

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について

電力中央研究所 社会経済研究所

加部 哲史・林田 元就

電力広域的運営推進機関・持続的需要変動に関する勉強会向け資料

2022年9月8日

 電力中央研究所

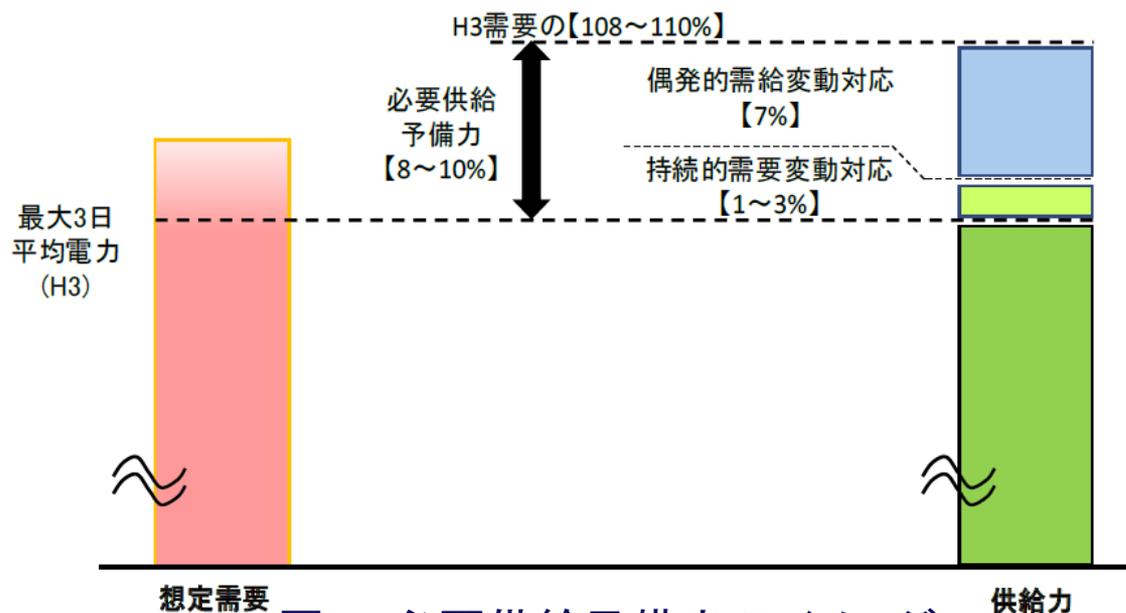
目次

1. 本研究の背景と目的
2. 分析対象データの説明 ー気温補正済み最大3日平均電力ー
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(全期間)
 - 推定結果:2012年4月～2022年3月(震災後期間)
5. まとめと今後の課題

1 本研究の背景と目的

本研究の背景(1)

- ◆ 電力広域的運営推進機関(2017)によれば、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%)と、持続的需要変動に対応するもの(同1~3%、下の※を参照)との合計とされている(図1)。



※持続的需要変動は、広域的運営推進機関の調整力及び需給バランス評価等に関する委員会において、毎年見直されている。直近の見直し検討の結果を示した、電力広域的運営推進機関(2021)では、これまでの1%を暫定的に継続してはどうかとしている。

注: 電力広域的運営推進機関(2017)より図 2-1-1-1 を転載。

本研究の背景(1)

- ◆ **偶発的需給変動**は需給の確率的な変動に備えた予備力のことで、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 $0.048 \text{ kWh/kW}\cdot\text{年}$ となるよう計算される。
- ◆ 一方、**持続的需要変動**は景気循環に伴う需要変動に備えた予備力のことであり、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 H3 の季節調整済み系列(TC成分)を計算し、その**回帰直線**(T成分)からの上振れ量として計算されてきた(図2)。

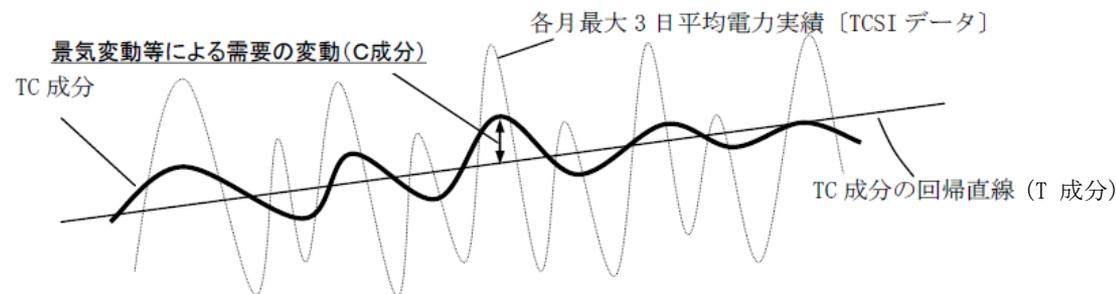


図2: 景気変動等による需要変動量の算定イメージ

注: 電力広域的運営推進機関(2017)の図 2-1-3-1 に一部加筆した上で転載。

本研究の背景(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大きく異なる結果、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3)」、「**循環(C)成分をT成分によらない方法で評価できないか**」という課題があると提起している。

