

持続的需要変動対応の必要供給予備力について

2021年9月22日

調整力及び需給バランス評価等に関する委員会 事務局

- 必要供給予備力のうち、持続的需要変動対応分の分析については、前々回(第44回)本委員会(2019年10月23日)において、従来手法(X-12 ARIMA & 回帰分析)におけるT成分(トレンド成分)とC成分(循環成分)の分析方法に係る課題についてご意見をいただいた。
- 上記を踏まえ、前回(第54回)本委員会(2020年10月1日)において、DECOMP法という新たな分析手法の導入の可能性について検討を行い、今後、その導入是非(持続的需要変動対応分の評価への適用の妥当性)について詳細検討することとしていた。
- 今回、DECOMP法の追加分析を実施し、今後の進め方について整理したため、ご議論いただきたい。

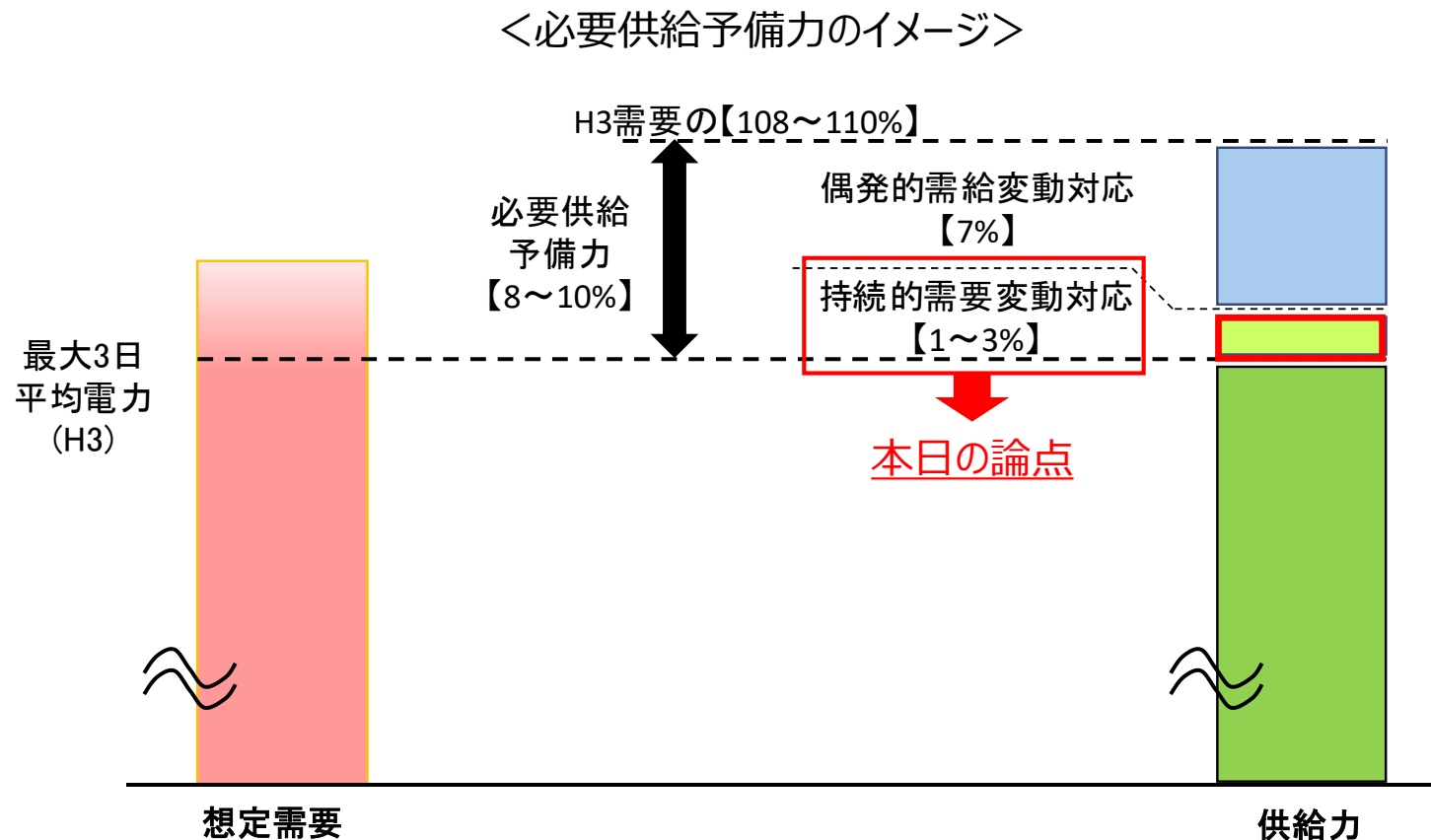
今後の進め方

25

- 今回、第44回本委員会で抽出された従来手法(X-12 ARIMA & 回帰直線分析)の分析内容の課題を踏まえ、Decomp法という新たな手法の導入の可能性について検討を行った。長期間の分析やイレギュラー期間を除いた短期間の分析では、分析結果の安定性が確認され、今後の持続的需要変動対応分の分析手法として活用できる可能性を確認した。
- したがって、Decomp法という新たな手法の導入是非(持続的需要変動対応分の評価への適用の妥当性)について、今後、詳細検討することとしてはどうか。
- また、上記のDecomp法の導入是非についての検討結果が得られるまでの間は、持続的需要変動対応の必要供給予備力は、以下の状況を踏まえ、これまでの1%を暫定的に継続することとしてはどうか。
 - 試行的に実施したDecomp法による2012年度～2019年度データでの評価結果としては、C成分/H3需要実績の最大値は1.6%であり、2%を上回る分析結果ではなかった。
 - 次ページ以降に示す従来手法(X-12 ARIMA & 回帰直線分析)による2012年度～2019年度データでの評価結果としては、季節調整後のTC成分からT成分を8ヶ年、6ヶ年、4ヶ年の回帰対象期間にて評価した場合のC成分/T成分の最大値は1.3%～1.7%であり、2%を上回る分析結果ではなかった。

出所) 第54回調整力及び需給バランス評価等に関する委員会(2020年10月1日)資料4 https://www.occto.or.jp/iinkai/chouseiryoku/2020/chousei_jukyu_54_haifu.html

- 必要供給予備力のうち、景気変動等による需要変動（持続的需要変動）対応分について、前回（第53回本委員会にて）議論いただいた課題を踏まえ、最新の需要実績から分析を行い、今後の方向性を整理したので、ご議論いただきたい。



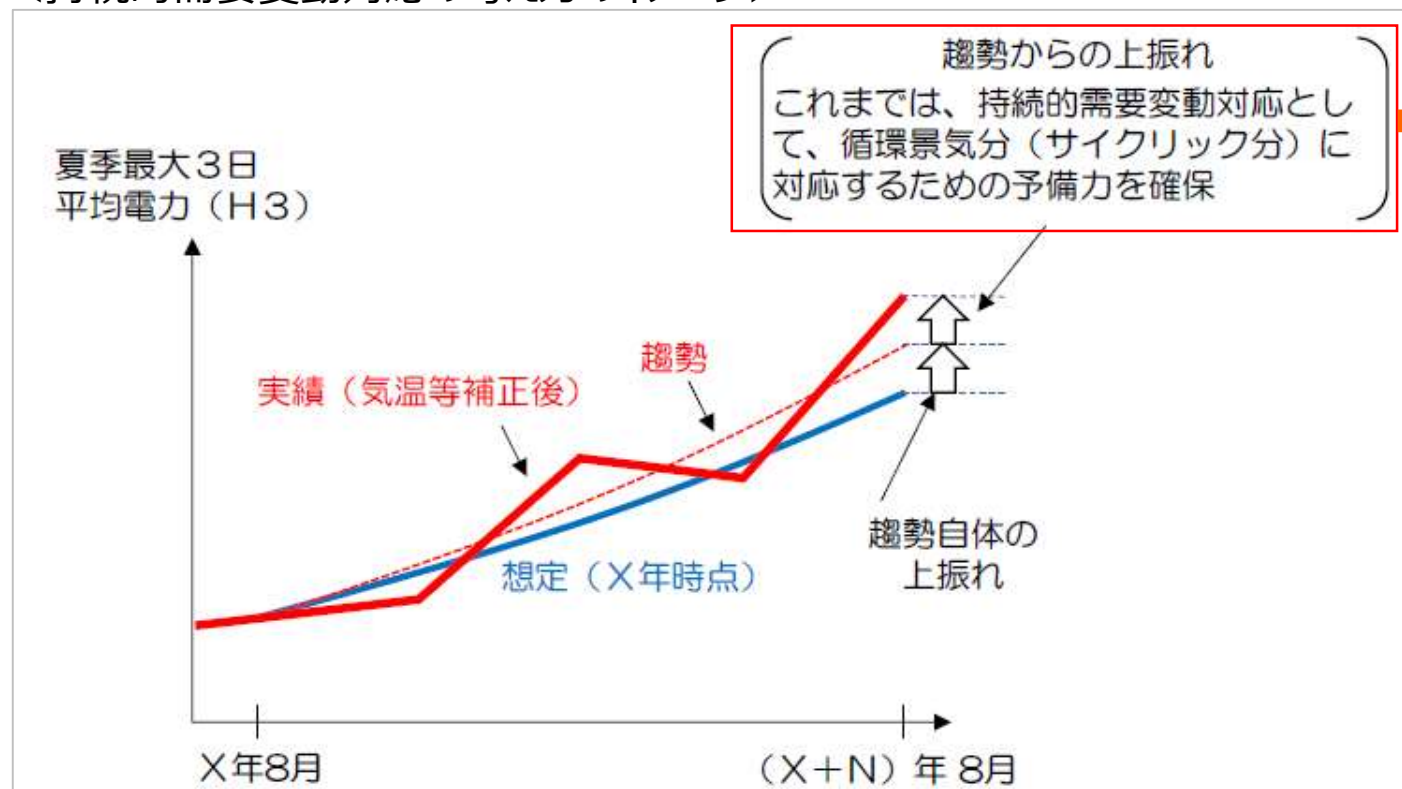
※【】内の数字は必要供給予備力の検討において見直しを検討している数字

【出典】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）取りまとめ抜粋
(http://www.occto.or.jp/houkokusho/2017/chousei_jukyu_2016nendotorimatome.html)

出所) 第54回調整力及び需給バランス評価等に関する委員会(2020年10月1日)資料4 https://www.occto.or.jp/iinkai/chouseiryoku/2020/chousei_jukyu_54_haifu.html

- 景気変動等による需要変動（持続的需要変動）の発生状況としては、「趨勢自体の上振れ」と「趨勢からの上振れ」に分類される。
- このうち、「趨勢自体の上振れ」については、供給計画の前提となる需要想定業務において、毎年、経済見通しについて、実績に対する乖離補正を実施して対応している。
- ここでは、「趨勢からの上振れ」として、循環景気分に対応するための必要供給予備力について主に検討する。

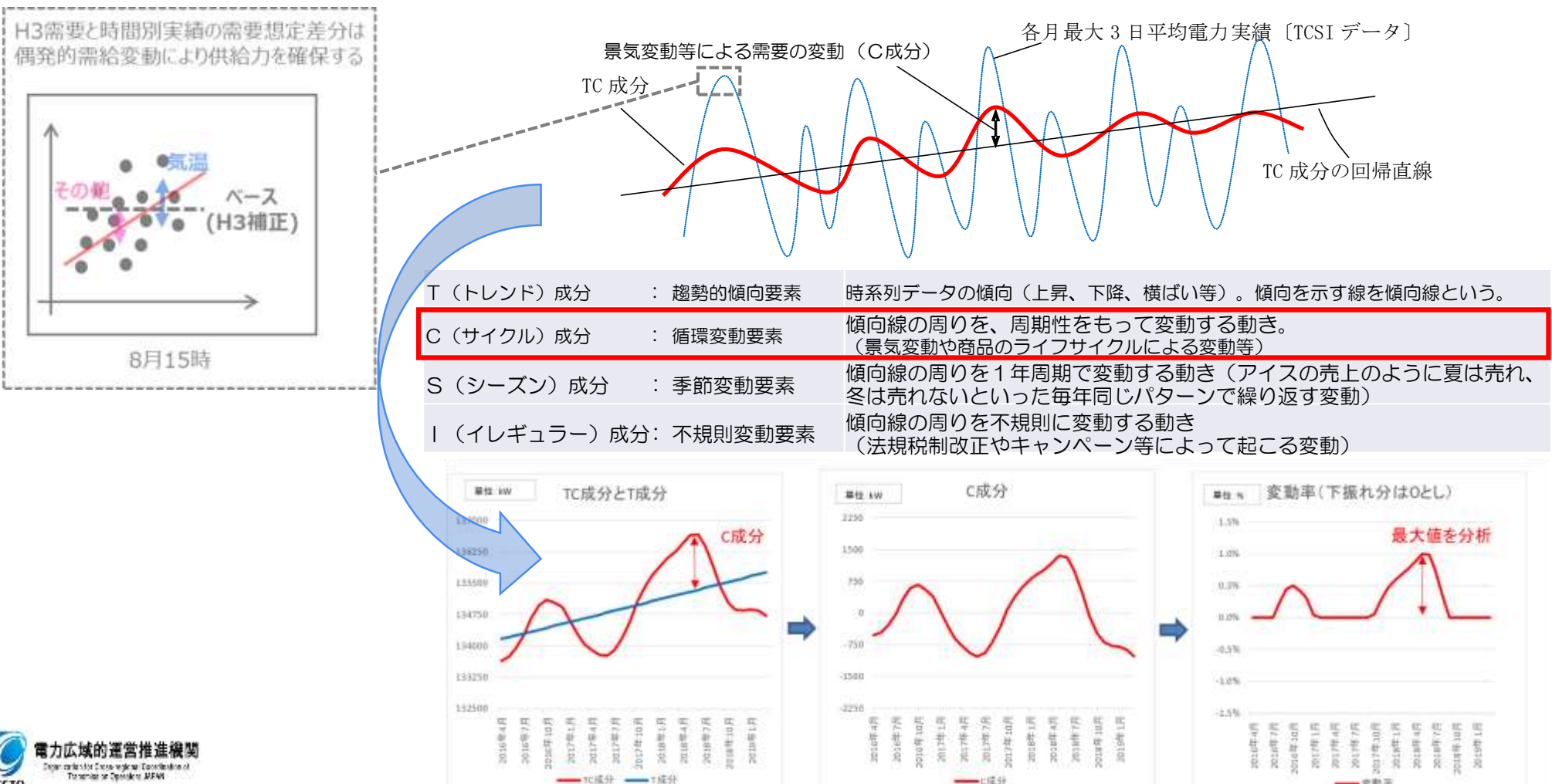
<持続的需要変動対応の考え方のイメージ>



本日の主な論点

出所) 第54回調整力及び需給バランス評価等に関する委員会(2020年10月1日)資料4 https://www.occto.or.jp/iinkai/chouseiryoku/2020/chousei_jukyu_54_haifu.html

- 持続的需要変動対応の必要量の評価手法としては、需要実績データをT(トレンド)成分、C(循環)成分、S(季節)成分、I(イレギュラー)成分に分解し、過去10年間ほどのC成分の最大値を持続的需要変動分として評価してきた。
- これまでのC成分の評価方法としては、「季節調整法」という手法(X-12 ARIMA)を用いてS成分・I成分を除いたTC成分を抽出し、TC成分から回帰直線によりT成分を抽出し、TC成分からT成分を除いてC成分として評価していた。



