常値処理あり)	AIC	5931.9	5798.8	5814.7	5801.8	5926.3	5789.6	5821.0	5800.8
	最大変動率	1.95%	1.85%	4.07%	2.02%	2.08%	2.32%	4.15%	2.44%
	発生年月	12年03月	12年04月	15年02月	12年03月	13年10月	13年10月	15年02月	21年07月

注：DECOMP法による結果は、電力広域的運営推進機関(2022)の47スライド（異常値処理なし）と70スライド（異常値処理あり）から抜粋した。

## 推定結果：2012年4月～2022年3月（1）

### ◆ パラメータの推定結果（スライド32）

- 赤池情報量規準（AIC）に基づくモデル選択の結果、モデルM2でAICが最小となり、最良なモデルとして選択された。モデルM2のトレンド（T）成分、循環（C）成分、季節（S）成分の次数は  $(l, m, n) = (1, 1, 2)$  となり、全期間（1996年4月～2022年3月）を対象とした結果と同じモデルが選択された。
- モデルM2の場合、最大変動率は2013年10月に生じた2.5%であった。

### ◆ モデルM2による成分分解の推定結果（スライド33）

- 震災後期間では、トレンド成分に経年的な変化はみられない。
- 季節成分の推定結果を確認すると、毎年同様な季節パターンがみられ、経年的変化は、全期間（1996年4月～2022年3月）の推定結果（スライド28）に比べて小さい。
- 誤差成分（残差）をみると、コロナ禍の影響により、相対的に大きな変動が2020年5月（下方）と同年8月（上方）に観察された。