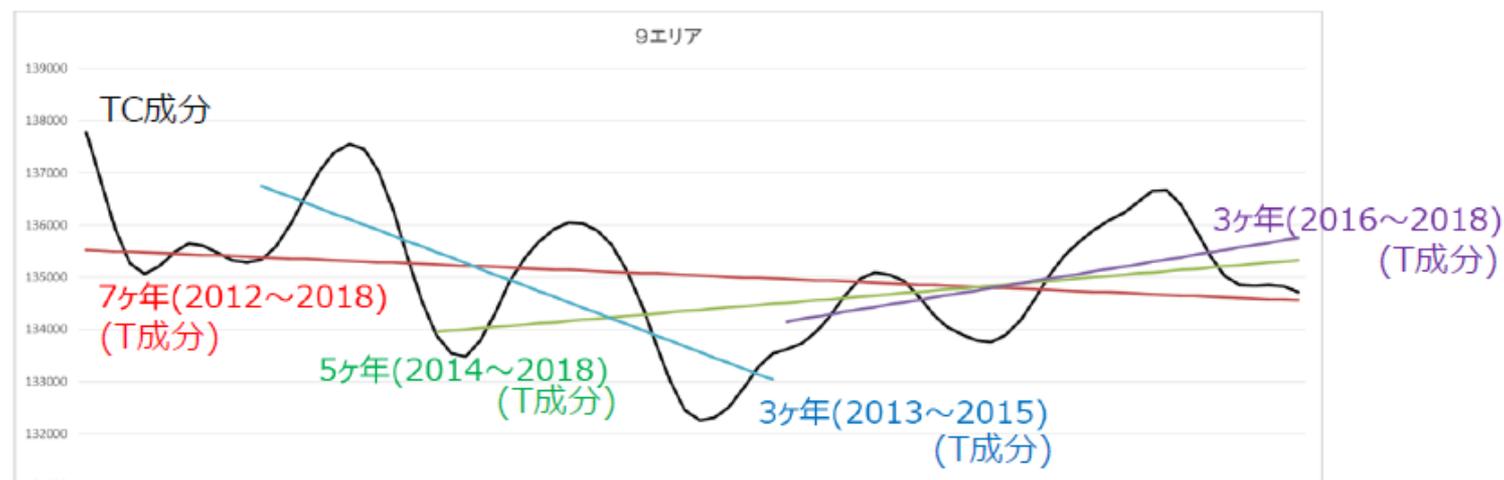


図 3: 景気変動等による需要変動の分析

注: 電力広域的運営推進機関(2020)よりスライド5の図を転載。

本研究の背景(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、T成分、C成分、季節(S)成分の各成分を統一的に扱うことができ、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(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。
- ◆ DECOMP法の長所として、時系列データに生じる異常値を、外れ値(AO)、レベルシフト(LS)、傾斜的なレベルシフト(RAMP)を示すダミー変数により処理することができ、さらに、この異常値の形態や発生時期は情報量規準により自動探索することができる点が挙げられる。
- ◆ しかし、検討を進める中で、異常値を設定してから、次数を決めるのか、次数を決定してから、異常値を探索するのかなど、探索手順の違いにより、推定結果に違いが生じる場合があることが分かった。このことは、異常値処理(outlier設定)の際に恣意性が入り込む可能性があることを示している。

本研究の目的

- ◆ こうした中、本研究では、DECOMP法では正規分布が仮定されている、誤差項の分布の仮定を変更し、異常値の発生を確率的な変動として捉えることにより、異常値処理の際の恣意性を回避できないかどうかを検討する。
- ◆ 具体的には、誤差項の分布に裾の厚い t 分布 ([スライド39](#)) を仮定した **非ガウス型状態空間モデル** (非ガウス型モデル) を用いて持続的需要変動 (H3実績に占める 循環成分の比率) を推計し、DECOMP法による結果と比較する。
- ◆ 本資料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、 t 分布を仮定した非ガウス型モデルと推定方法の概要を説明し、第4節では、非ガウス型モデルによる推定結果やDECOMP法によるモデル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 —

分析対象データの説明(1)

- ◆ 持続的需要変動の推定に用いる最大3日平均電力(H3)とは、
 - 各月における毎日の最大電力(1時間平均値)を上位3日の平均値。
 - 資源エネルギー庁(2021)において、最大需要電力(kW)の算出方法として定義されている。上位1日ではなく、3日平均を用いるのは、気象の影響などの特異な影響を小さくするためとされている。
 - 本資料の分析では、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日平均電力のデータを用いた。
- ◆ (参考)気温補正の方法
 - 気温補正済みH3は、各エリアのH3から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。以下の通り、エリアによって算出方法に若干の違いがある。
 - 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。

分析対象データの説明(2)

◆ 気温補正済み最大3日平均電力(9エリア計)の推移(図4)

- 気温補正済みであるが、強い季節性が観察される。
- 2000年代前半までは増加トレンドが観察されるが、2003～04年頃、2008～11年頃を境に増加トレンドが屈折している。平成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。
- 季節変動のパターンに変化が見られる。

分析対象データの説明(3)