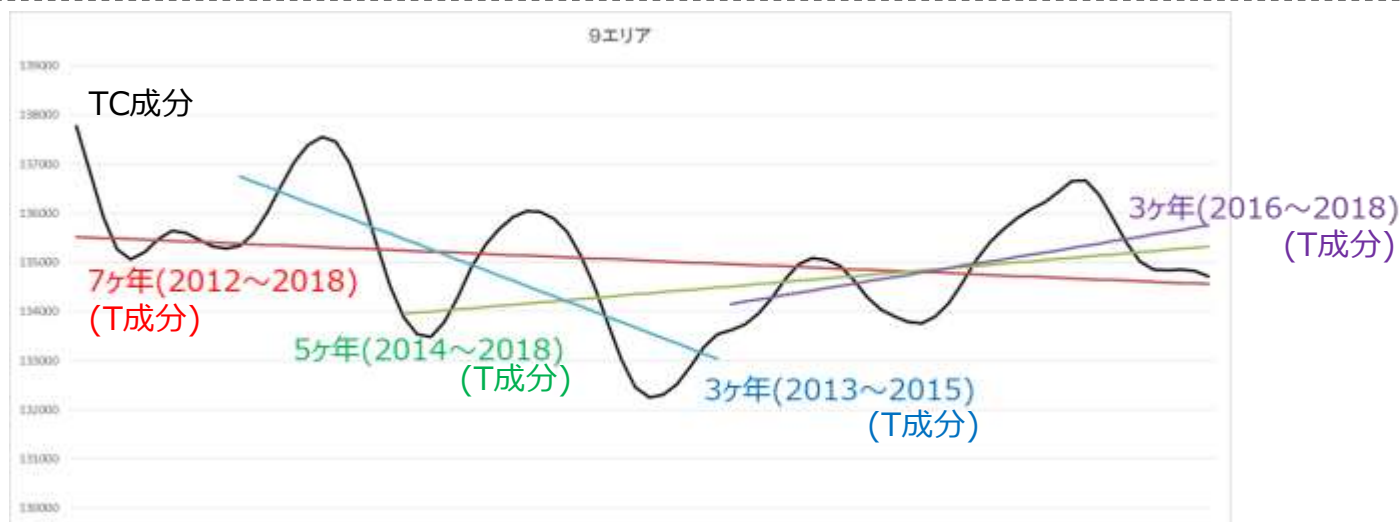
出所) 第54回調整力及び需給バランス評価等に関する委員会(2020年10月1日)資料4 https://www.occto.or.jp/iinkai/chouseiryoku/2020/chousei_jukyu_54_haifu.html

■ 第44回本委員会(2019年10月23日)にて、持続的需要変動の分析内容を示した中で、T成分とC成分の分析方法に係る課題について意見をいただいたところ。

- ① C成分を現状の手法で評価する場合、回帰直線のT成分を何年分のデータで引けばよいか不明瞭である。
(データを増やすたびにT成分の形状が大きく変わり、評価結果が不安定となる。)
- ② C成分をT成分によらない手法で評価できないか。

【第44回調整力及び需給バランス評価等に関する委員会(2019年10月23日) 議事録(仮) 抜粋】

- ✓ C成分が変わっている理由として、T成分が変わるからC成分が変わるというように、どちらかというT成分をどうするかという問題になっている。そうすると10年程度トレンドを見ると言いながらもT成分を毎年供給計画で変えていくことになる。T成分を何年にするか、どういう線を引きかとかということではなく、T成分とC成分を別々にして、C成分そのものを評価できるようもう少し検討が出来ないのか。...(省略)T成分とC成分の関係をもう少し整理していただくと分かり易い。(塩川委員)
- ✓ 各行政機関の季節調整法の適用例では経産省の統計期間は8年である記載もあり、来年度にはいよいよ8年分のデータが揃うため、これからどうしていくのかについて次回はよく考える必要があると思う。(花井委員)
- ✓ 毎年の需要想定をしているため、それがトレンドの中でどうなるかということをちゃんと認識した上で比較することで、ある程度T成分とC成分がクリアになると思う。



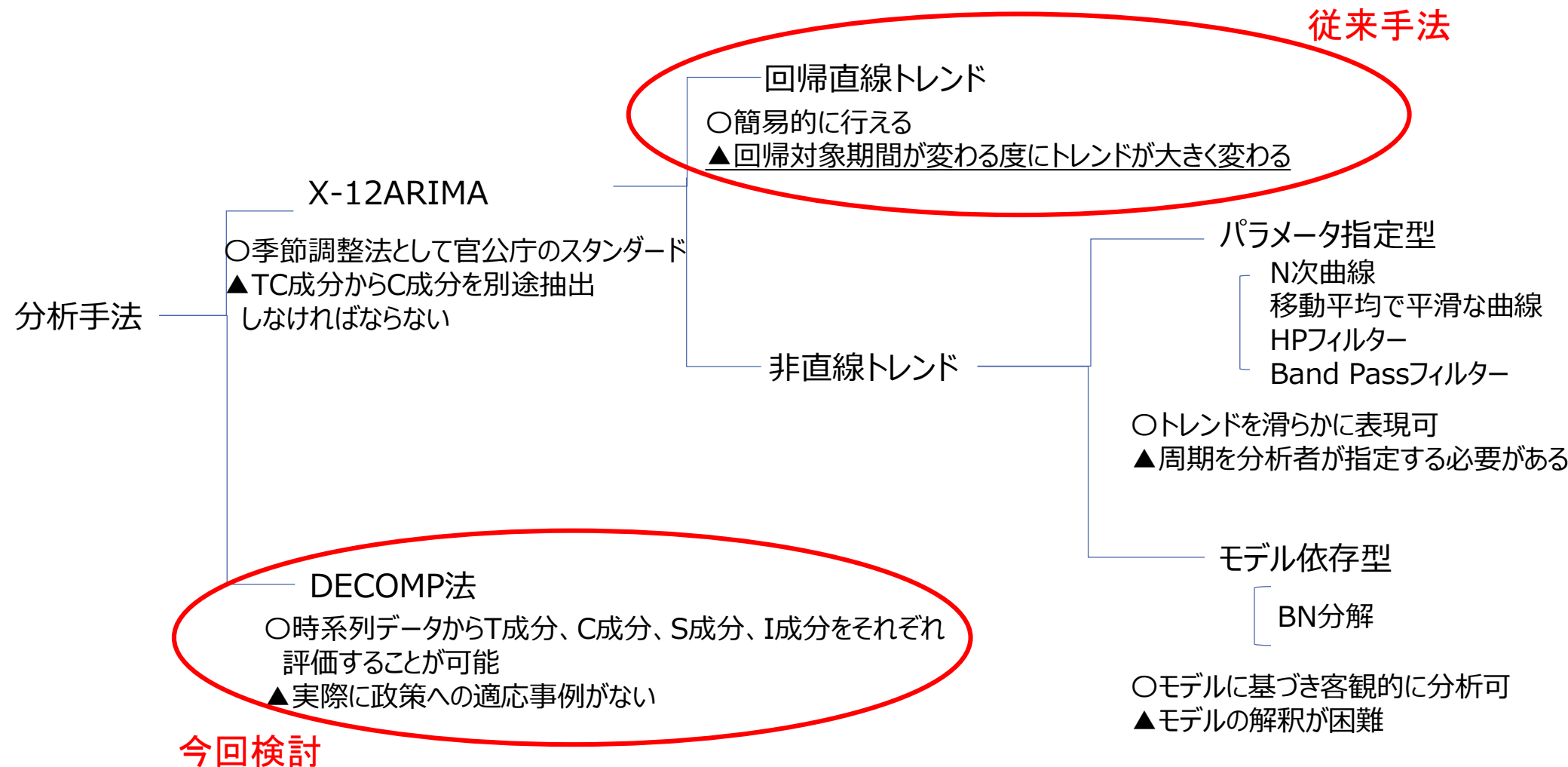
出所) 第54回調整力及び需給バランス評価等に関する委員会(2020年10月1日)資料4 https://www.occto.or.jp/iinkai/chouseiryoku/2020/chousei_jukyu_54_haifu.html

- 前ページの課題を踏まえ、時系列データにおけるT成分の分析手法の種類とその特質を整理した。
- DECOMP法以外の手法は、X-12ARIMAで季節調整した後、TC成分からT成分を除きC成分を評価している。
- 他方で、DECOMP法では時系列データからT成分・C成分をそれぞれ評価しており、比較的C成分がT成分の評価に引きずられない手法であるため、第44回本委員会で指摘された課題を解決する可能性があると考えられる。

季節調整方法	T成分の引き方	方法	考え方
X-12 Arima (TCSIからTCを抽出)	回帰直線	T成分を回帰直線とする	季節調整後のTC成分のうち、直線で捉えた傾向をT成分として表す
	2次曲線、3次曲線、 …N次曲線	T成分をN次回帰曲線とする	電力需要の趨勢はN次曲線にて評価できるという考え方から、直線ではなくN次曲線でT成分を近似する
	移動平均で平滑な曲線	T成分を移動平均で求めた平滑な曲線とする	TC成分から、対象とする期間における周期的な波をT成分として近似する
	HPフィルター	一定の滑らかさを保つ長期的トレンド(=T成分)を算出する	時系列がトレンド成分と循環成分から構成されると仮定し、分析者がパラメータを設定することである滑らかさをもつトレンドと、循環成分に分解する
	BN分解	データを恒常的変動成分と一時的変動成分に分解する	データのトレンド成分の中に確率トレンドがある場合、確率変動する成分を確率トレンドと循環成分に分解する
	Band Passフィルター	分析者が指定した一定の周期帯の成分だけを取り出す	フーリエ変換により周波数ごとに、一定の周期成分を抽出する
DECOMP法 (TCSIからT、C、S、Iをそれぞれ評価)		状態空間モデルに基づき、S成分、T成分、C成分、I成分を評価する	与えられた時系列データが季節成分、トレンド成分、循環成分、不規則変動の要素から構成されると仮定し、それらの値を統計的に算出する

- 従来手法(X-12 ARIMA & 回帰直線分析)では、X-12 ARIMA(季節調整法)により、まずTCSIからSI成分を除くことでTC成分を抽出し、得られたTC成分に対して回帰直線を引いたものをT成分と評価し、最後にTC成分からT成分を差し引くことによりC成分を算定していた。一方DECOMP法では、TCSIの各成分を時系列データにおける過去のそれぞれの成分自身との相関(自己相関)を持つものとしてモデル化することで、TCSIの各成分を算定している。
(**DECOMP法では従来手法と比べ、C成分はT成分の評価に引きずられて評価されるというよりはC成分自体が評価される。**)
- 従来手法ではT成分の回帰直線を引く期間の長さによってT成分の傾斜が変わり、その結果TC成分からT成分の差し引きによって算定されるC成分の評価もそれに引きずられるようにして変化していた。他方で、**DECOMP法ではT成分の評価対象期間を選定する必要がなく、T成分の評価対象期間の選定による恣意性が排除され得る。**

- 従来手法(X-12 ARIMA & 回帰直線分析)では、TC成分を抽出する季節調整法(X-12 ARIMA)と、TC成分からC成分を抽出する手法(回帰直線分析)をそれぞれ実施していたが、DECOMP法では、季節調整法も含めた分析が可能であり、時系列データからT成分・C成分・S成分・I成分をそれぞれ評価することが可能である。



出所) 第54回調整力及び需給バランス評価等に関する委員会(2020年10月1日)資料4 https://www.occto.or.jp/iinkai/chouseiryoku/2020/chousei_jukyu_54_haifu.html

- 景気循環と長期トレンド成分を抽出する各種時系列データの評価手法については、日本銀行金融研究所の先行研究にて整理されており、ユーザー設定ではなく、モデル依存型で、景気循環分析に適する手法として、DECOMP法が提示されている。(出典:「経済変数から基調的変動を抽出する時系列的手法について」(1998)肥後、中田)

図表27 各種変動抽出手法の比較

	抽出手法の特性	抽出可能な成分	抽出成分の周期構成	抽出成分の安定性	プログラム利用の容易さ	総合評価
ヘンダーソン加重移動平均 (23項移動平均)	指定された特定の周期成分を抽出	「長期的トレンド成分+景気循環成分」	対象となる時系列により多少異なるが、実用上問題なし	ほぼ安定的だが、直近1年分は逐次改訂される可能性がある	容易 (X-12-ARIMA季節調整プログラムで利用可能)	景気循環分析に適する。 移動平均項数は、23項が望ましい
Band-Passフィルター (1年6か月以上の成分抽出)	指定された特定の周期成分を抽出	「長期的トレンド成分+景気循環成分」	対象時系列によらず安定しており、問題なし	全期間にわたり多少不安定となるが、逐次改訂の幅が小さくてすみ場合もある	やや難しい (計量ソフトでフーリエ変換/逆フーリエ変換コマンドを利用)	景気循環分析に適する。 ただ、安定性の面でやや劣る
HPフィルター (月次データ、 $\lambda = 14400$)	パラメータ λ を指定することにより、成分の滑らかさを指定できる	「長期的トレンド成分(ただし景気循環成分が混在)」	対象となる時系列により異なる	直近2年分のみ不安定。 それ以前は安定	容易 (RATS/GAUSS用プログラムを入手可能)	長期的トレンド成分抽出が可能だが、景気循環成分の混入、周期の不安定性等が問題。 λ のチューニングが必要
DECOMP	モデル依存型 (抽出成分は、内生的に決定)	「長期的トレンド成分+景気循環成分」	対象時系列によらずほぼ安定しており、実用上問題なし	ほぼ安定的だが、直近1年分程度は逐次改訂される可能性がある	容易 (ホームページで利用可能)	景気循環分析に適する。 AR次数選択に要注意
Beveridge-Nelson分解	モデル依存型 (抽出成分は、内生的に決定)	「恒常的ショック」に対応する部分	特定の周期成分は抽出不可能	全期間にわたり多少不安定	容易 (RATS/GAUSS用プログラムを入手可能)	恒常的ショックと一時的ショックによる変動が抽出可能

(注) 本稿では、「長期的トレンド成分」を周期5年(ないし6年)を超える周期を持つ成分、「景気循環成分」を周期1年～5年(ないし6年)の周期を持つ成分としている。

出所) 第54回調整力及び需給バランス評価等に関する委員会(2020年10月1日)資料4 https://www.occto.or.jp/iinkai/chouseiryoku/2020/chousei_jukyu_54_haifu.html

- 総務省における季節調整法の適用に係る検討結果(平成9年6月20日 統計審議会了承)においては、X-12 ARIMAやDECOMP法の比較を行った結果、いずれの手法を用いてもある程度妥当な結論が導き出せるとの見解が示されている。

2 検討結果

季節調整法検討小委員会は、平成9年6月まで8回開催し、一般的な評価を受けている手法(X-11、X-12-ARIMA、MITI法及びDECOMP)の比較を行った結果、いずれの手法を用いてもある程度妥当な結論が導き出せることなどから、どの手法が最も適切であるかを特定するのではなく、

- ・ 引き続き、統計作成機関は、各々所掌する統計・指数系列毎に適用する季節調整法に関して、X-12-ARIMAを含め、適切であると判断するに足る手法及びその手法において用いられる曜日調整など個々の機能、選択基準等について検討を進めること
- ・ 統計利用者の利便に資するため、季節調整に係る情報の開示を推進すること

等が必要であるとの結論に達し、今後の「季節調整法の適用について(指針)」を提示したものである。

「季節調整法の適用について(指針)」は、季節調整法検討小委員会報告書の中の項目として取りまとめられ、経済指標部会決定を経て、平成9年6月20日に開催された統計審議会です承されたものである。

3 「季節調整法の適用について(指針)」

一般に、季節調整法について理論的に評価することは難しいが、季節調整法検討小委員会において4種類の季節調整法(X-11、X-12-ARIMA、MITI法、DECOMP)について検討を行ったところ統計作成機関が今後季節調整法を運用していく上で参考になると思われる結果が得られた。また、統計利用者側の利用環境が変化し、様々な分析が可能な状況となっており、それに伴い統計情報に対する需要も増大している。これらの点にかんがみ、各種統計・指数系列に係る季節調整法の適用については、次のとおり推進するものとする。