# 推定結果：2012年4月～2022年3月（2）

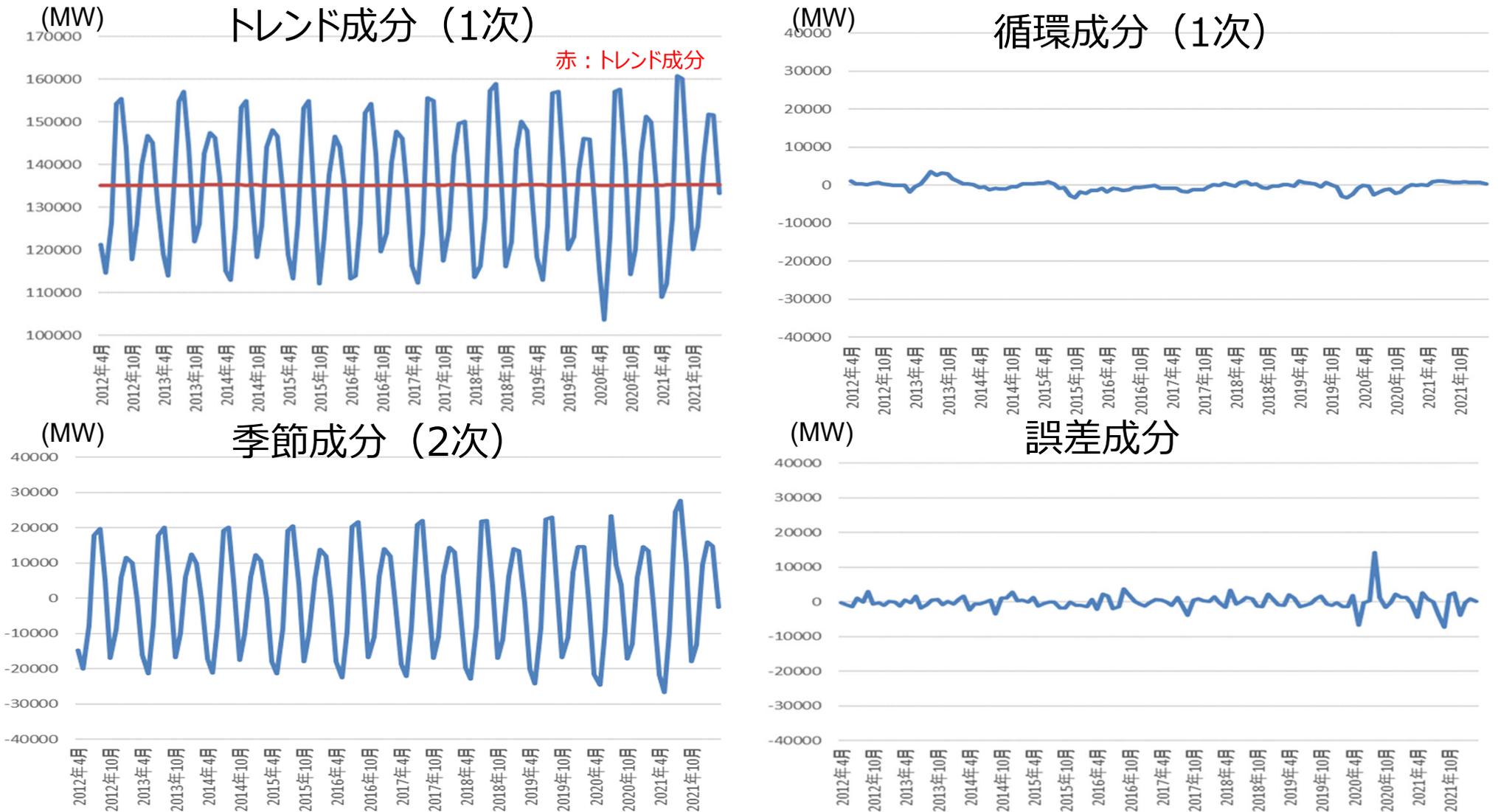
## ◆ パラメータ（誤差項の分布・自己回帰係数）の推定結果

		M1	M2	M3	M4	M5	M6	M7	M8
次数 ( $l, m, n$ )		(1,1,1)	(1,1,2)	(1,2,1)	(1,2,2)	(2,1,1)	(2,1,2)	(2,2,1)	(2,2,2)
観測方程式 の誤差項	$\sigma$	0.118 (0.030)	0.113 (0.013)	0.119 (0.020)	0.117 (0.018)	0.136 (0.032)	0.034 (0.028)	0.137 (0.017)	0.074 (0.043)
	$\nu$	6.664 (2.195)	4.636 (1.532)	6.124 (2.145)	5.810 (1.795)	6.206 (1.767)	7.312 (1.456)	8.307 (1.665)	6.124 (2.424)
T成分の 誤差項	$\sigma_1$	0.005 (0.003)	0.003 (0.002)	0.006 (0.003)	0.003 (0.003)	0.001 (0.001)	0.003 (0.001)	0.002 (0.002)	0.003 (0.001)
	$\nu_1$	6.177 (2.541)	4.872 (2.050)	5.304 (2.449)	4.867 (1.952)	6.998 (2.517)	9.331 (1.472)	6.501 (1.702)	5.485 (3.030)
C成分の AR係数	$a_1$	0.521 (0.000)	0.726 (0.000)	0.733 (0.000)	0.611 (0.000)	0.487 (0.000)	0.553 (0.000)	0.698 (0.000)	0.478 (0.000)
	$a_2$			-0.348 (0.000)	0.081 (0.000)			-0.394 (0.000)	0.117 (0.000)
C成分の 誤差項	$\sigma_2$	0.145 (0.033)	0.076 (0.017)	0.119 (0.021)	0.080 (0.029)	0.130 (0.024)	0.171 (0.021)	0.141 (0.014)	0.149 (0.026)
	$\nu_2$	6.403 (2.504)	5.399 (2.711)	4.954 (2.056)	4.791 (1.888)	6.690 (1.177)	5.282 (1.139)	5.884 (1.230)	7.096 (1.693)
S成分の 誤差項	$\sigma_3$	0.004 (0.003)	0.004 (0.003)	0.004 (0.003)	0.006 (0.003)	0.003 (0.002)	0.002 (0.001)	0.002 (0.001)	0.005 (0.002)
	$\nu_3$	5.782 (2.306)	4.519 (1.647)	5.441 (2.223)	4.795 (2.483)	7.702 (1.917)	5.014 (1.840)	5.645 (1.342)	6.906 (2.316)
赤池情報量規準 (AIC)		2239.3	2213.2	2237.5	2216.1	2250.3	2224.7	2249.5	2232.3
最大変動率		2.90%	2.46%	2.94%	1.91%	2.55%	2.85%	2.59%	2.31%
		12年4月	13年10月	12年4月	13年12月	13年10月	21年10月	12年10月	16年10月

注：係数推定値欄の上段は時点  $T$  における事後分布から生成したサンプルの平均値、( ) 内はその標準偏差である。赤池情報量規準は、モデル選択を機械的に行うための基準の1つであり、原則として、この値が最小となるモデルが最適とされる。最大変動率は H3 実績値に占める循環成分の比率 (%) の最大値である。その下には最大値の発生年月を示した。