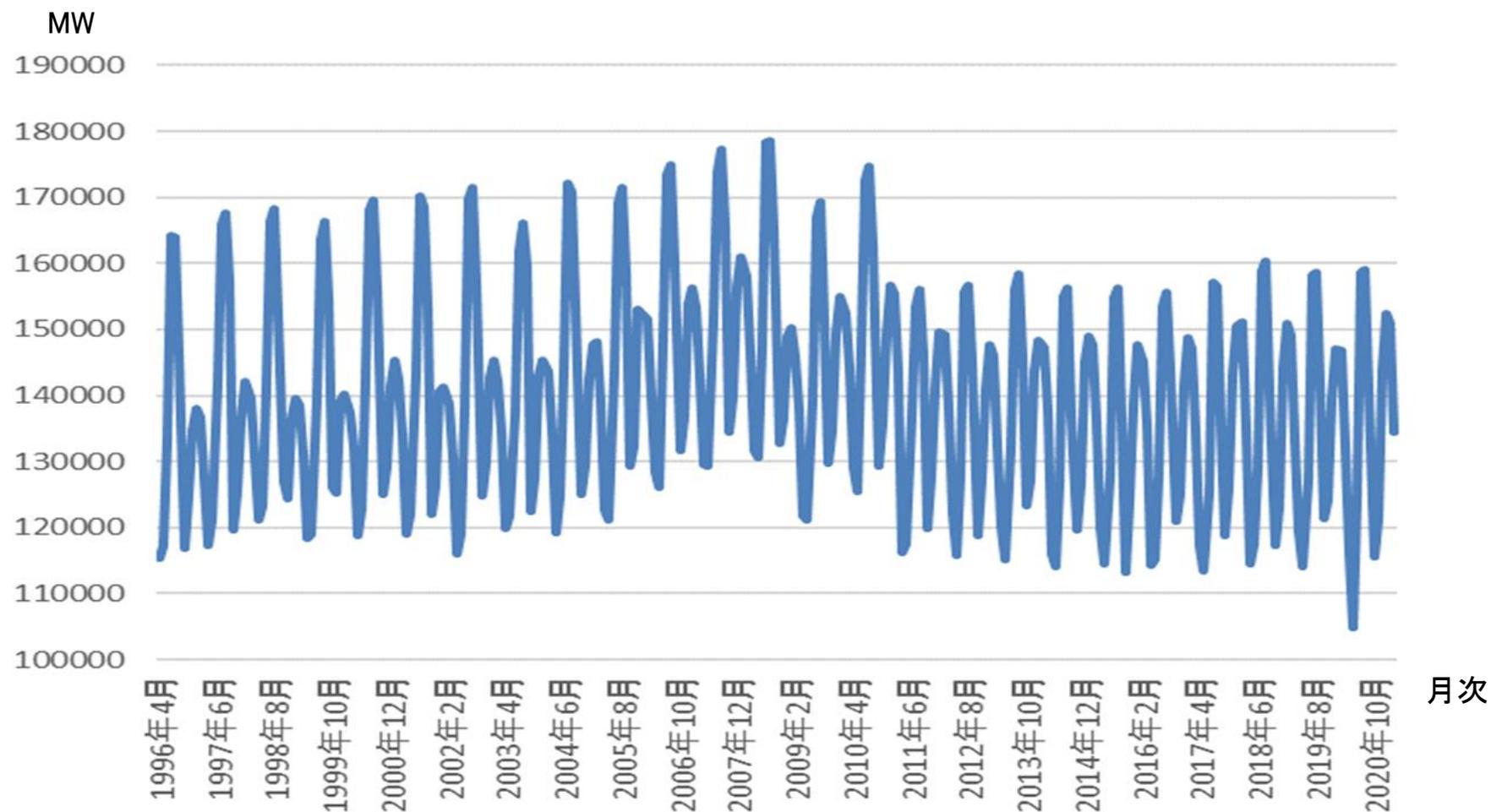


図 4: 気温補正済み最大3日平均電力(9エリア計)の推移

注: 電力広域的運営推進機関により提供されたデータを用いて筆者が作成した。

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)

- ◆ 本資料では、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より、持続的需要変動の推計を試みる。
- ◆ 気温補正済み H3 (y_t) を、トレンド成分 (tr_t)、循環成分 (c_t)、季節成分 (s_t)、誤差項 (ε_t) の4成分に分解できると仮定すると、 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)

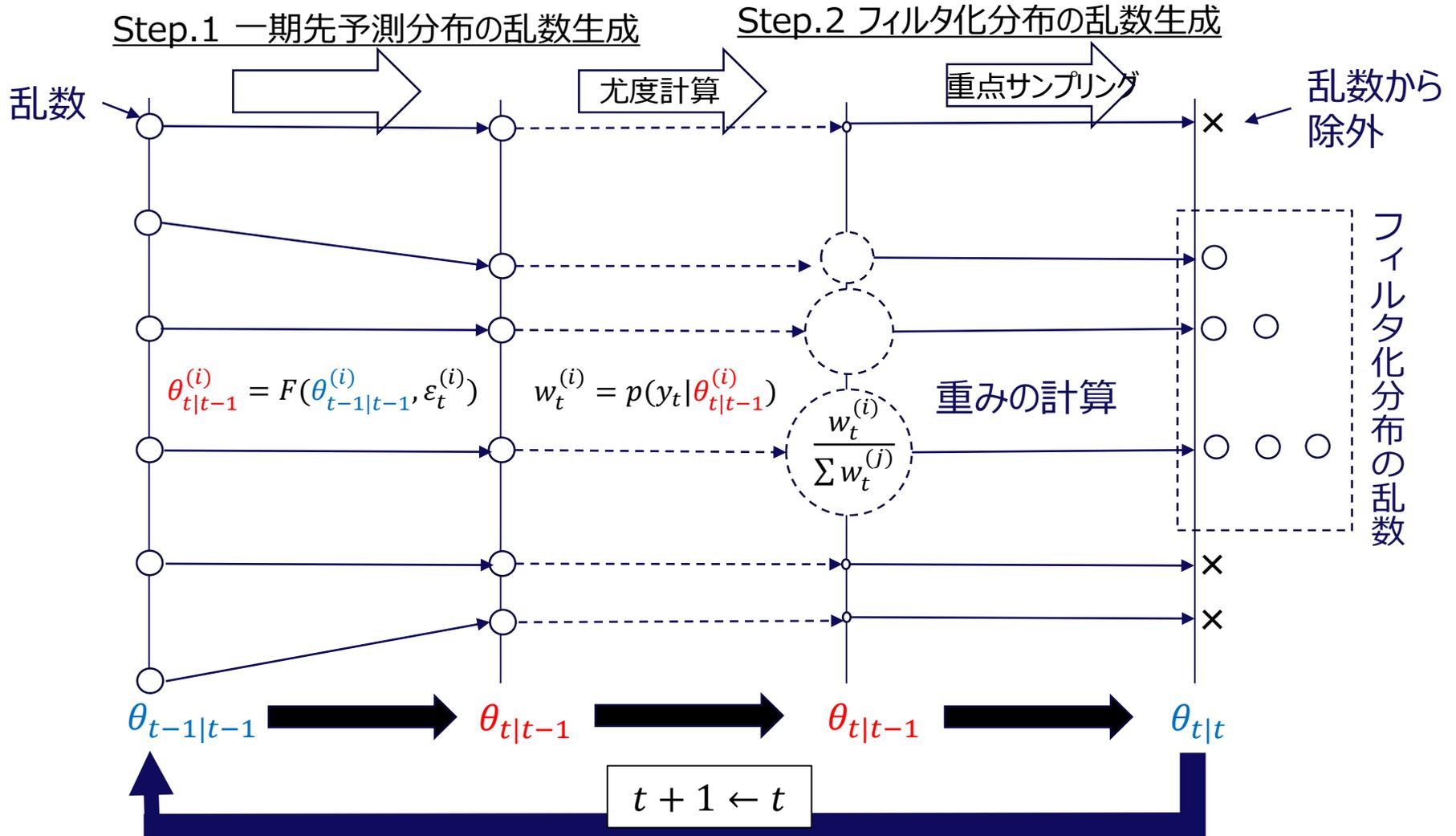
- ◆ ここで、 l は T 成分の次数、 m は C 成分の次数、 n は S 成分の次数を示している。
- ◆ 各方程式の誤差項 ($\varepsilon_t, \varepsilon_{1t}, \varepsilon_{2t}, \varepsilon_{3t}$) は、自由度 (ν, ν_1, ν_2, ν_3) の t 分布 (スライド39) に従うと仮定する。このことから、スライド15のように定式化されるモデルは、線型**非ガウス**状態空間モデルと呼ばれる。
- ◆ 一方、統計数理研究所が開発したDECOMPは、線型ガウス状態空間モデルに基づく季節調整プログラムであり、本資料の分析に用いるモデルとの違いは各方程式の誤差項の分布の仮定のみである。DECOMP の季節調整モデルでは、スライド15の定式化の下で誤差項の分布に正規分布が仮定されている。
- ◆ 本資料では、気温補正済み H3 に占める循環成分の比率 (c_t/y_t) の推定期間における最大値を最大変動率と定義する。

推定方法の概要(1)

- ◆ 本資料では、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)。
- ◆ その手順は以下の通りである。
 - Step 0: 初期分布から乱数(10万サンプル)を生成する。
 - Step 1: 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C成分の方程式の自己回帰係数($\{a_i\}_{i=1}^m$)に対して、微小分散ノイズ(スライド19)を加えることで乱数を生成する。
 - Step 2: 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い、Step1の乱数をフィルタ化分布の乱数へ更新する。
 - Step 3: Step2で生成したフィルタ化分布の乱数を用いて、平滑化分布のサンプルを更新し、Step1に戻る。
 - Step 4: 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。