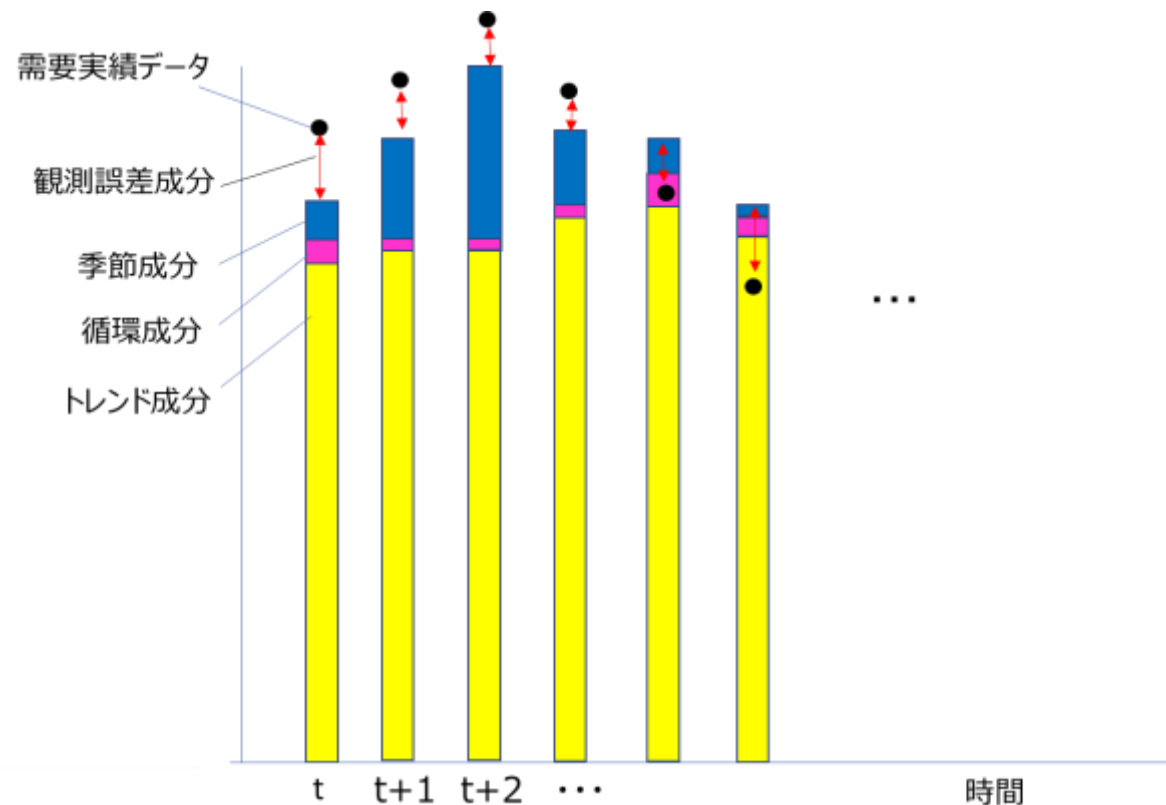
- ・ 季節調整法を適用する場合は、センサス局法X-12-ARIMAなど、手法の適切性について一般的な評価を受けている手法を継続的に使用する。統計作成機関は、適用する手法を選定した理由を明らかにする。
- ・ 季節調整法を適用する際の推計に使用するデータ期間、オプション等の選定に当たっては、それぞれの系列に対して統計作成機関において適切と考えられ、客観性が保たれる基準を採用し、継続的に使用する。
- ・ データの追加又は期間の追加に伴って、オプション等の変更又は過去の季節調整値の変更を実施する頻度については、あらかじめ統計作成機関において基準を定め、利用者の利便性を考慮して、継続的にその基準を使用する。
- ・ 適用している季節調整法については、その名称、推計に使用しているデータの期間、オプション等の選択基準、選定したオプション等の季節調整に関する情報を報告書等に掲載する。
また、適用している季節調整法、オプション等の選択基準等の変更を行う場合は、変更の趣旨及び変更後の手法、基準等についても、報告書等に掲載する。
- ・ 統計作成機関は、季節調整法に関する情報について、別途定める様式に従い、統計基準部に提出することとする。統計基準部は、統計作成機関から提出された各々の情報について、一覧性のある資料に取りまとめ、一般に開示する。

出所) 第54回調整力及び需給バランス評価等に関する委員会(2020年10月1日)資料4 https://www.occto.or.jp/iinkai/chouseiryoku/2020/chousei_jukyu_54_haifu.html

- 従来手法(X-12 ARIMA & 回帰直線分析)による評価方法の課題を解決する別の時系列データの評価手法として、DECOMP法の導入可否を検討した。
- DECOMP法とは、時系列データは、循環成分、季節成分、トレンド成分、ノイズ成分の各要素から構成されていると仮定した上でそれらをモデル化し、それぞれの成分の値を統計的に評価する手法である。

(参考文献)

・「時系列の分解-プログラムDECOMPの紹介-」北川源四郎, 統計数理第34巻第2号(1986)



1. 電力需要データが以下の式で表されたとする(表現する)。

$$y(n) = t(n) + p(n) + s(n) + td(n) + w(n)$$

トレンド成分 $t(n)$: $(1 - B)^{m_1} t(n) = \tau_1(n)$

循環成分(AR成分) $p(n)$: $p(n) = \sum_{i=1}^{m_2} a(i) p(n-i) + \tau_2(n)$

季節成分 $s(n)$: $\sum_{i=0}^{q-1} B^i s(n) = \tau_3(n)$

曜日効果項 $td(n)$: 月ごとに曜日の数が異なる影響

観測誤差: $w(n)$

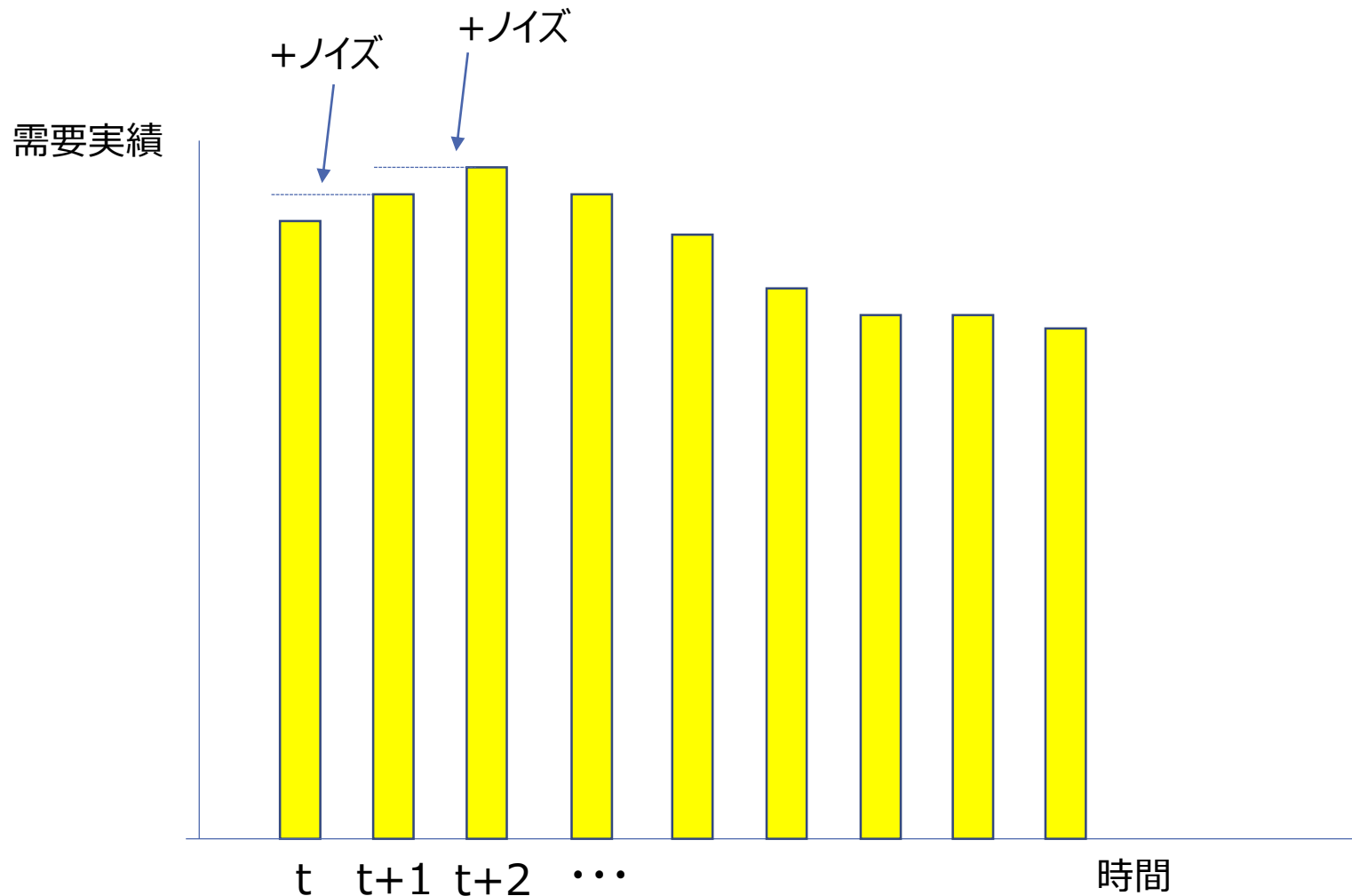
パラメータ: $\tau_1(n), \tau_2(n), \tau_3(n) \leftarrow$ 過程誤差, $a(1), a(2), a(\dots) \leftarrow$ AR係数, $Bt(n) \equiv t(n-1)$, $q \leftarrow$ 季節周期
 $m_1 \leftarrow$ トレンドの従う確率差分方程式の階差, $m_2 \leftarrow$ 定常AR成分の次数

2. $t(n) \sim w(n)$ のそれぞれの初期値、パラメータの初期値を推定する。
3. 初期値からスタートし、
将来のそれぞれの要素の値(状態)を予測
→実績値と状態予測値を照合し差異を補正(フィルタリング)
→補正済み状態を使って将来の状態予測
→再度実績値と状態予測値を照合し差異を補正・・・以上を全データ数分繰り返して計算
これらの過程の中で、それぞれの状態の値やパラメータを更新しながらデータ数だけ繰り返しモデルの精度を上げていく。
4. 観測誤差、過程誤差の補正(最尤法)
5. 全実績データを用いてさらに過去の状態を補正(平滑化)。

以上1～5の過程により、それぞれの要素が算出される。

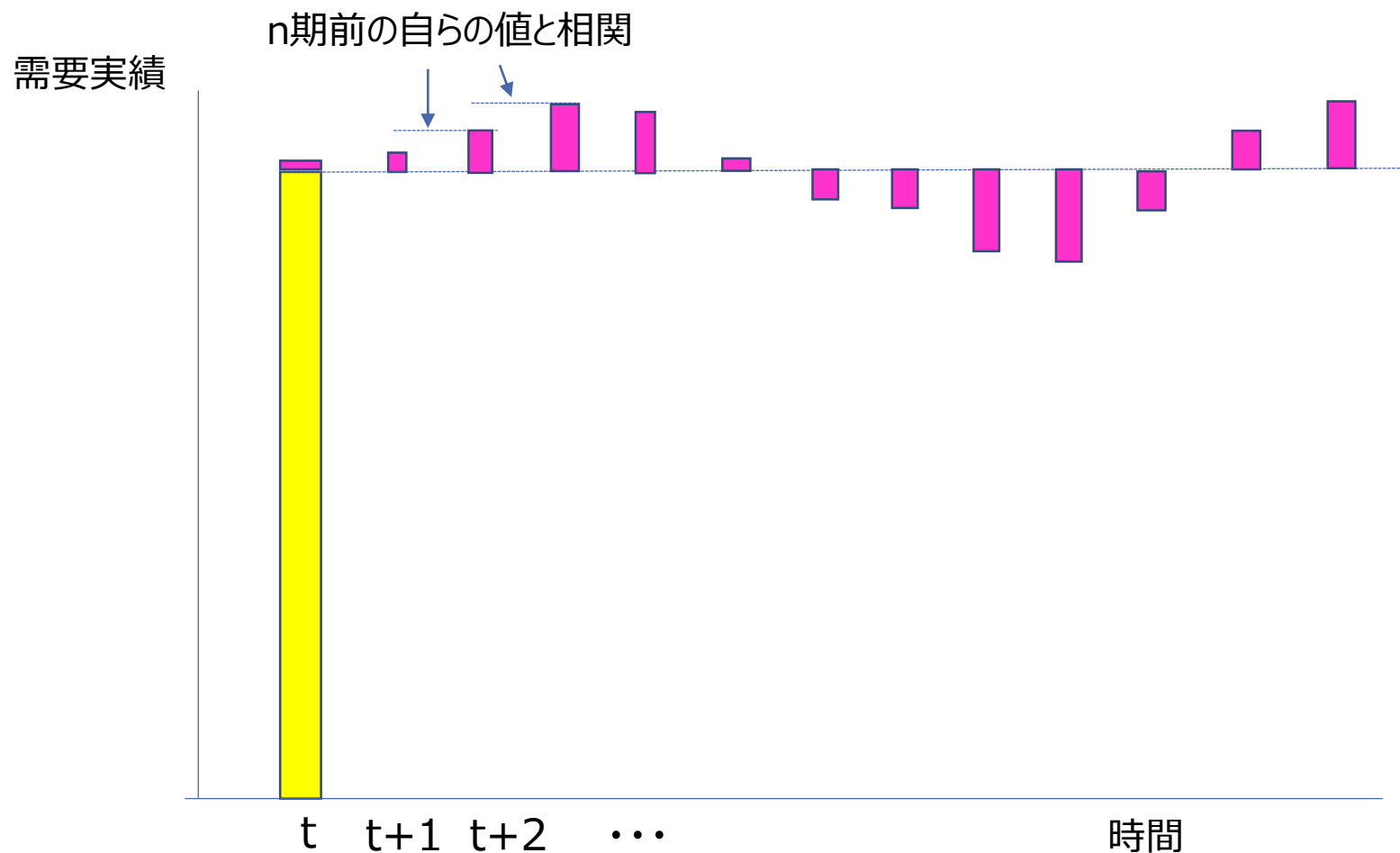
※トレンド階差, AR次数, 季節周期は決める必要があるがAICを基準として統計学的に最適な値の選択が可能。

DECOMP法におけるT成分(トレンド成分)は、ある幅を持ち、長期的な趨勢をもって変化するものであり、その時々々の正規分布に従うノイズが累積しながら、時間の経過に従い変化していく成分である。



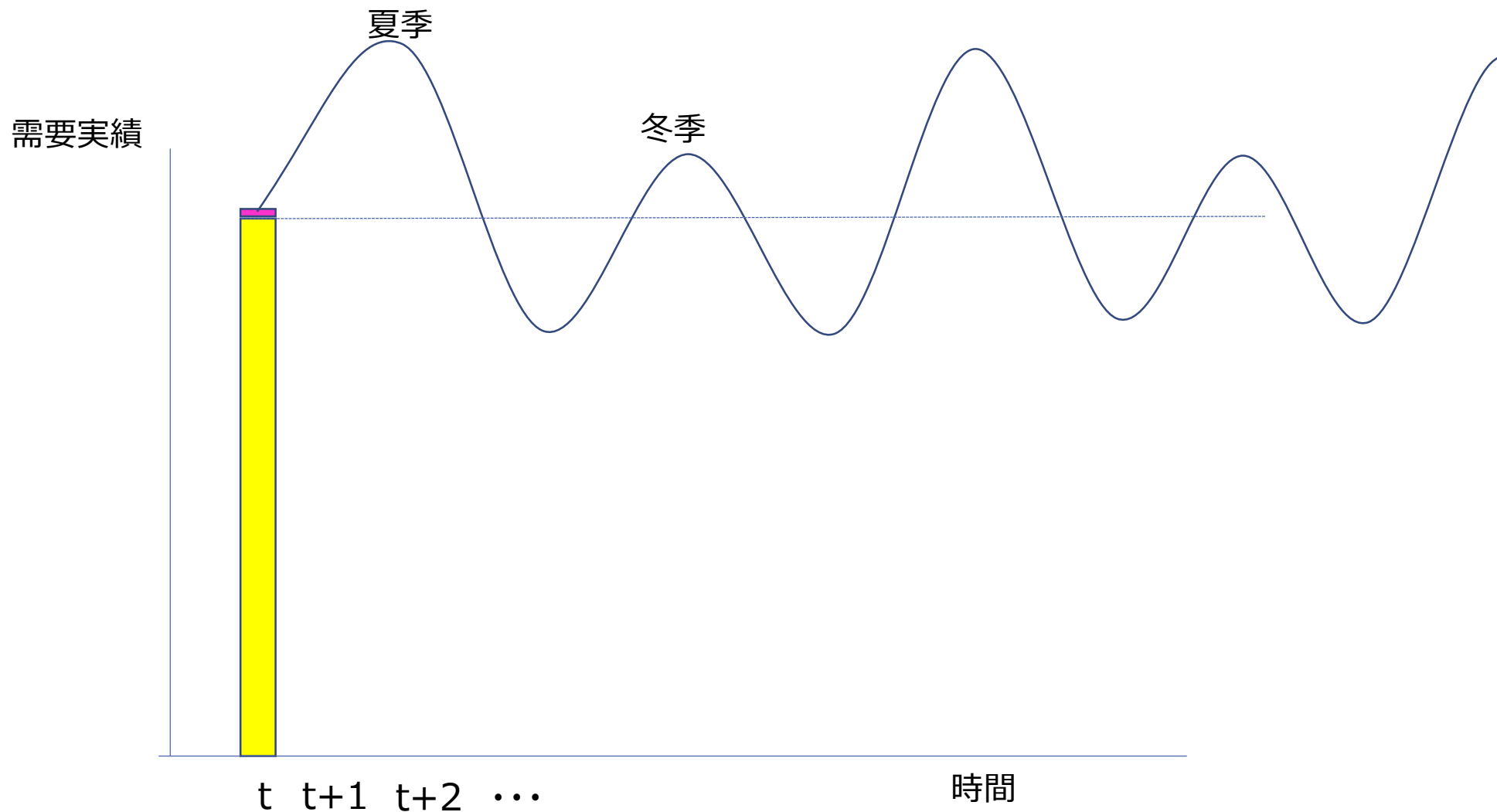
出所) 第54回調整力及び需給バランス評価等に関する委員会(2020年10月1日)資料4 https://www.occto.or.jp/iinkai/chouseiryoku/2020/chousei_jukyu_54_haifu.html