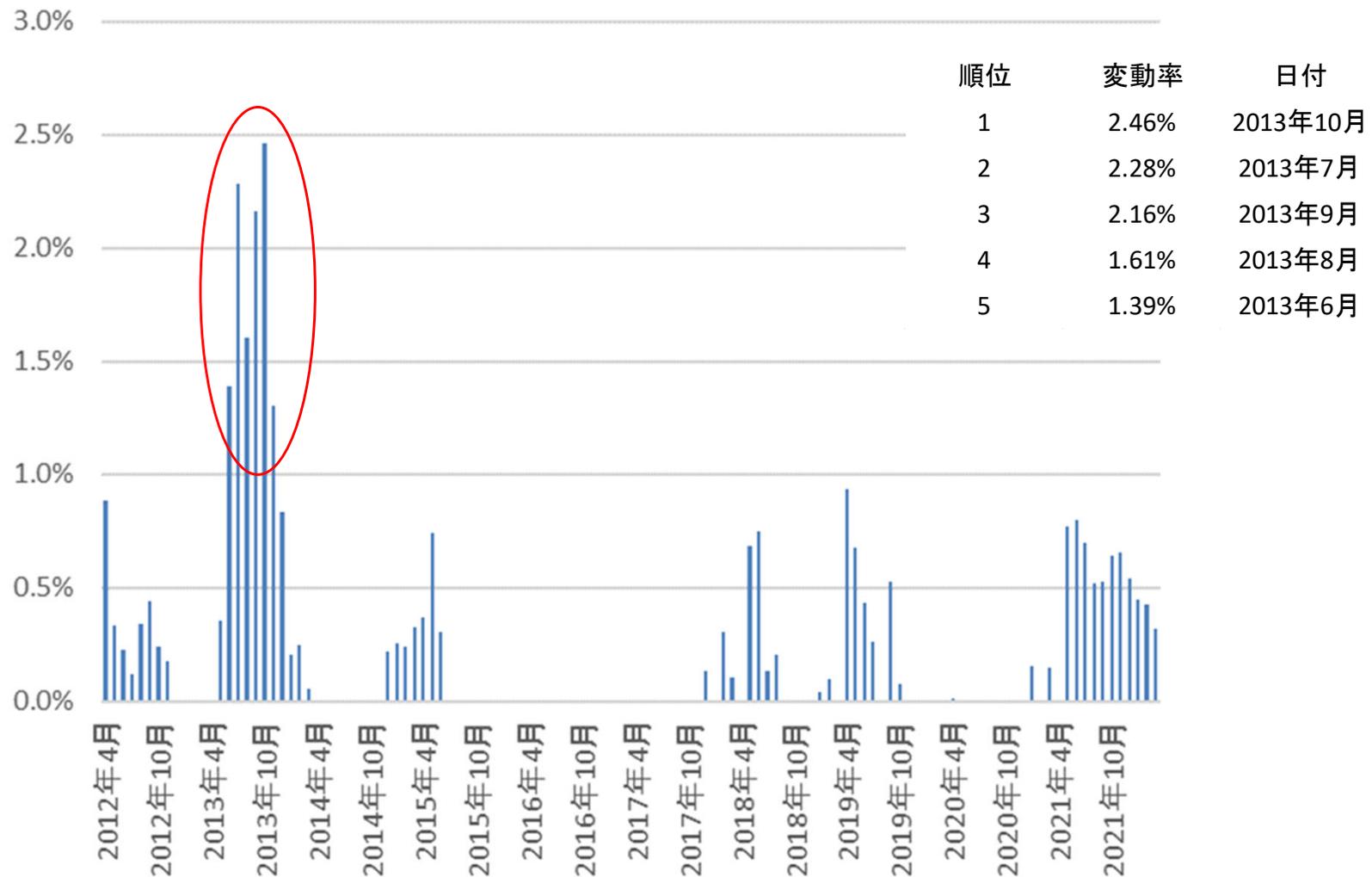
# 推定結果：2012年4月～2022年3月（3）

## ◆ モデルM2による成分分解の推定結果



# 推定結果：2012年4月～2022年3月（4）

- ◆ 震災後期間（2012年4月～2022年3月）におけるモデルM2から推定された変動率（気温補正済み最大3日平均電力（H3）実績値に占める循環成分の比率）の推移
  - 2013年頃に1%を超える、高めの変動率が生じていたことが分かる。



## 推定結果：2012年4月～2022年3月（5）

### ◆ DECOMP 法による推定結果との比較

- 赤池情報量規準（AIC）によるモデル選択の結果、本研究で推定した非ガウス型状態空間モデルではモデルM2、DECOMP法（異常値処理あり）ではモデルM1が最良なモデルとして選択された。全期間（1996年4月～2022年3月）と比べて、電力需要のトレンド変化が小さい震災後期間では、トレンドの次数は共に1次が選択されている。全期間と比べて、両者の選択されたモデルの次数は近いものとなっている。また、両者の季節成分の次数は異なっている。
- 非ガウス型状態空間モデルを用いて推定された最大変動率は2.5%（2013年10月）であった。DECOMP法（異常値処理あり）による推定結果と同水準の結果が得られた。また、両者の発生年月を比較すると、全期間を対象とした推定結果よりも、最大変動率が発生した年月が近い時点で推定されていることが分かる。