粒子フィルタの概要



樋口 (2011) をもとに筆者作成

事後分布が縮退する問題への対応

- ◆ 粒子フィルタにおいて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に、粒子フィルタを用いて同時推定するとき、**パラメータの事後分布が縮退してしまう問題**がしばしば生じる(標準偏差が 0 になってしまう)。このとき、事後分布から生成される乱数は、一定の値しかとることができない。
 - そこで、本資料の推定では、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。
 - 詳細は中野他(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

- ◆ 推定は、1996年4月から2022年3月までの**全期間**と、2012年4月から2022年3月までの**震災後期間**の2つの期間別に行った。
- ◆ 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**の影響が含まれない期間であるのに対し、全期間はそれらの出来事が含まれた期間となっている。
- ◆ 本資料では、両者の期間別に推定を行い、その結果をDECOMP法の推定結果と比較することにより検討する。
- ◆ DECOMP法により推定された最大変動率は、すべてのモデルで、異常値処理ありの場合が、異常値処理なしの場合よりも小さい。
- ◆ 本資料では、非ガウスモデルの最大変動率が、**DECOMP法の異常値処理なしの場合の結果よりも小さく、かつ、異常値処理ありの場合の結果の水準近辺で推計できた場合に、非ガウスモデルにおいて異常値処理を回避**できたと評価することにする。

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23）

- 赤池情報量規準により、 $(l, m, n) = (1, 1, 2)$ の M2 が選択された。
- M2 の場合、誤差項の分布の自由度の推定値は 2～9 であった。これらは誤差項における t 分布の仮定の妥当性を示す結果と言える。
- M2 の場合、最大変動率は 1999 年 10 月に生じた 2.8 % であった。
- 最大変動率は、T成分の次数が1次の場合よりも、2次の場合に大きい。これは、T成分とC成分の定式化によって、最大変動率の推定結果が大きく変わりうることを示している。定式化のさらなる検討が必要。

◆ 成分分解の推定結果（スライド24）

- T成分の推移をみると、2007年12月から09年3月の時期と、11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が反映しているとみられる。
- 季節成分をみると、6、7、8、9 月（夏季）の成分は経年的な減少、12、1、2、3 月（冬季）の成分は経年的な増加が観察される。再エネの拡大や熱需要の電化などの動きが背景にあるとみられる。

推定結果：1996年4月～2022年3月（2）

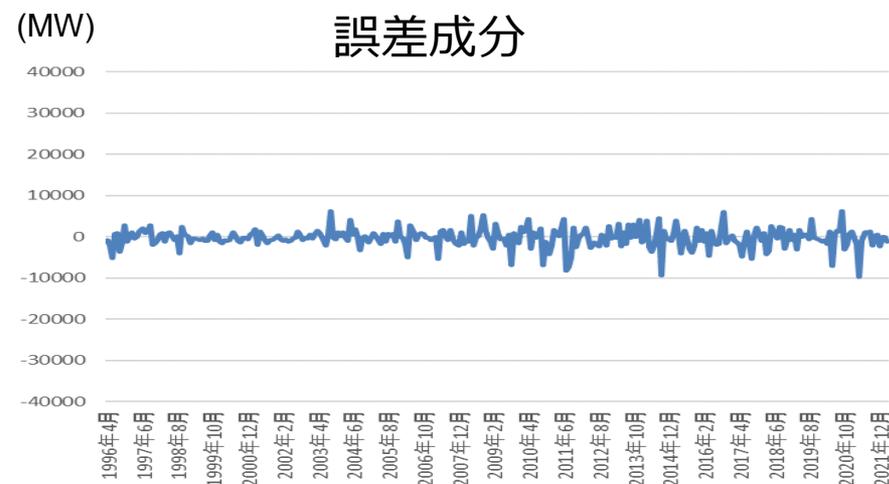
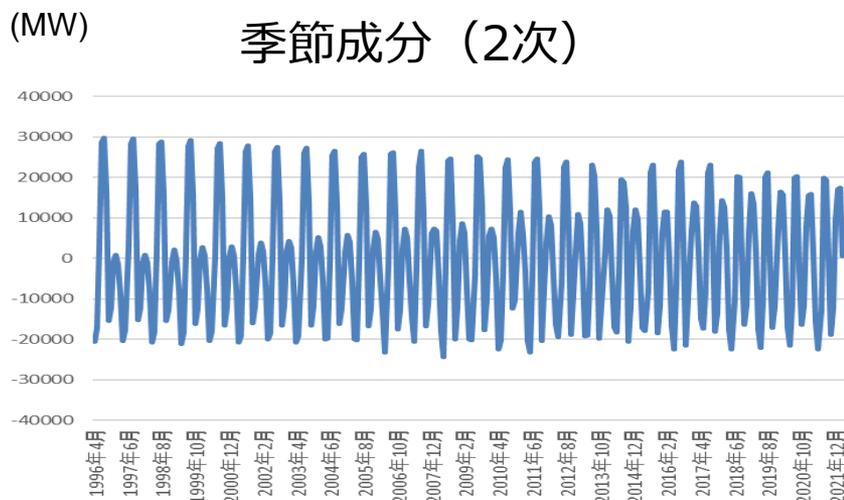
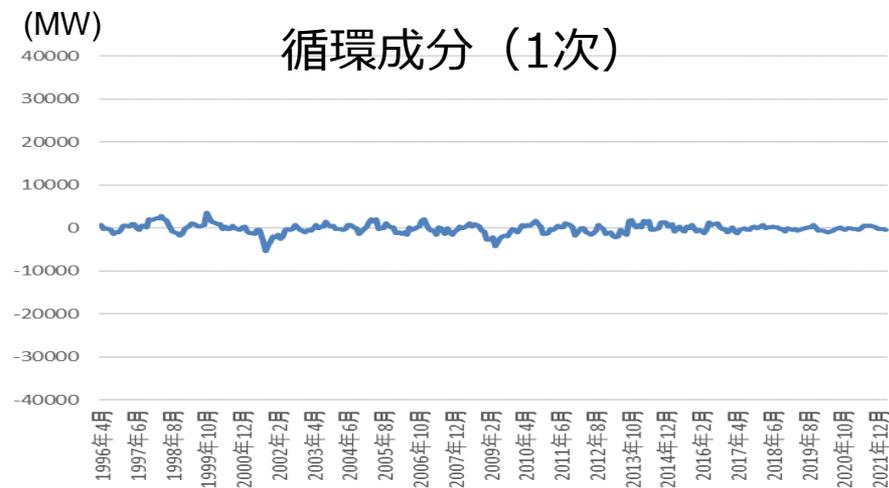
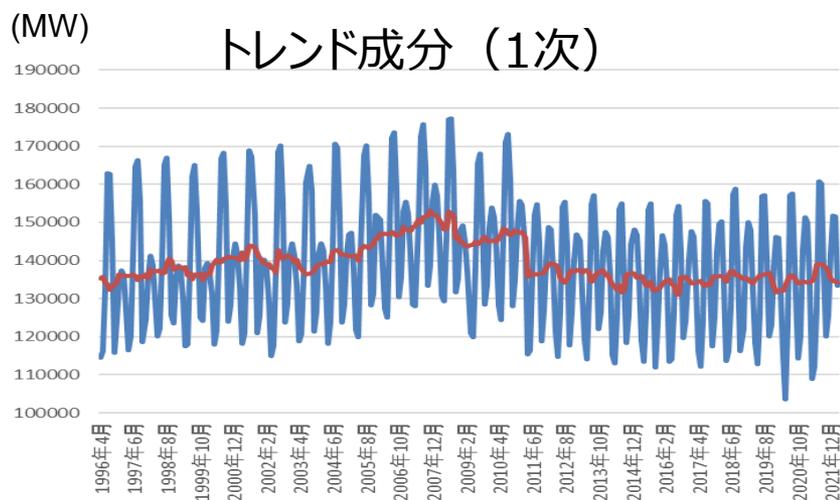
◆ パラメータ(誤差項の分布・自己回帰係数)の推定結果：M1～M8