DECOMP法におけるC成分(循環(AR)成分)は、T成分(トレンド成分)の周りを、自らのn期前の値との相関を持ちながら、確率的に周期変動する成分である。



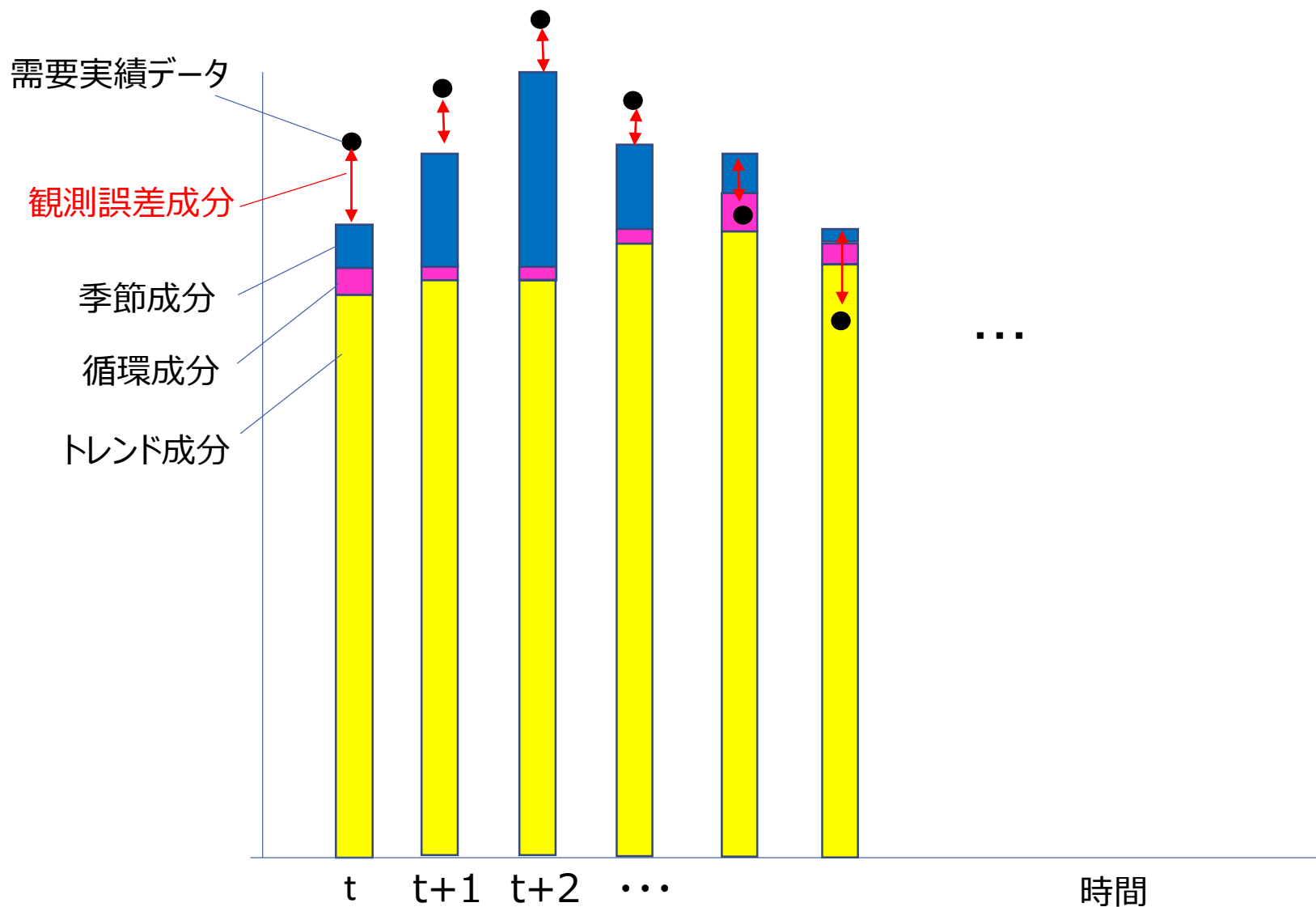
出所) 第54回調整力及び需給バランス評価等に関する委員会(2020年10月1日)資料4 https://www.occto.or.jp/iinkai/chouseiryoku/2020/chousei_jukyu_54_haifu.html

DECOMP法におけるS成分(季節成分)は、T成分(トレンド成分)の周りを、季節の周期（月次データであれば12個間隔）で周期的に変化する成分である。



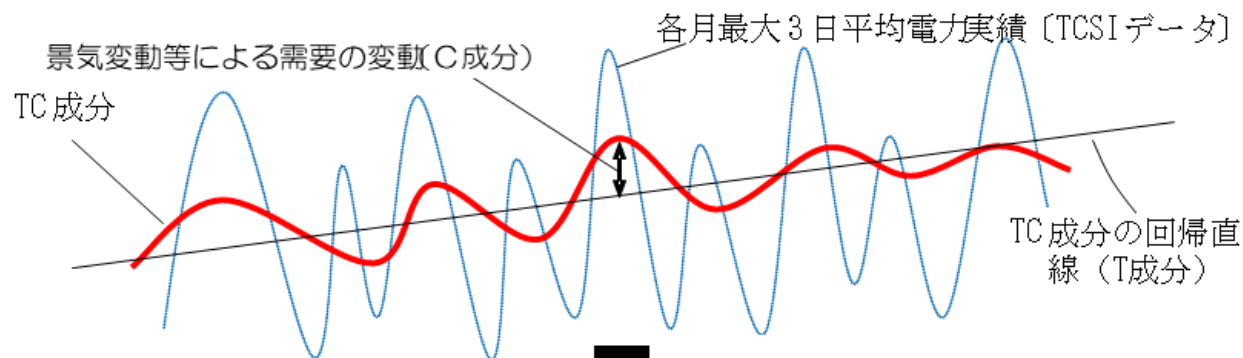
出所) 第54回調整力及び需給バランス評価等に関する委員会(2020年10月1日)資料4 https://www.occto.or.jp/iinkai/chouseiryoku/2020/chousei_jukyu_54_haifu.html

DECOMP法におけるI成分(観測誤差成分)は、実績データとモデルから得られた値との誤差分である。

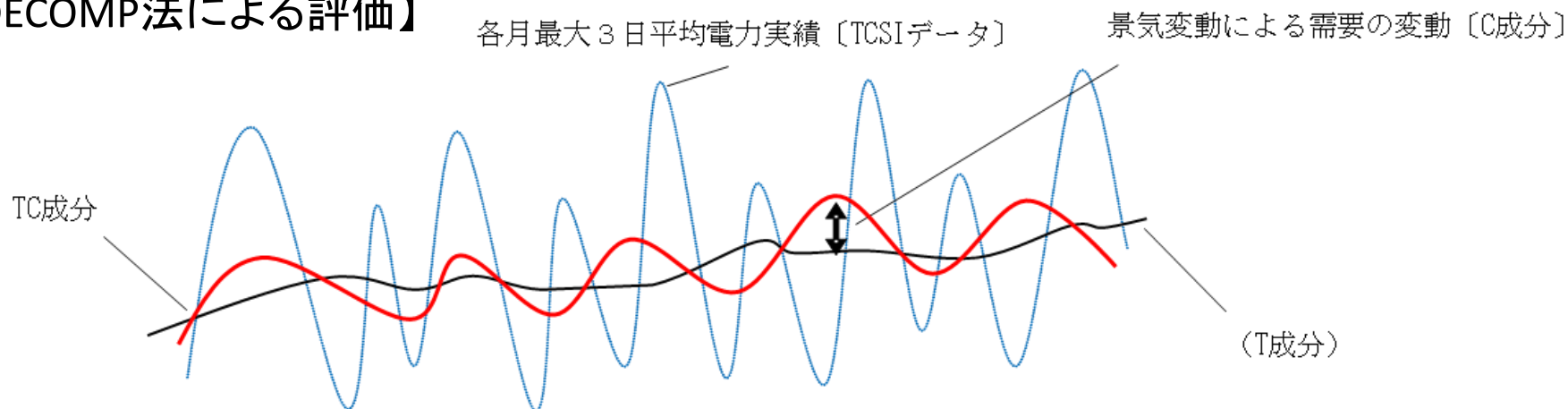


- 従来手法 (X-12 ARIMAツールを用いた季節調整法とT成分を回帰直線により分析する手法) によるC成分の評価と異なり、DECOMP法によるC成分の評価では、T成分は直線ではなく、滑らかに変動するものと想定している。

【従来手法による評価】

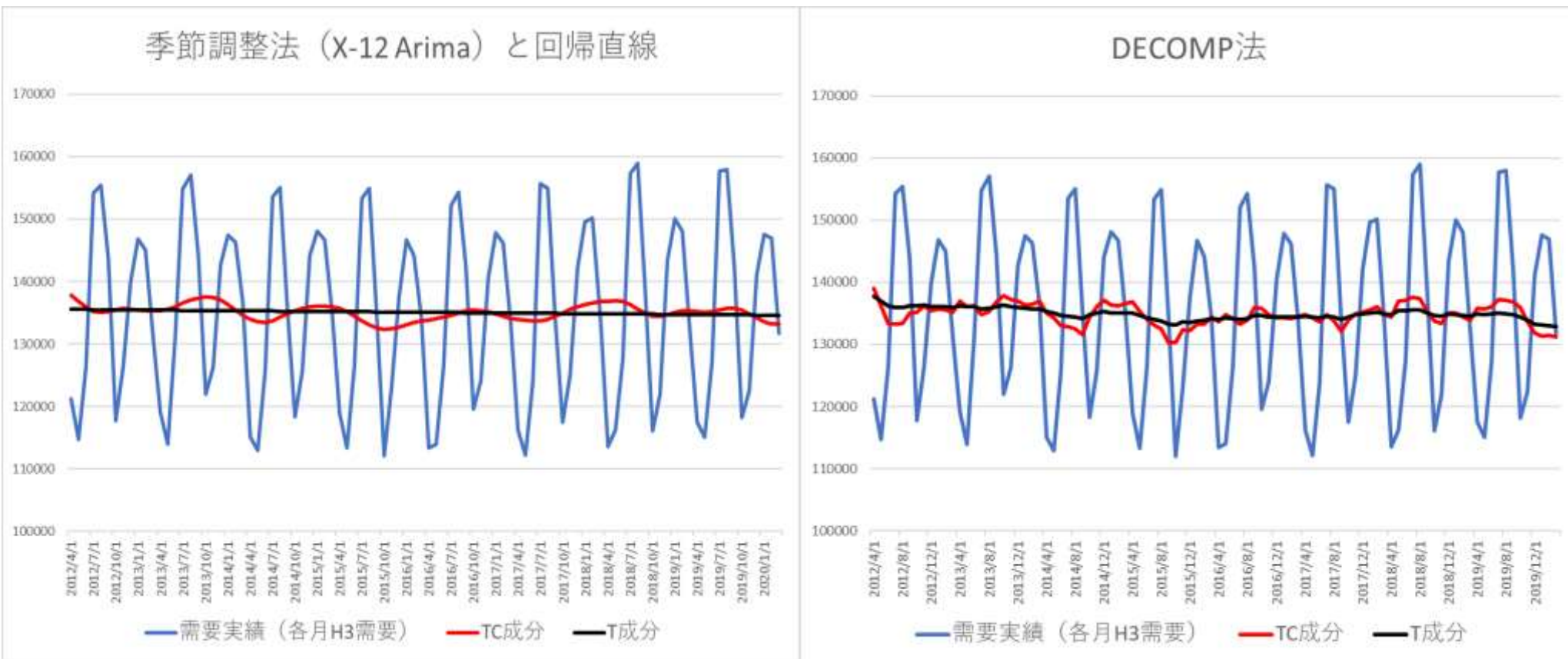


【DECOMP法による評価】



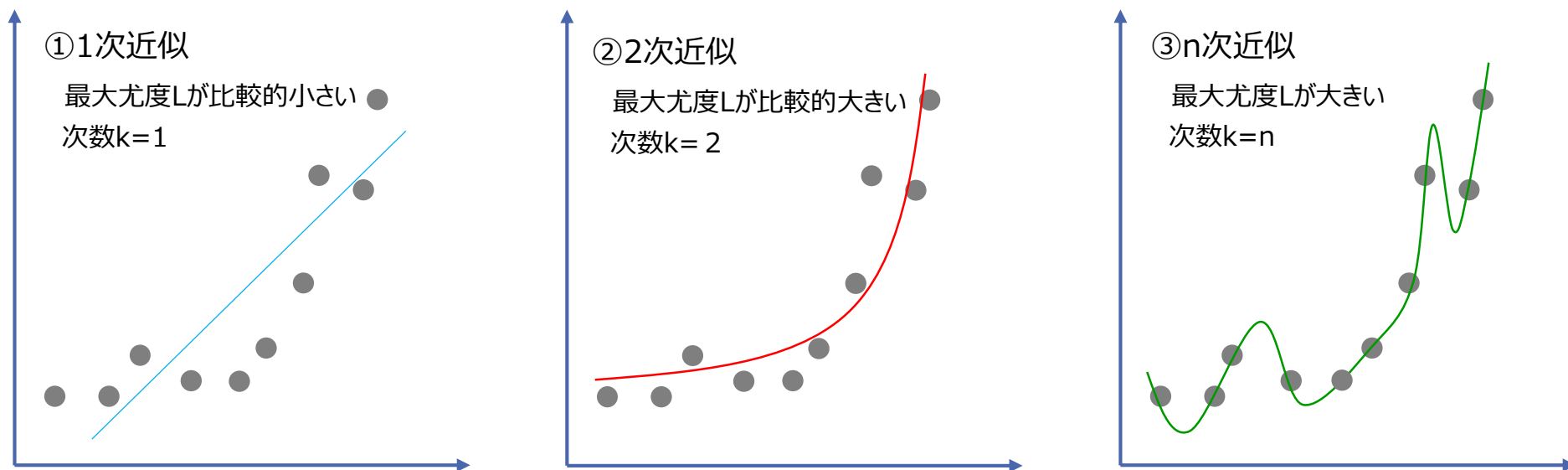
出所) 第54回調整力及び需給バランス評価等に関する委員会(2020年10月1日)資料4 https://www.occto.or.jp/iinkai/chouseiryoku/2020/chousei_jukyu_54_haifu.html

- 従来手法(X-12 ARIMA & 回帰直線分析)とDECOMP法の分析結果の特徴としては、概ねS成分、TC成分、T成分の傾向は変わらないが、TC成分やT成分では従来手法よりもDECOMP法の方が小刻みな変化を評価している。