モデル (l, m, n)		M1 (1,1,1)	M2 (1,1,2)	M3 (1,2,1)	M4 (1,2,2)	M5 (2,1,1)	M6 (2,1,2)	M7 (2,2,1)	M8 (2,2,2)
非ガウス型状態空間モデル (誤差項にt分布を仮定)	AIC	2239.3	2213.2	2237.5	2216.1	2250.3	2224.7	2249.5	2232.3
	最大変動率	2.90%	2.46%	2.94%	1.91%	2.55%	2.85%	2.59%	2.31%
	発生年月	12年04月	13年10月	12年04月	13年12月	13年10月	21年10月	12年10月	16年10月
DECOMP 法 (異常値処理なし)	AIC	2249.0	2255.0	2251.0	2259.0	2258.0	2265.0	2259.0	2269.0
	最大変動率	2.64%	1.92%	3.02%	2.03%	2.16%	2.12%	2.40%	2.16%
	発生年月	12年04月	13年10月	12年04月	13年10月	13年10月	18年05月	13年10月	18年05月
DECOMP 法 (異常値処理あり)	AIC	2237.6	2239.5	2238.3	2243.8	2246.1	2248.0	2245.6	2252.2
	最大変動率	2.53%	2.28%	2.93%	2.30%	2.19%	2.00%	2.41%	2.01%
	発生年月	12年04月	13年10月	12年04月	13年10月	13年10月	13年10月	13年10月	13年10月

注：DECOMP 法による結果は、電力広域的運営推進機関 (2022) の 77 スライドから抜粋した。  
異常値処理なしの場合の最大変動率と発生年月は同機関より別途聴取したものである。

## 5. まとめと今後の課題

## まとめ

- ◆ 本研究では、異常値による影響を自動的に処理できるように、DECOMP法で用いられている（ガウス型）状態空間モデルを拡張した非ガウス型状態空間モデルを適用し、持続的需要変動の推定を行った。さらに、電力広域的運営推進機関が実施したDECOMP法による持続的需要変動の推定結果と比較を行った。
- ◆ 全期間（1996年4月～2022年3月）を対象とした分析結果
  - 気温補正済み最大3日平均電力（H3）のトレンド成分をみると、リーマンショックと東日本大震災時に大きく下方シフトしていることが分かった。さらに季節成分の推定結果から、季節パターンは経年的に変化しており、夏季は減少、冬季は増加している傾向がみられた。この結果は、再エネの拡大や加熱需要での電化の進展などが反映された可能性があるが、気温補正の仕方に依存するため留意する必要がある。
  - 持続的需要変動の推定結果を確認すると、非ガウス型状態空間モデルでは2.8%、DECOMP法（異常値処理あり）では2.3%と推定された。
- ◆ 震災後期間（2012年4月～2022年3月）を対象とした分析結果
  - 気温補正済み最大3日平均電力（H3）のトレンド成分には、経年変化はみられなかった。季節成分の推定結果をみると、季節パターンの経年変化は、全期間の推定結果に比べて小さいことが分かった。また、誤差成分（残差）をみると、コロナ禍の影響により、相対的に大きな変動が2020年5月（下方）と同年8月（上方）に観察された。
  - 非ガウス型状態空間モデルを用いて推定された持続的需要変動は2.5%（2013年10月）となり、DECOMP法（異常値処理あり）による推定結果と同水準の結果が得られた。
- ◆ DECOMP法と非ガウス型状態空間モデルでは、異常値処理の方法が異なるものの、最大変動率は2.3～2.8%程度となり、暫定的に1%とされていた従来の持続的需要変動に対応した供給予備率よりも大きく推定された。