次数 (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)
観測方程式 の誤差項	σ	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)
	ν	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	σ_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)
	ν_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	σ_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)
	ν_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	σ_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)
	ν_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。

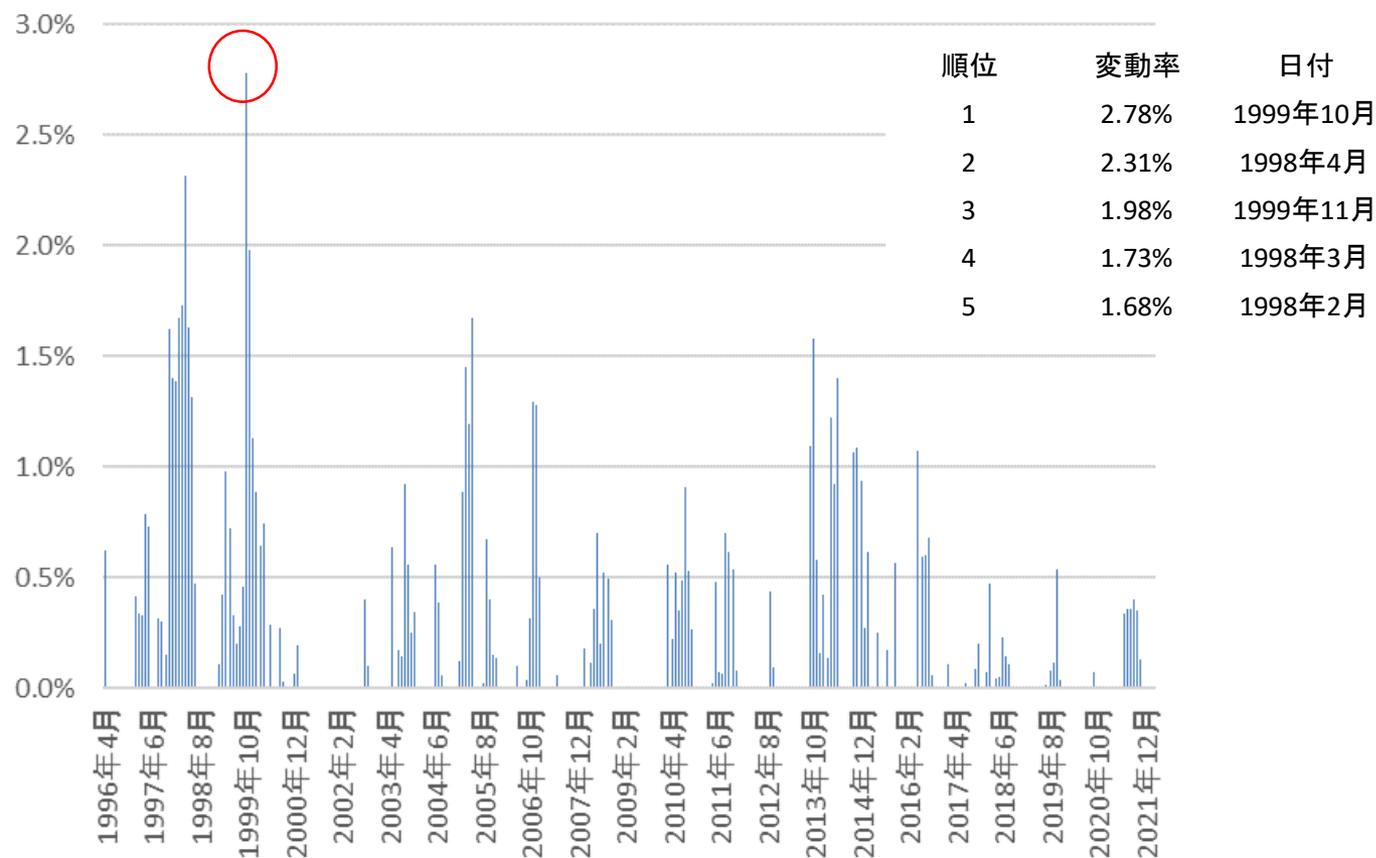
推定結果：1996年4月～2022年3月（3）

◆ 成分分解（T、C、S、I）の推定結果：M2



推定結果：1996年4月～2022年3月（4）

- ◆ 変動率（気温補正済み H3 実績に対する循環成分の比率）：M2
 - 1999年10月と1998年4月に 2 %を超える、高めの変動率が生じた。



推定結果：1996年4月～2022年3月（5）

◆ DECOMP 法による結果との比較

- 非ガウスモデルでは M2、DECOMP法では、異常値処理なしの場合には M2、異常値処理ありの場合には M6 が選択される。
- それぞれの最大変動率をみると、非ガウスモデルでは2.8%と、DECOMP法の異常値処理を行った場合の2.3%、異常値処理を行わない場合の2.7%より大きかった。このことは、非ガウス型モデルでは**異常値処理が不十分となっている可能性**を示唆している。最大値の発生年月が異なっている要因などを整理する必要がある。