- あるデータに対して統計モデルを作成する際、モデルの次数が増えるほどデータとの適合度が高まる一方、モデルが複雑化し将来の予測が困難となる。また、逆に次数が減るとモデルの解釈は容易となるが、適合度が低くなる。
- データの適合度とモデルの次数の最適なバランスを評価する統計手法としてAIC基準があり、AIC最小となるモデルが最適とされている。
- 具体的には、 $AIC = -2\ln L + 2k$ (L は最大尤度、 k はモデルの次数) にて算定し、適合度が高いと L が大きくなり(「 $-2\ln L$ 」が小さくなることから)、AICが小さくなる一方、適合度を高めるために次数 k を増やすとAICが大きくなる。
- いくつかのパラメータを持つモデルがある場合、AIC最小化法を用いて、客観的に統計学的に最適なモデルを選択可能であるとされている。

AICによるモデル選択のイメージ図



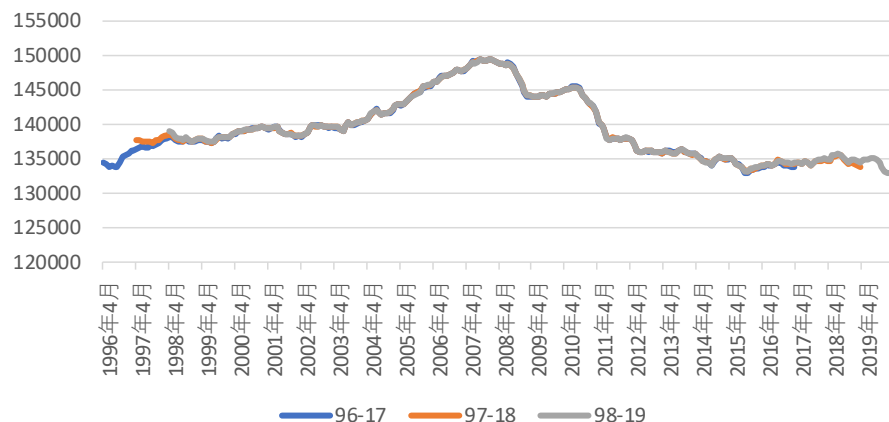
上の例はあるデータに対して1次、2次、 n 次で近似曲線を引いたイメージ図である。
次数が増えるほど適合度は高まるが、データとの当てはまりがよくなるように過度に調整されてしまい、説明性が無くなる。
AICでは適合度と次数のバランスを計算し、最適なモデルを判定する。(上の例であれば②が選択される。)

- 従来手法(X-12 ARIMA & 回帰直線分析)に代わり、DECOMP法を採用するにあたり、時系列データの分析結果の安定性について検証を行った。
- 具体的には、DECOMP法においてインプットする時系列データとして長期間(22年間)、短期間(11年間)の2パターンに対して、それぞれの分析対象期間を変化させたときに分析結果がどのように変化するかを検証した。
 - 長期間(22年間)の分析結果は、分析対象期間の変化(1年ずつシフト)に対して概ね安定的であった。(T成分、C成分は同様な傾向であった。)
 - 短期間(11年間)の分析結果は、時系列データの始点または終点に、リーマンショックや東日本大震災などのイレギュラー期間が含まれる場合、安定性が損なわれた。(T成分、C成分の傾向が変化した。)
 - なお、イレギュラー期間を含める場合と含めない場合は、分析結果は一致はしないものの、その差異はなかった。
 - また、インプットデータの期間を長期間とする場合と短期間とする場合で、AIC基準からモデルの次数の選択が変わり、各成分の評価の傾向も異なった。

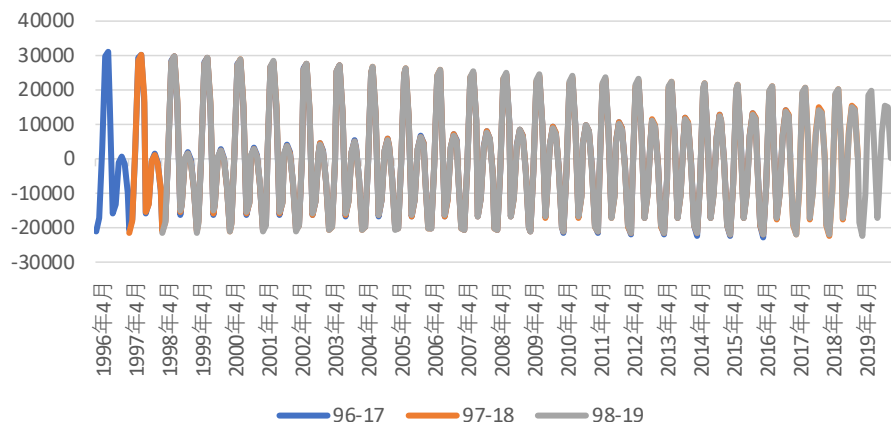
出所) 第54回調整力及び需給バランス評価等に関する委員会(2020年10月1日)資料4をもとに一部修正 https://www.occto.or.jp/iinkai/chouseiryoku/2020/chousei_jukyu_54_haifu.html

- 1996年～2017年、1997～2018年、1998～2019年の分析結果としては、T成分・C成分・S成分ではほぼ一致しており、概ね安定的であった。 ※どの期間も選択したモデルの次数はtrend order=1, AR order=1, seasonal order=2

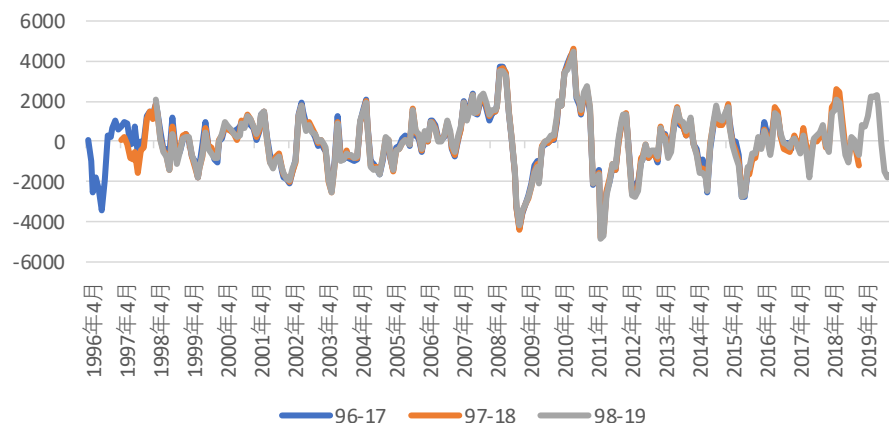
トレンド成分



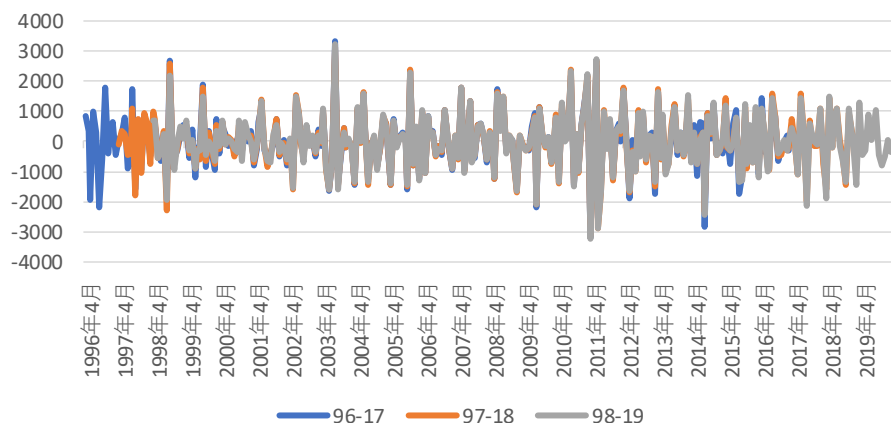
季節成分



循環成分

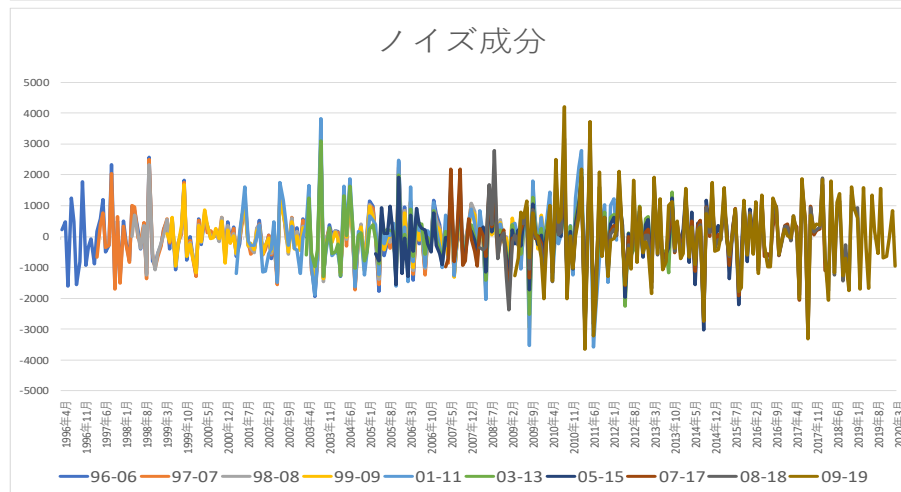
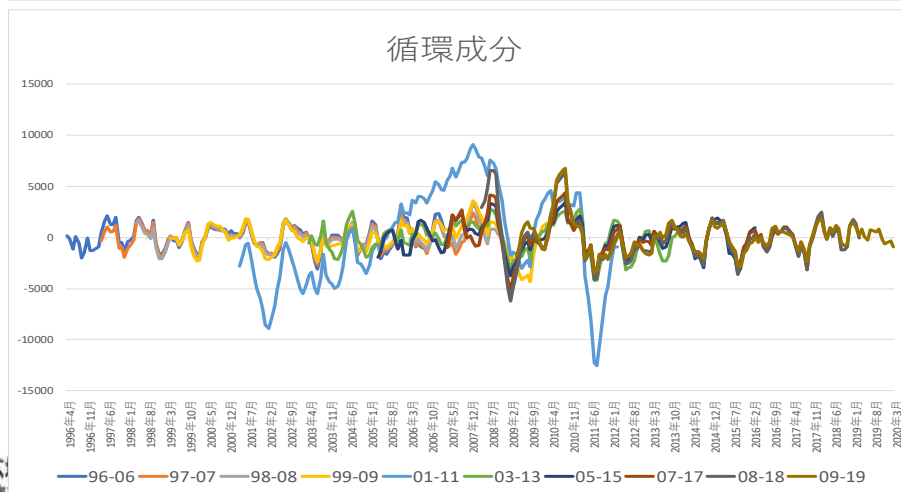
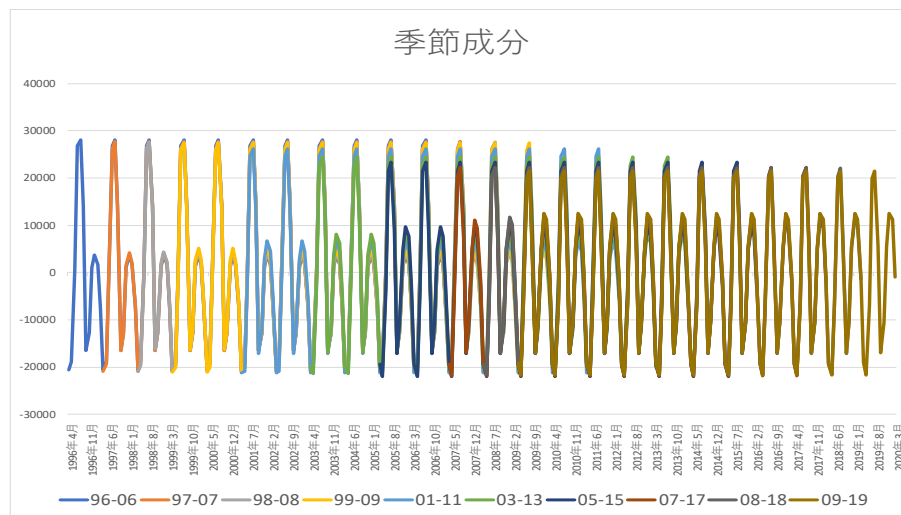
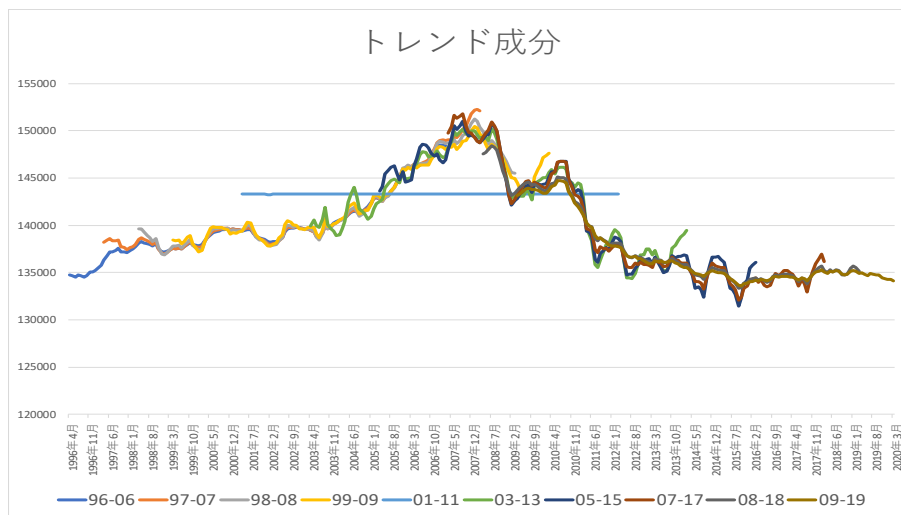


ノイズ成分



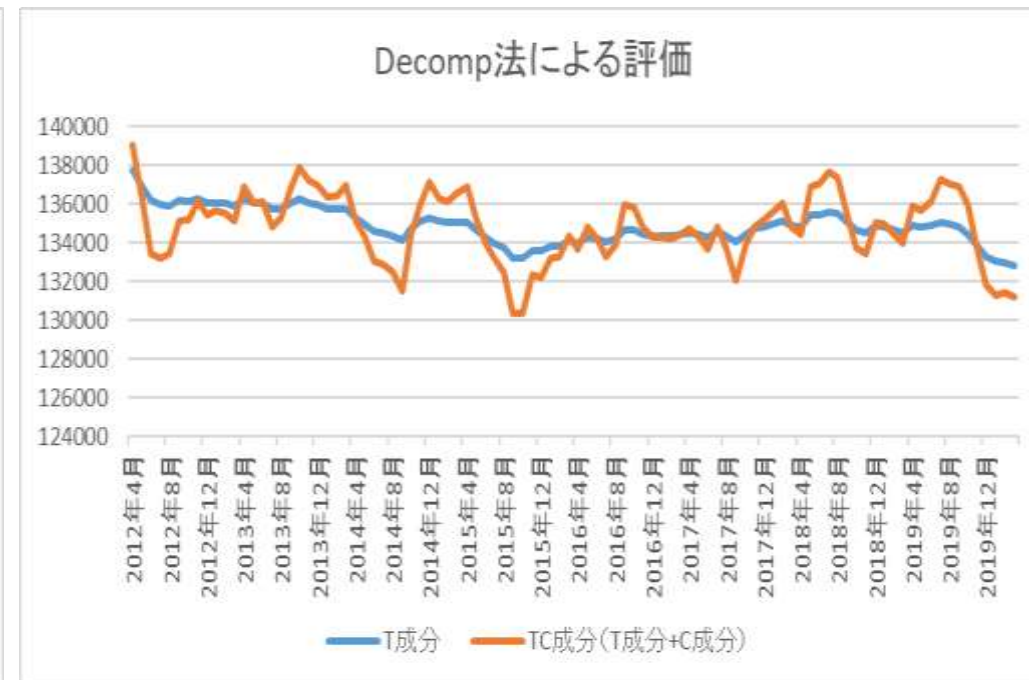
出所) 第54回調整力及び需給バランス評価等に関する委員会(2020年10月1日)資料4をもとに一部修正 https://www.occto.or.jp/iinkai/chouseiryoku/2020/chousei_jukyu_54_haifu.html