## 今後の課題

### ◆ 今後の課題

- ▶ 非ガウス型状態空間モデルを用いた分析では、異常値処理のために誤差項に  $t$  分布を仮定し、持続的需要変動の推定を行っている。モデルの改良を進めるにあたり、ピアソン分布族や混合正規分布など、 $t$  分布よりも裾の厚い分布の仮定を試すことも検討する必要がある。
- ▶ 推定された循環成分の動きは、景気動向指数など経済変数との動きと整合していない可能性があり、持続的需要変動と経済活動について検討する必要があるかもしれない。
- ▶ また、従来モデル（X12-ARIMA）において課題であった、推定期間に対する推定結果の頑健性を確認するため、DECOMP法、非ガウス型状態空間モデルの両モデルにおいて、推定に用いるデータの期間について検討が必要と考えられる。推定期間（例：10年など）を固定して、新しいデータが得られる度に推定期間をスライドして推定する場合、あるいは、推定期間の開始期（例：1996年4月）を固定して、新たなデータが得られる度に、推定期間を延長して、持続的需要変動を推定する場合とでどの程度、推定結果が変化するかを検討することは、今後、実務における運用の参考となると考えられる。

## 参考文献(1)

- ◆ 北川源四郎 (1996)「モンテカルロ・フィルタおよび平滑化について」,統計数理,44(1),pp.31-48.
- ◆ 資源エネルギー庁 (2022.7)「容量市場について」,第68回総合資源エネルギー調査会 電力・ガス事業分科会 電力・ガス基本政策小委員会 制度検討作業部会 (配付資料6),2022年7月,URL: [https://www.meti.go.jp/shingikai/enecho/denryoku\\_gas/denryoku\\_gas/seido\\_kento/pdf/068\\_06\\_00.pdf](https://www.meti.go.jp/shingikai/enecho/denryoku_gas/denryoku_gas/seido_kento/pdf/068_06_00.pdf) (アクセス日:2022年12月1日)
- ◆ 資源エネルギー庁 (2022.11)「需給バランスに係る需要及び供給力計上ガイドライン」, 電力・ガス事業部 電力基盤整備課電力供給室, 2022年11月, URL: [https://www.enecho.meti.go.jp/category/electricity\\_and\\_gas/electricity\\_measures/001/pdf/guideline.pdf](https://www.enecho.meti.go.jp/category/electricity_and_gas/electricity_measures/001/pdf/guideline.pdf) (アクセス日:2022年12月1日).
- ◆ 電力広域的運営推進機関 (2017)「調整力及び需給バランス評価等に関する委員会平成28年度(2016年度)とりまとめ」, 調整力及び需給バランス評価等に関する委員会, 2017年3月, URL: [https://www.occto.or.jp/houkokusho/2017/files/2016\\_chousei\\_jukyu\\_torimatome.pdf](https://www.occto.or.jp/houkokusho/2017/files/2016_chousei_jukyu_torimatome.pdf) (アクセス日: 2022年12月1日).
- ◆ 電力広域的運営推進機関(2020)「持続的需要変動対応の必要供給予備力について」, 第54回 調整力及び需給バランス評価等に関する委員会 (配付資料4), 2020年10月, URL: [https://www.occto.or.jp/iinkai/chouseiryoku/2020/files/chousei\\_54\\_04.pdf](https://www.occto.or.jp/iinkai/chouseiryoku/2020/files/chousei_54_04.pdf) (アクセス日:2022年12月1日).
- ◆ 電力広域的運営推進機関(2021)「持続的需要変動対応の必要供給予備力について」,第65回調整力及び需給バランス評価等に関する委員会 (配付資料4), 2021年9月, URL: [https://www.occto.or.jp/iinkai/chouseiryoku/2021/files/chousei\\_65\\_04r.pdf](https://www.occto.or.jp/iinkai/chouseiryoku/2021/files/chousei_65_04r.pdf) (アクセス日:2022年12月1日).
- ◆ 電力広域的運営推進機関(2022)「持続的需要変動勉強会 検討報告書」,第77回調整力及び需給バランス評価等に関する委員会 (配付資料1-1 別紙),2022年9月,URL: [https://www.occto.or.jp/iinkai/chouseiryoku/2022/files/chousei\\_77\\_01\\_1\\_besshi.pdf](https://www.occto.or.jp/iinkai/chouseiryoku/2022/files/chousei_77_01_1_besshi.pdf) (アクセス日:2022年12月1日).

## 参考文献(2)

- ◆ 中村和幸・上野玄太・樋口知之 (2005) 「データ同化: その概念と計算アルゴリズム」, 統計数理, 第53巻, 第2号, pp.211-229.
- ◆ 樋口知之 (2011) 『予測にいかす統計モデリングの基本—ベイズ統計入門から応用まで』, 講談社.
- ◆ Kitagawa, G. (1996). Monte Carlo filter and smoother for non-Gaussian nonlinear state space models. *Journal of computational and graphical statistics*, 5(1), 1-25.
- ◆ Kitagawa, G. (1998). A self-organizing state-space model. *Journal of the American Statistical Association*, Vol. 93, No. 443, 1203-1215.