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9月	10年9月	15年2月	10年9月	10年9月	10年9月	15年2月	10年9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「持続的需要変動に関する勉強会報告書（案）」の8スライド（異常値処理なし）と38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28）

- 赤池情報量規準により、 $(l, m, n) = (1, 1, 2)$ の M2 が選択された。
- M2 の場合、誤差項の分布の自由度はいずれも 5 の近辺で推定された。これらは t 分布の仮定の妥当性を示していると言える。
- M2 の場合、最大変動率は 2013 年 10 月の 2.5 % である。

◆ 成分分解の推定結果（スライド29）

- トレンド成分に経年的な変化はみられない。
- 季節成分の経年的変化は、全期間の推定結果に比べ小さいものの、4、5、11月（端境期）では減少、1、2月（冬季）、および、7、8月（夏季）では増加する傾向が観察される。
- 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）に観察される。

推定結果：2012年4月～2022年3月（2）

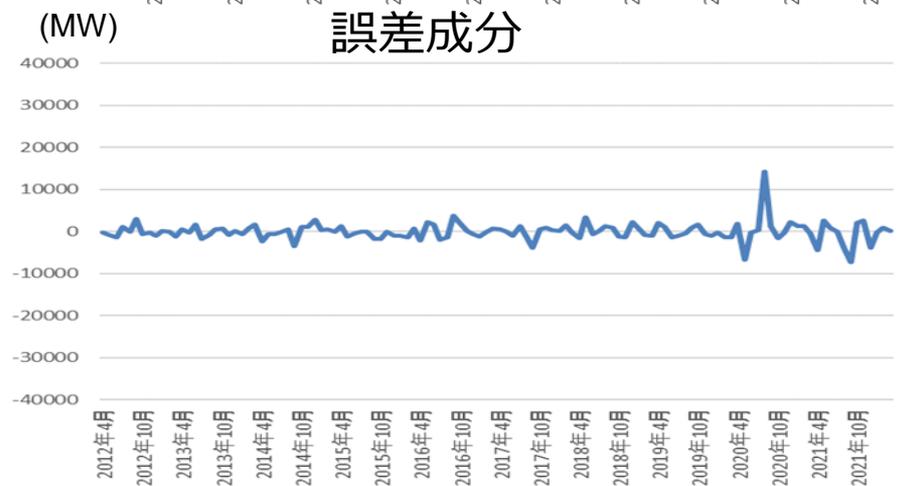
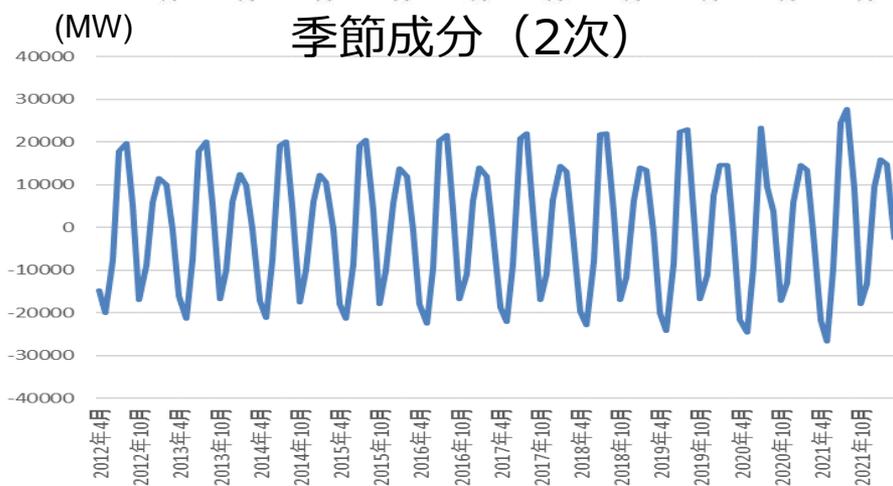
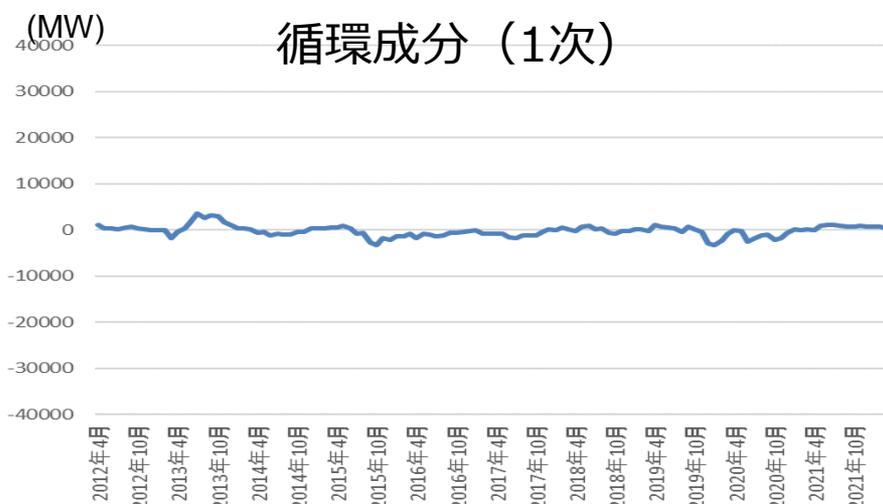
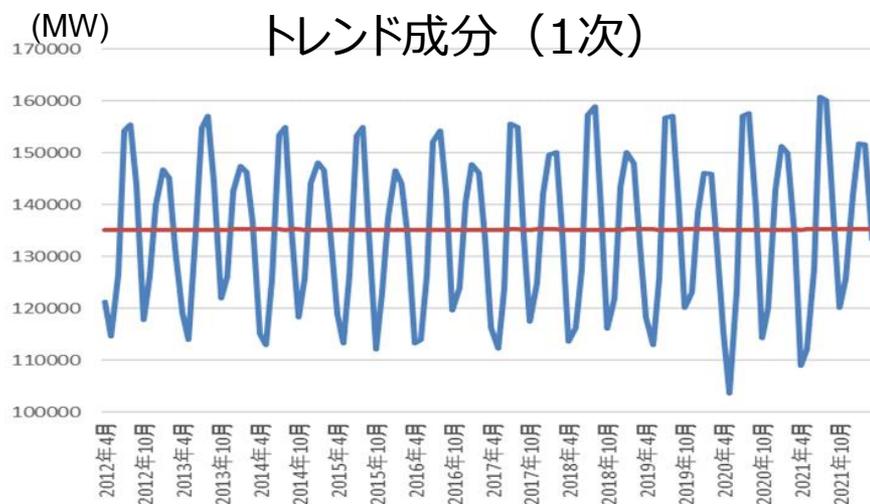
◆ パラメータ(誤差項の分布・自己回帰係数)の推定結果：M1～M8