- 1996～2006年、1997～2007年、・・・、2009～2019年の分析結果としては、1996～2006年から1999～2009年まではT成分・C成分・S成分ではほぼ一致しており、概ね安定的であった。
- 他方で、2009～2011年度のリーマンショック・東日本大震災などのイレギュラー期間がデータの始点・終点となると分析結果が大きく異なった。 ※どの期間も選択したモデルの次数はtrend order=1, AR order=1, seasonal order=1



出所) 第54回調整力及び需給バランス評価等に関する委員会(2020年10月1日)資料4 https://www.occto.or.jp/iinkai/chouseiryoku/2020/chousei_jukyu_54_haifu.html

- 従来手法(X-12 ARIMA & 回帰直線分析)は、C成分/T成分を持続的需要変動対応分として算定していたが、DECOMP法による評価においては、C成分はT成分に依ることなく評価されるため、C成分/H3需要実績を持続的需要変動対応分の評価とした。
- DECOMP法による2012年度～2019年度データでの評価結果としては、C成分/H3需要実績の最大値は1.6%となった。



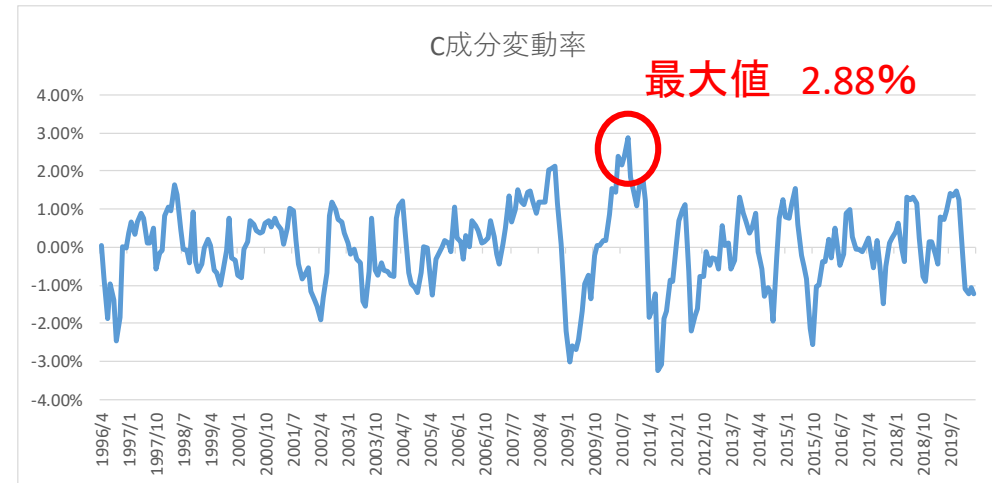
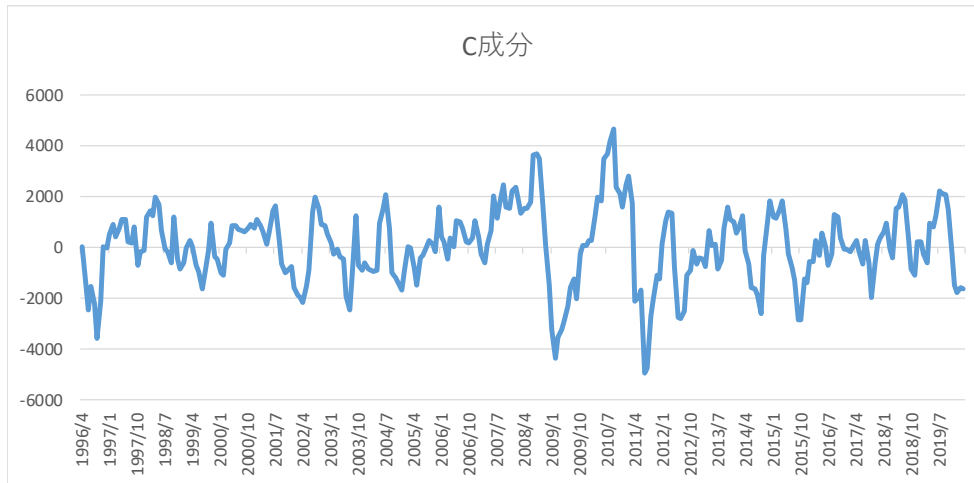
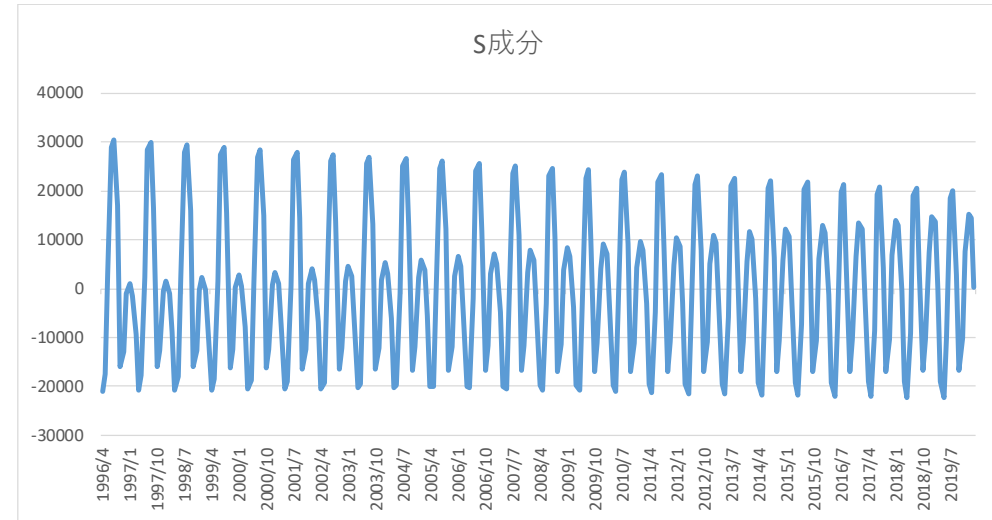
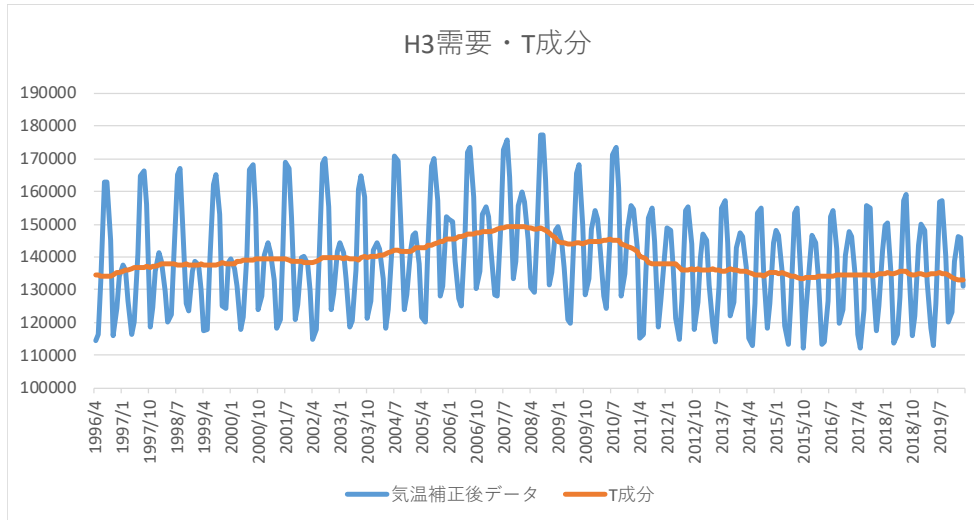
最新実績データを用いたDECOMP法による追加分析

- 1996年度から2019年度の電力需要データについてDECOMP法にてC成分を算出した。
- trend order(トレンド成分の次数)を1～2、ar order(循環成分(C成分)の次数)を1～2、seasonal order(季節成分の次数)を1～2として、それぞれAICとC成分変動率を算出した結果、選択したモデルの次数が1:1:2の時にAICが最小となり、その時のC成分変動率最大値は2010年9月に2.88%となった。
- 一方、C成分変動率最大値の最小値は、モデルの次数が1:1:1の時であり、2018年2月に2.30%となった。
- また、下表のとおり、選択するモデルの次数によりC成分変動率の最大値が大きく変化することが分かる。

※選択するモデルの次数は、「(trend order) : (ar order) : (seasonal order)」にて表記

モデルの次数※	AIC	c成分変動率最大年月	c成分変動率最大値
① 1:1:1	5521	2018年2月	2.30%
② 1:1:2	5408 AIC最小	2010年9月	2.88%
③ 1:2:1	5426	2015年2月	4.19%
④ 1:2:2	5412	2010年9月	2.85%
⑤ 2:1:1	5538	2018年2月	4.30%
⑥ 2:1:2	5414	2007年10月	4.59%
⑦ 2:2:1	5445	2015年2月	4.56%
⑧ 2:2:2	5418	2007年10月	4.59%

■ 1996～2019年度の変動率最大値は2.88%となった

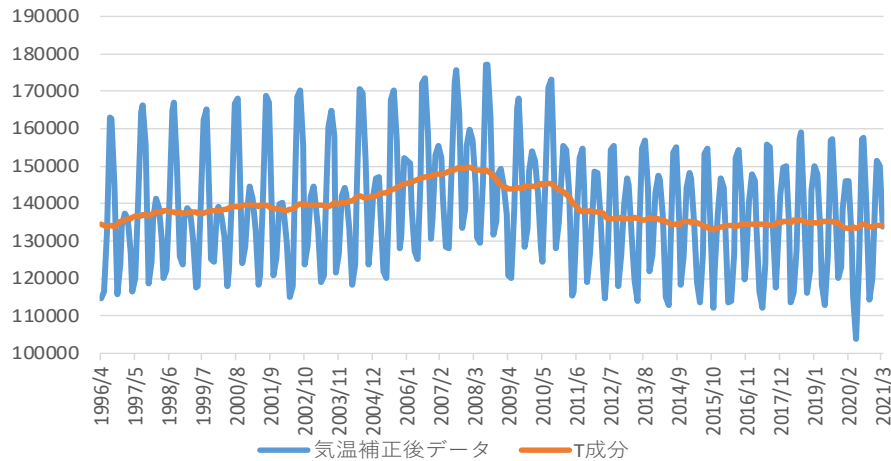


- 今回、昨年度の分析内容に、2020年度データを追加して、1996年度から2020年度の電力需要データについてDECOMP法にてC成分を算出した。
- trend orderを1～2、ar orderを1～2、seasonal orderを1～2として、それぞれAICとC成分変動率を算出した結果、モデルの次数が1:1:2の時にAICが最小となり、その時のC成分変動率最大値は2010年9月に2.74%となった。
- 一方、C成分変動率最大値の最小値は、モデルの次数が1:1:1の時であり、2010年9月に1.89%となった。
- 2020年度データを追加することで、C成分変動率最大値は全体として減少する傾向となった。
- **昨年度と同様に、選択するモデルの次数によりC成分変動率の最大値が大きく変化することから、どのモデルの次数を使用するか検討すべきと考えるがどうか。**※選択するモデルの次数は、「(trend order) : (ar order) : (seasonal order)」にて表記

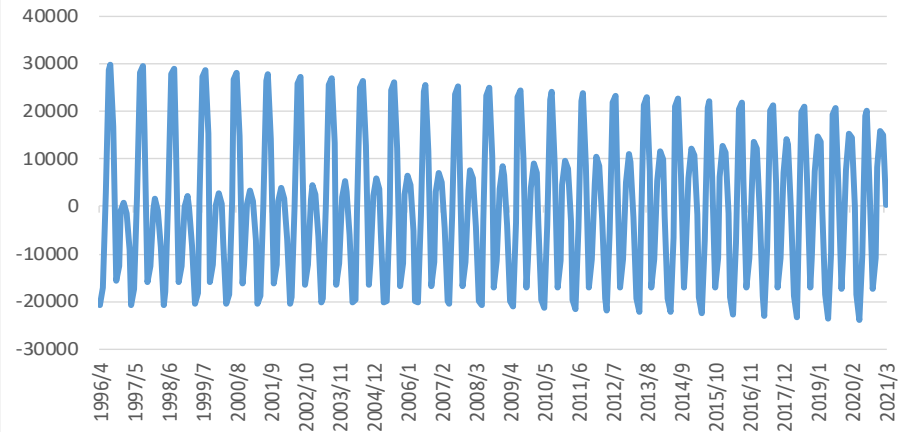
モデルの次数※	AIC	C成分変動率最大年月	C成分変動率最大値
① 1:1:1	5764.5	2010年9月	1.89%
② 1:1:2	5644.5 AIC最小	2010年9月	2.74%
③ 1:2:1	5673.1	2015年2月	4.04%
④ 1:2:2	5648.5	2010年9月	2.74%
⑤ 2:1:1	5782.8	2018年2月	4.24%
⑥ 2:1:2	5650.8	2010年9月	4.10%
⑦ 2:2:1	5691.5	2021年2月	4.66%
⑧ 2:2:2	5654.7	2010年9月	4.06%