		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	σ	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)
	ν	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	σ_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)
	ν_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	σ_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)
	ν_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	σ_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)
	ν_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）

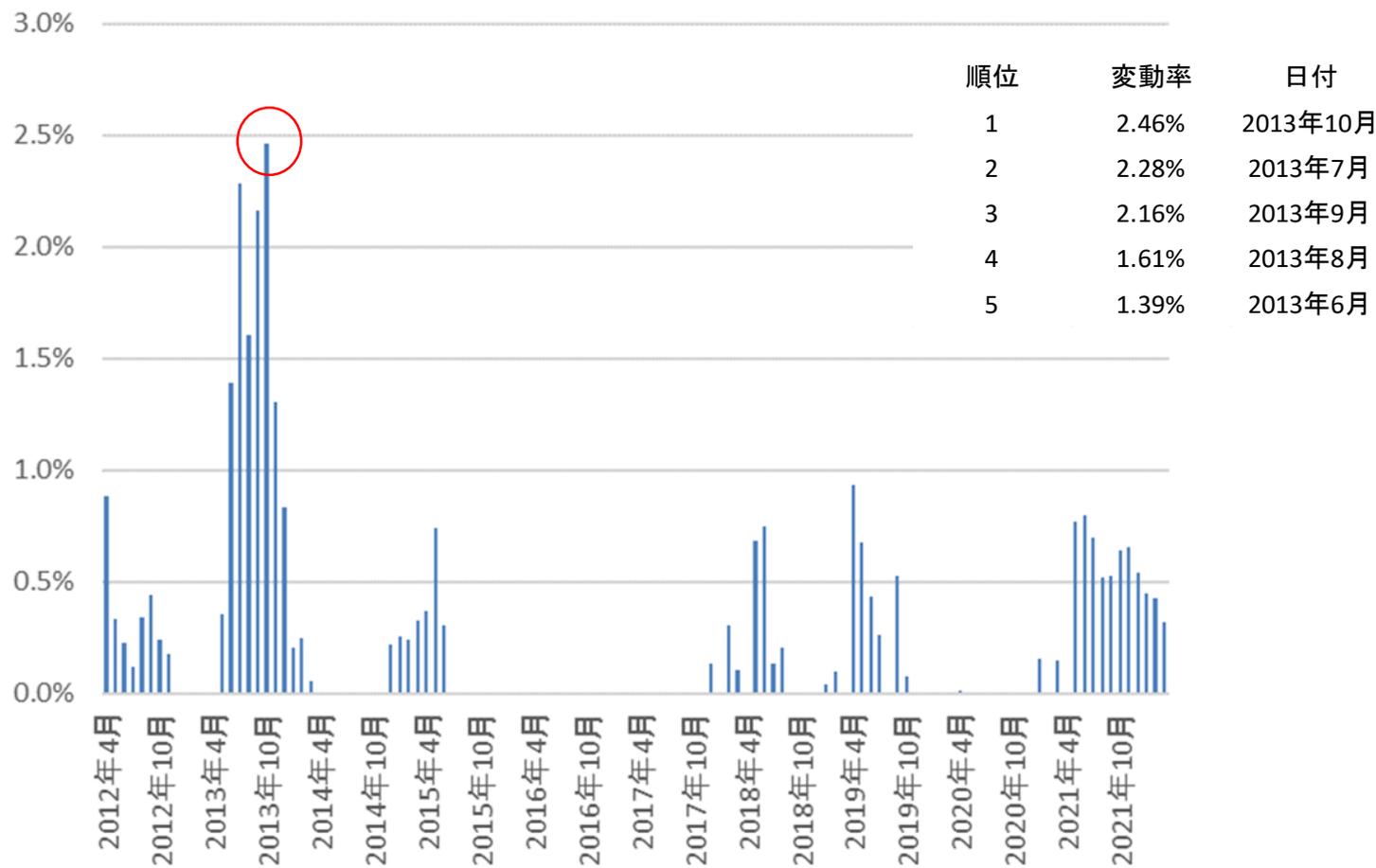
◆ 成分分解（T、C、S、I）の推定結果：M2



推定結果：2012年4月～2022年3月（4）

◆ 変動率（気温補正済み H3 実績に対する循環成分の比率）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 法による結果との比較

- 非ガウスモデルではM2、DECOMP法ではM1が選択された。相違点はS成分の次数であり、DECOMP法では季節パターンが経年的に一定であったことを示しているのに対し、非ガウスモデルでは季節パターンに傾向変化があったことを示している。
- 非ガウスモデルにより推計された最大変動率は2.5%であった。異常値処理なしの非ガウスモデルによる推計により、異常値ありのDECOMP法による推計と同水準の結果が得られた。

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4月	13年10月	12年4月	13年10月	13年10月	18年5月	13年10月	18年5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「持続的需要変動に関する勉強会報告書（案）」の76スライドから抜粋した。

5 まとめと今後の課題

おわりに(1)

- ◆ 本資料では、誤差項に t 分布を仮定した非ガウス状態空間モデルを気温補正済み最大3日平均電力(H3)に適用し、持続的需要変動を推計した結果を紹介した。また、広域機関において検討中のDECOMP法による推計結果と比較し、非ガウス型モデルの利用により、DECOMP法で必要な異常値処理を回避できるかどうかについて、全期間と震災後期間の2つの推定期間における結果を検討した。
- ◆ モデル選択の結果
 - 情報量規準に基づくモデル選択の結果、全期間での推定、震災後期間での推定のいずれのケースにおいても、T成分とC成分が1次、S成分が2次のM2が選択された。
- ◆ パラメータと成分(T, C, S)の推定結果
 - 全期間(M2)の推定結果では、T成分は、リーマン・ショック前後と、東日本大震災時に大きく下方シフトした可能性が示唆された。季節パターン(成分)は経年的に変化しており、夏季は経年的に減少、冬季は経年的に増加していることが示唆された。再エネの拡大や加熱需要での電化の進展などが反映した結果と考えることができる。

おわりに(2)

◆ パラメータと成分(T, C, S)の推定結果(続き)

- 震災後期間(M2)の推定結果では、T成分に経年的な変化はみられなかった。季節パターン(成分)の経年変化は、全期間の推定結果に比べ小さいものの、端境期では減少、冬季、および、夏季は増加する傾向が観察された。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。