■ 1996～2020年度の変動率最大値は2.74%となった

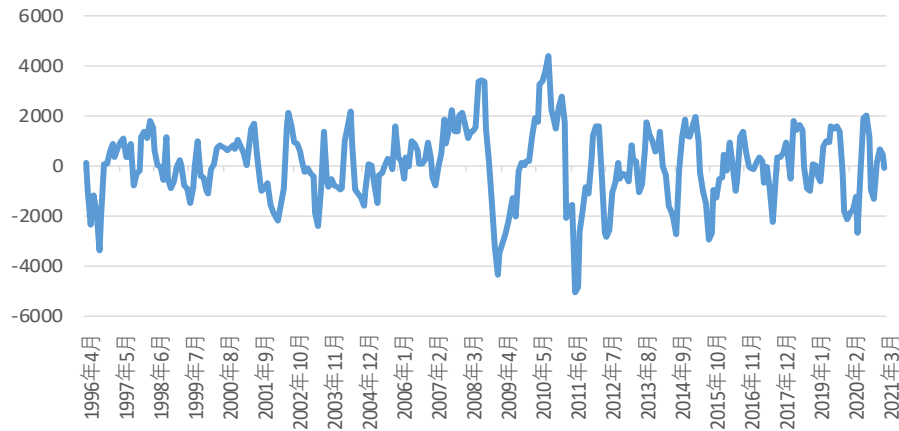
H3需要・T成分



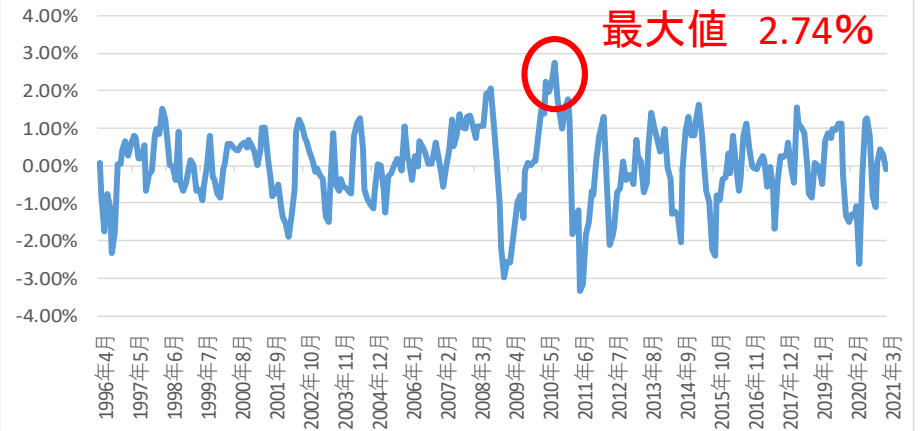
S成分



C成分



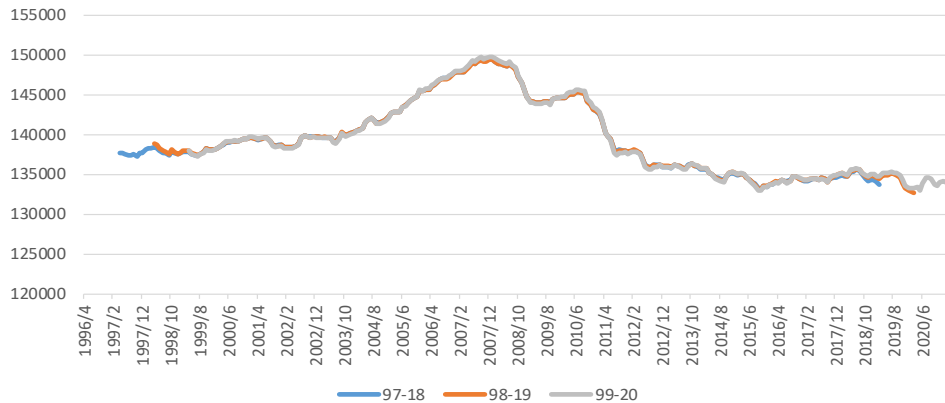
C成分変動率



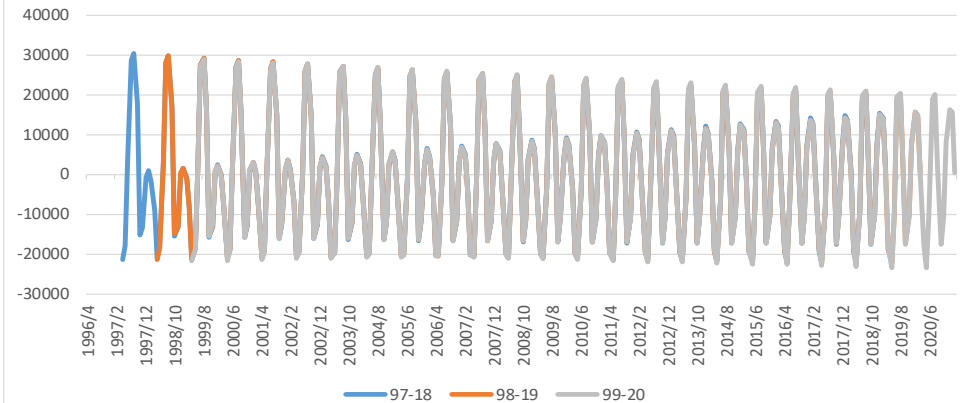
- 前回(第54回)と同様に、従来手法(X-12 ARIMA & 回帰直線分析)に代わり、DECOMP法を採用するにあたり、時系列データの分析結果の安定性について検証を行った。
- 具体的には、DECOMP法においてインプットする時系列データとして長期間(22年間)、短期間(11年間)の2パターンに対して、それぞれの分析対象期間を変化させたときに分析結果がどのように変化するかを検証した。
 - 長期間(22年間)の分析結果は、分析対象期間の変化(1年ずつシフト)に対して概ね安定的であった。(T成分、C成分は同様な傾向であった。)
 - 短期間(11年間)の分析結果は、時系列データの始点または終点に、リーマンショックや東日本大震災などのイレギュラー期間が含まれる場合、安定性が損なわれた。(T成分、C成分の傾向が変化した。)

- 1997～2018年度、1998～2019年度、1999～2020年度の分析結果としては、T成分・C成分・S成分ではほぼ一致しており、概ね安定的であった。 ※どの期間も選択したモデルの次数はtrend order=1, AR order=1, seasonal order=2

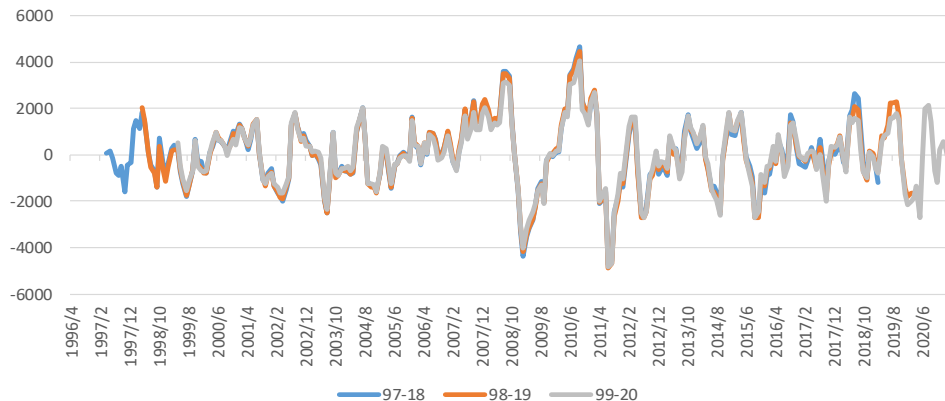
トレンド成分



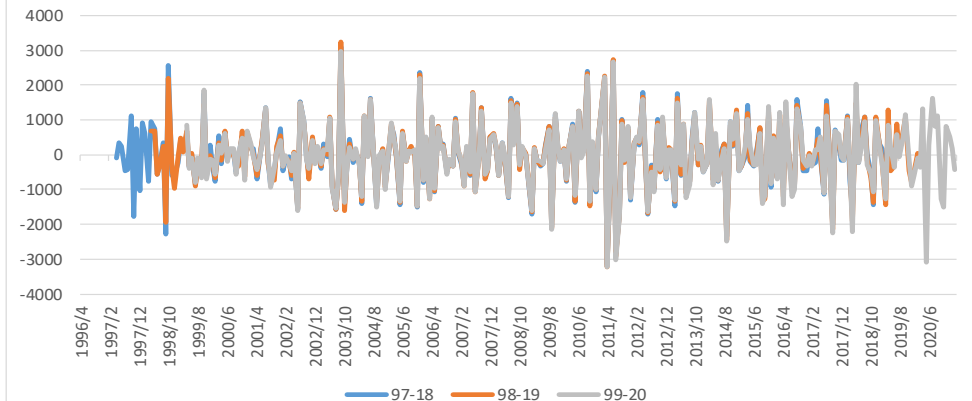
季節成分



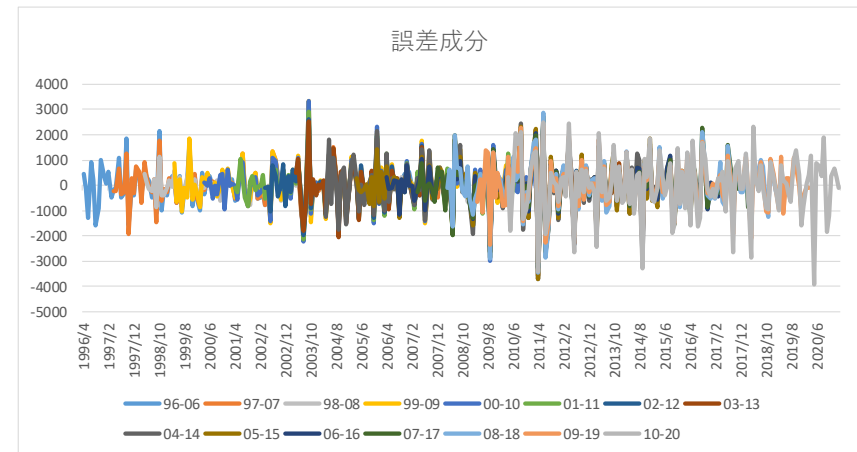
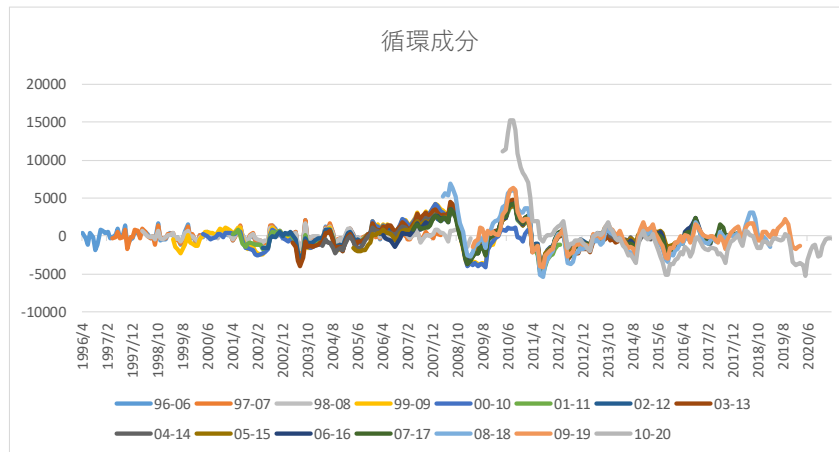
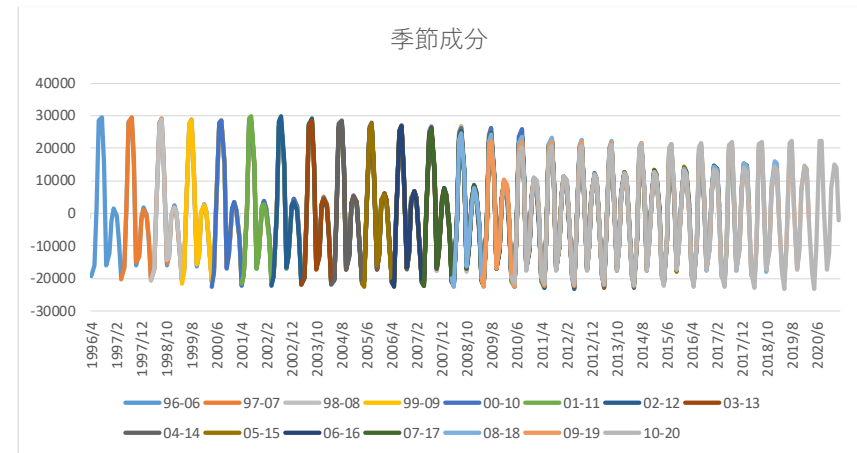
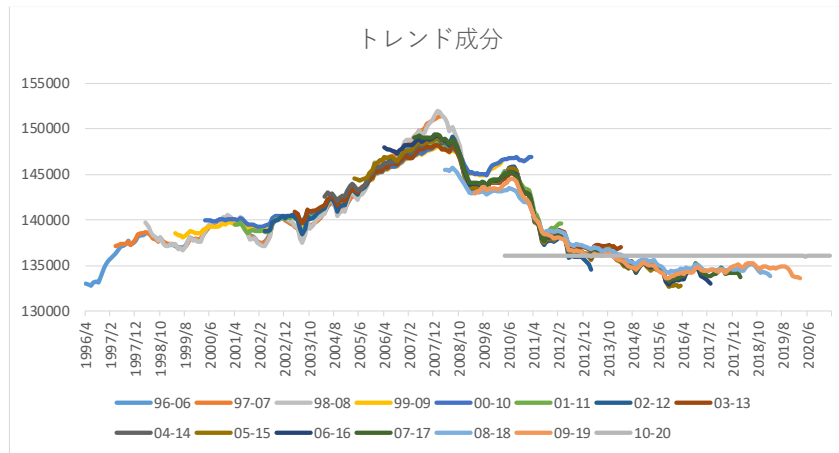
循環成分



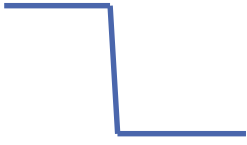
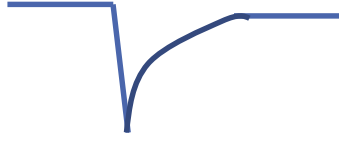
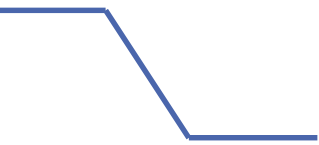
誤差成分



- 1996～2006年度、1997～2007年度、……、2010～2020年度の分析結果としては、1996～2006年度から2001～2011年度まではT成分・C成分・S成分ではほぼ一致しており、概ね安定的であった。
- 他方で、2009～2011年度のリーマンショック・東日本大震災や、2020年度の新型コロナウイルスなどのイレギュラー期間がデータの始点・終点となると分析結果が大きく異なった。※どの期間もモデルの次数はtrend order=1, AR order=1, seasonal order=2
- 上記を踏まえ、**今回、イレギュラー期間の扱いを整理することとし、異常値の処理方法について検討することとした。**



- 前述のとおり、異常値処理を検討するにあたっては、AO(加法的外れ値)、LS(レベルシフト)、TC(一時的変化)、RAMP(傾斜変化)の4つの異常値処理の設定について検討することとした。
- 具体的には、**各異常値処理の設定によるAICの変化に着目し、AICが最小となる異常値処理設定の組合せを検討することとした。**

異常値処理（outlier）内容	異常値処理イメージ
AO（加法的外れ値） 時系列データの1時点だけが変化する異常値	
LS（レベルシフト） ある1時点から先のデータが一定量変化する異常値	
TC（一時的変化） ある1時点で変化した後に急速に元の水準に戻る異常値	
RAMP（傾斜変化） ある期間において時系列データが傾斜的に変化する異常値	

- DECOMP算定にあたっての選択する各モデルの次数（trend orderを1～2、ar orderを1～2、seasonal orderを1～2）におけるAICが最小となる異常値処理（outlier）の組合せを抽出した。
- 上記検討にあたっては、今回は、一般的な経済分析に倣い、リーマンショック期間(2008/9-2009/2)をRAMPとして設定し、AICが最小となるAOとLSの設定の組み合わせを検討した。
- そして、各モデルの次数において異常値処理を組み合わせた結果、モデルの次数として、trend order=2、ar order=1、seasonal order=2の時に、DECOMPとしてのAICが最小となった。
- 今回の分析結果から、**異常値処理の有無によって、AICが最小となるDECOMP法のモデルの次数が変化すること**が分かった。