◆ 最大変動率の推計と異常値処理の回避

- 全期間: 非ガウス型モデルでは異常値処理が不十分である可能性がある
最大変動率の推計結果は、非ガウスモデルでは2.8%と、DECOMP法の異常値処理を行った場合の2.3%より大きく、さらに、異常値処理を行わない場合の2.7%よりも大きかった。
- 震災後期間: 非ガウス型モデルを使えば異常値処理は不要である
最大変動率の推計結果は、非ガウスモデルでは2.5%と、DECOMP法による異常値なしの場合の2.6%、異常値処理なしの場合の2.5%と同水準の結果が得られた。
- リーマンショックや東日本大震災などの大きなショックを含む全期間の推定結果では、誤差項に t 分布を仮定した非ガウス型モデルでは異常値処理が不十分である可能性を示す結果となった。

おわりに(2)

◆ 今後の課題

- 全期間の推計結果について、最大変動率をM1～M8のモデル候補間で比較すると、最大変動率は、T成分の次数が1次の場合よりも、2次の場合に大きい傾向があることが分かった。これは、T成分とC成分の定式化によって、最大変動率の推定結果が大きく変わりうることを示している。この問題の解決策の1つとして、例えば、C成分の変動を景気循環に依存した変動と定義し、C成分の方程式に13～60ヵ月までの短期の周期を捉えるような制約を加える、あるいは、景気動向指数などの景気を表す指標でコントロールするなどの方策が考えられる。
- 全期間の推計結果では、誤差項に t 分布を仮定した非ガウス型モデルでは異常値処理が不十分である可能性を示す結果となった。モデルの改良を進めるにあたり、どのような要因で最大変動率が発生したかを整理する必要がある。また、ピアソン分布族のその他の分布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。

おわりに(2)

◆ 今後の課題(続)

- 推定期間の設定についてもさらなる検討が必要と考えられる。推定期間(例えば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(例えば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推計する場合とどちらが頑健に持続的需要変動が推定できるのかについて、検討しておく必要がある。
- リーマン・ショック前後、東日本大震災前後、景気基準日付の山谷の前後、猛暑厳冬の前後で逐次的に(データを1個ずつ、あるいは、12個ずつ追加しながら)推計を行った場合に、持続的需要変動の推計結果がどのように変化するかについても検討をしておく必要がある。こうした検討の蓄積は、今後、新たなデータが加わった際に、異常値処理をどのように行っていくのが良いのかについての指針になるものと考えられる。

参考文献

- ◆ 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（2021）「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, 2021年12月, URL: https://www.enecho.meti.go.jp/category/electricity_and_gas/electricity_measures/001/pdf/guideline.pdf（アクセス日: 2022年8月30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（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: http://www.occto.or.jp/houkokusho/2017/files/2016_chousei_jukyu_torimatome.pdf（アクセス日: 2022年8月30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）, URL: https://www.occto.or.jp/iinkai/chouseiryoku/2020/files/chousei_54_04.pdf（アクセス日: 2022年8月30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）, URL: https://www.occto.or.jp/iinkai/chouseiryoku/2021/files/chousei_65_04r.pdf（アクセス日: 2022年9月15日）.
- ◆ 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.

参考文献

- ◆ Alspach, D., & Sorenson, H. (1972). Nonlinear Bayesian estimation using Gaussian sum approximations. *IEEE transactions on automatic control*, 17(4), 439-448.
- ◆ Gersch, W., & Kitagawa, G. (1983). The prediction of time series with trends and seasonalities. *Journal of Business & Economic Statistics*, 1(3), 253-264.
- ◆ Gordon, N. J., Salmond, D. J., & Smith, A. F. (1993, April). Novel approach to nonlinear/non-Gaussian Bayesian state estimation. In *IEE proceedings F (radar and signal processing)* (Vol. 140, No. 2, pp. 107-113). IET Digital Library.
- ◆ Kitagawa, G. (1987). Non-gaussian state-space modeling of nonstationary time series. *Journal of the American statistical association*, 82(400), 1032-1041.
- ◆ Kitagawa, G. (1989). Non-Gaussian seasonal adjustment. *Computers & Mathematics with Applications*, 18(6-7), 503-514.
- ◆ Kitagawa, G. (1994). The two-filter formula for smoothing and an implementation of the Gaussian-sum smoother. *Annals of the Institute of Statistical Mathematics*, 46(4), 605-623.
- ◆ 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*, 1203-1215.

参考

(参考) 正規分布とt分布

◆ 正規分布 (ガウス分布)

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

μ : 平均、 σ^2 : 分散

◆ t分布

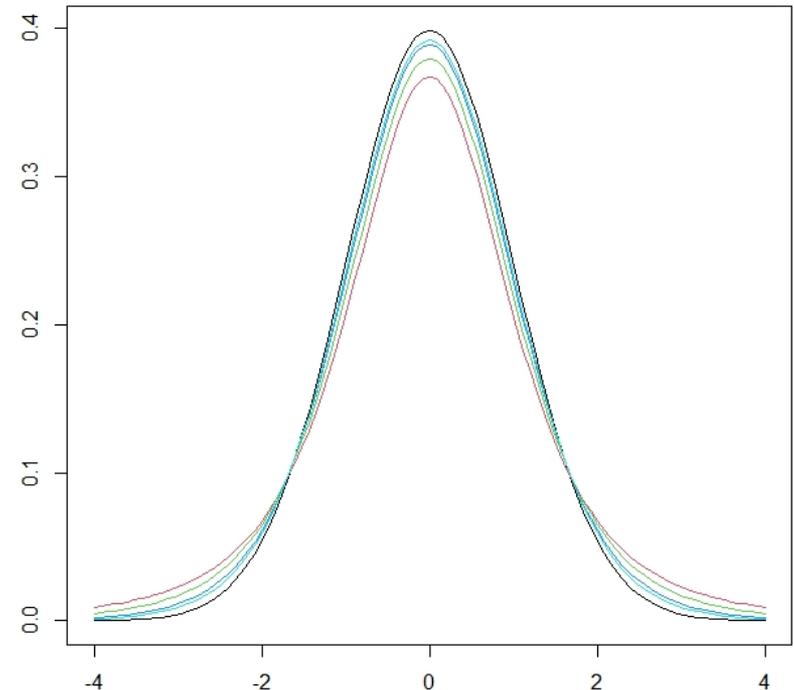
$$p(x) = \frac{\Gamma\left(\frac{\nu+1}{2}\right)}{\Gamma\left(\frac{\nu}{2}\right)\sqrt{\pi\nu}\sigma} \left(1 + \frac{1}{\nu}\left(\frac{x-\mu}{\sigma}\right)^2\right)^{-(\nu+1)/2}$$

μ : 位置パラメータ、 σ : 尺度パラメータ、 ν : 自由度

※平均 μ 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）