※選択するモデルの次数は、「(trend order) : (ar order) : (seasonal order)」にて表記

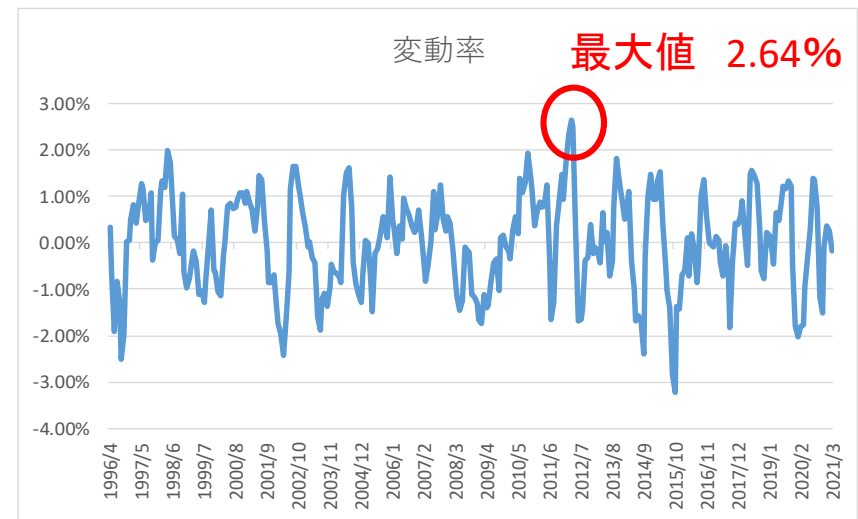
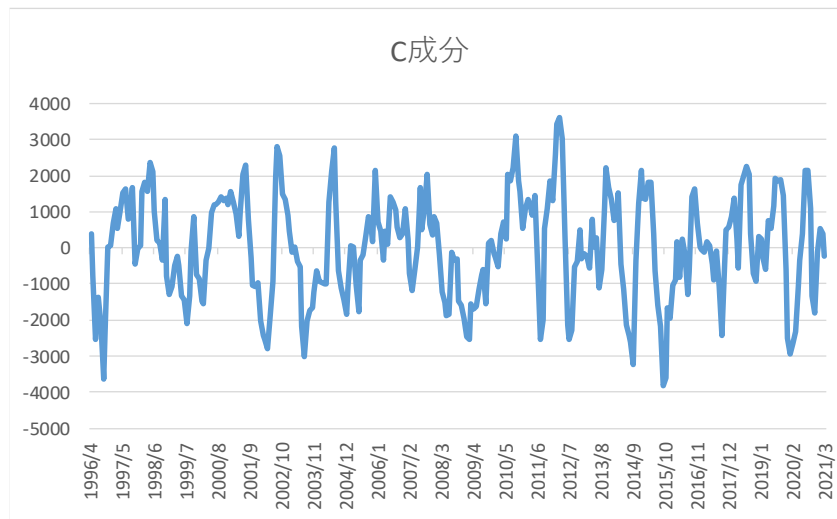
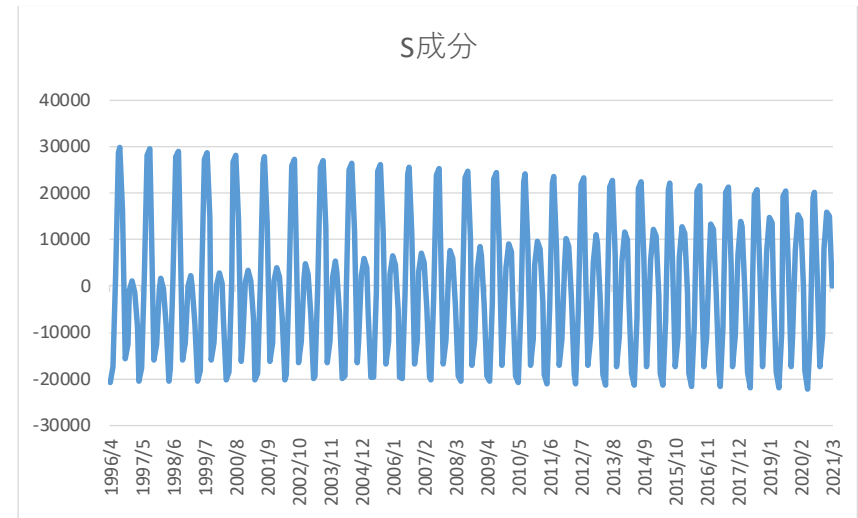
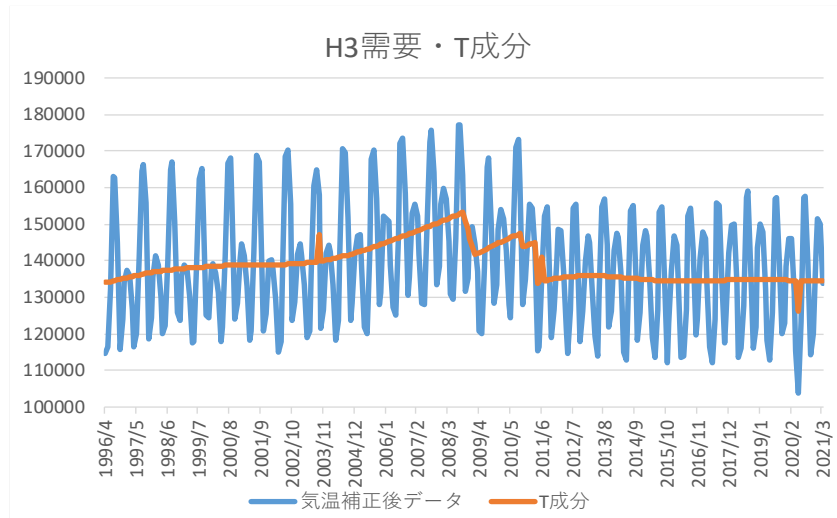
モデルの次数※	AO期間	LS期間	RAMP期間 (固定)	AIC	C成分変動率 最大	C成分変動率 最大年月
①1:1:1	2003/9, 2011/4	2011/5, 2011/7	2008/9- 2009/2	5716	1.99%	2012年3月
②1:1:2	2003/9, 2011/4, 2020/5	2011/5, 2011/7	2008/9- 2009/2	5574	2.08%	2012年4月
③1:2:1	2003/9, 2011/4, 2020/5	2010/10, 2011/7	2008/9- 2009/2	5602	4.10%	2015年2月

その他のモデルの次数の算定結果④～⑧は次ページに記載

※選択するモデルの次数は、「(trend order) : (ar order) : (seasonal order)」にて表記

モデルの次数※	AO期間	LS期間	RAMP期間 (固定)	AIC	C成分変動率 最大	C成分変動率 最大年月
④1:2:2	2003/9, 2011/4, 2020/5	2011/5, 2011/7	2008/9- 2009/2	5577	2.21%	2012年3月
⑤2:1:1	2003/9, 2011/4	2010/10, 2011/3, 2011/7	2008/9- 2009/2	5719	2.69%	2012年3月
⑥2:1:2	2003/9, 2011/6, 2020/5	2010/10, 2011/4	2008/9- 2009/2	5569 AIC最小	2.64%	2012年3月
⑦2:2:1	2003/9, 2020/5	2009/10, 2011/4	2008/9- 2009/2	5599	4.25%	2015年2月
⑧2:2:2	2003/9, 2011/6, 2020/5	2010/10, 2011/4	2008/9- 2009/2	5571	2.71%	2012年3月

■ 1996~2020年度の変動率最大値は2.64%となった



- 今回、DECOMP法の深掘り検討の結果、以下のような課題が抽出された。
 - DECOMP法の選択するモデルの次数によって、C成分最大値の変動率が大きく変化し、1%を上回る数値となっている。
 - リーマンショック、東日本大震災、コロナなどのイレギュラー期間を異常値として処理することによって、AICが最小となるDECOMP法のモデルの次数が変化する（C成分最大値の変動率も変化する）。
- DECOMP法については、現行の持続的需要変動対応の必要予備力1%を上回る数値が算出されていること等から、数値の精査とともに、各モデルの次数の考え方や異常値処置の設定方法等について、検討を進めることとし、**今後の進め方としては、本委員会のもとに「持続的需要変動に関する勉強会」を設置し、有識者等の考えを確認していく**こととしてはどうか。
- また、上記のDECOMP法の検討結果が得られるまでの間は、**持続的需要変動対応の必要供給予備力は、以下の状況を踏まえ、これまでの1%を暫定的に継続すること**としてはどうか。
 - 次ページ以降に示す従来手法(X-12 ARIMA & 回帰直線分析)による2012年度～2020年度データでの評価結果としては、季節調整後のTC成分からT成分を9ヶ年、6ヶ年、4ヶ年の回帰対象期間にて評価した場合のC成分/T成分の最大値は1.4%～1.8%であり、2%を上回る分析結果ではなかった。

調整力及び需給バランス評価等に関する委員会

報告

設置

持続的需要変動に関する勉強会

<委員>（◎座長）

◎北川 源四郎 東京大学 数理・情報教育研究センター 特任教授
 佐藤 整尚 東京大学 大学院経済学研究科 准教授
 林田 元就 電力中央研究所 社会経済研究所 上席研究員

<オブザーバー>

事業者、エネ庁（基盤課）など

■ 背景と目的

- 必要供給予備力のうち、持続的需要変動対応分については、景気変動などの分析により評価することとなる。
- その分析にあたっては、リーマンショック、東日本大震災、コロナなどの各事象の扱いについても整理していくことが必要であり、従来の分析手法（季節調整法＋回帰分析）の課題等が顕在化したところ。
- したがって、持続的需要変動の分析手法や異常値処理等について、有識者の知見を踏まえて進めていくこととする。

■ 主な検討項目とスケジュール

- DECOMP法の選択するモデルの次数の考え方や異常値処理の設定方法などの課題解決方策を検討し、その他の分析手法についても必要により検討する。
- 勉強会は2～3か月に1回程度の頻度で開催し、適宜本委員会に検討状況を報告し、審議いただくこととする。

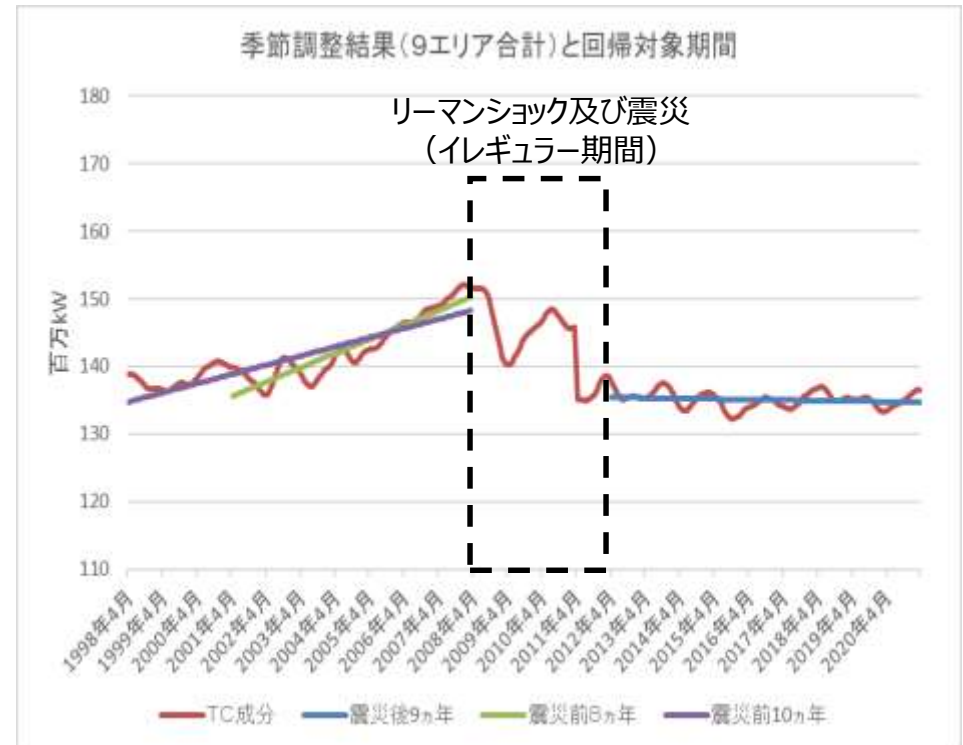
	2021年度		2022年度		
	10～12月	1～3月	4～6月	7～9月	10月以降
DECOMP法の課題解決方策検討	DECOMP法の課題解決方策の検討		審議および効果検証を踏まえ継続検討		
その他分析手法の検討	その他分析手法の検討		審議および効果検証を踏まえ継続検討		
各分析手法の効果検証			効果検証		
勉強会	▼	▼	▼	▼	
本委員会への報告			(必要により)報告・審議		報告・審議

以下、最新実績データを用いた従来手法(X-12 ARIMA & 回帰直線分析)による分析結果

- 今回、昨年度分析時までの需要実績データに2020年度分データを加えTC成分と回帰直線を算出した。
- 回帰期間を震災前10ヶ年、8ヶ年および震災後9ヶ年としたTC成分と回帰直線は以下のとおり。
- 前回分析時と同様に、震災前と、震災後や、リーマンショックおよび震災期間では、傾向が異なると考えられる。



需要実績と季節調整値（TC成分）



季節調整値（TC成分）と回帰直線および上振れ量

従来手法(X-12 ARIMA & 回帰直線分析)による景気変動等による需要変動の分析 41

- 昨年度分析時の議論を踏まえ、分析対象期間を震災後の9ヶ年とし、以下にC成分変動率の分析結果を示す。
- 具体的には、今回、2020年度データを追加し、回帰期間を2012～2020年度の9カ年分とし、前回分析時の2012～2019年度の8ヶ年分と比較した。
- 9エリア計の変動率は最大1.8%であった。前回分析の結果（最大1.7%）と比較すると、9エリア計のC成分変動率に大きな差はなかった。

景気変動等による需要変動（C成分）の分析結果

(万kW、%)												
		北海道	東北	東京	中部	北陸	関西	中国	四国	九州	9エリア計※2	沖縄
震災後 9ヶ年	変動量※3	8	19	91	80	17	98	9	15	20	238	2
	変動率※3	2.0%	1.6%	2.1%	3.8%	3.8%	4.3%	1.0%	3.5%	1.6%	1.8%	1.9%

〔参考〕 前回(2019年度取りまとめ)の試算結果(回帰対象期間:震災後8カ年(2012～2019年度))

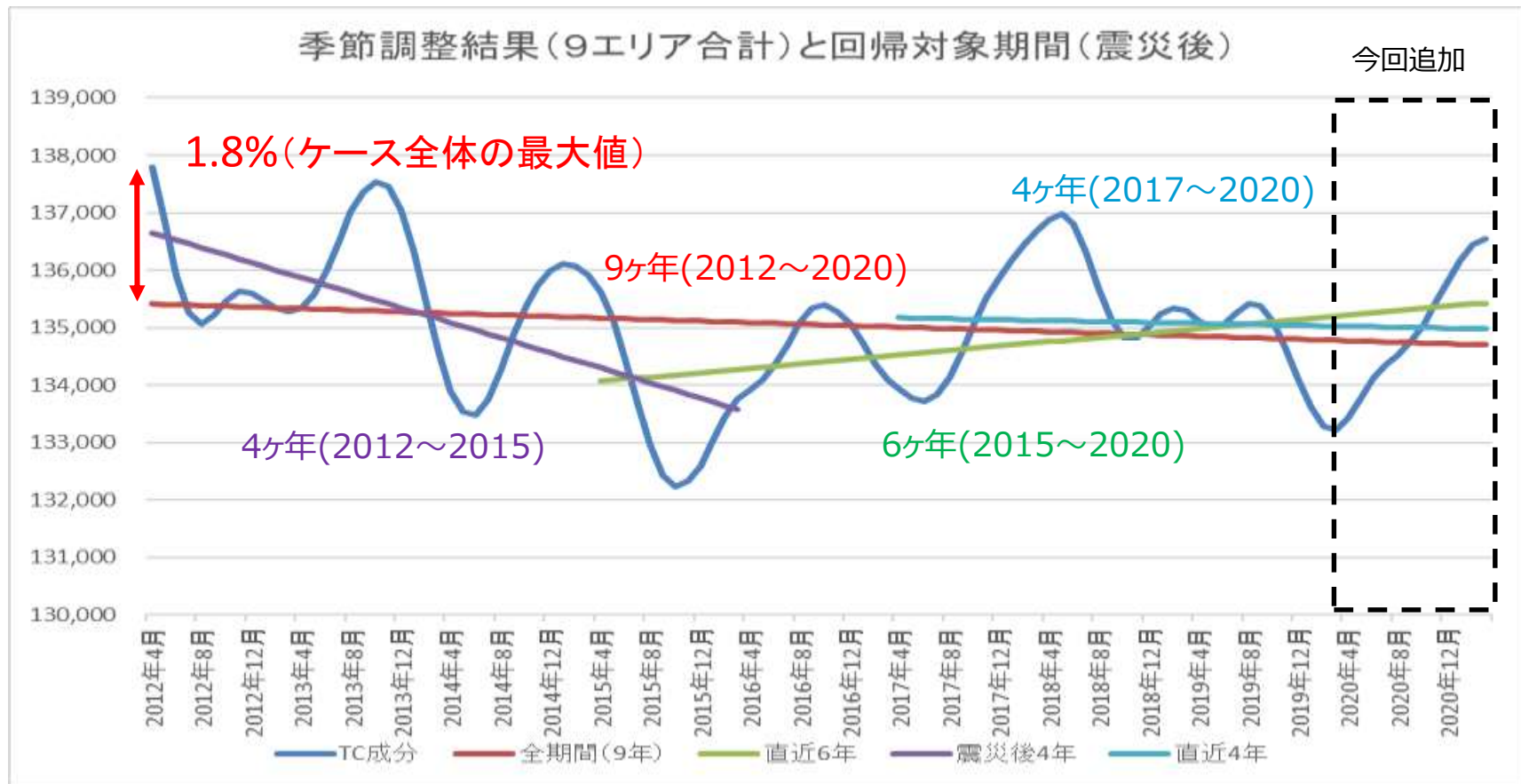
		北海道	東北	東京	中部	北陸	関西	中国	四国	九州	9エリア計※2	沖縄
震災後 8ヶ年	変動量※3	6	17	109	53	10	54	9	14	21	230	3
	変動率※3	1.5%	1.4%	2.5%	2.5%	2.4%	2.4%	1.0%	3.4%	1.6%	1.7%	2.3%

※1 各エリアの電力需要実績(送電端、月別H3、気温補正後)にて分析

※2 9エリアの需要の合計値を季節調整したTC成分にて算定

※3 変動量及び変動率は、回帰直線からの上振れ分の最大値

- 前ページのことから、回帰直線がC成分変動率に与える影響を確認するため、さまざまな回帰期間において回帰直線を作成し、C成分変動率の最大値を分析した。
- 下図にTC成分と9ヶ年、6ヶ年、4ヶ年で回帰期間を取った場合のTC成分の回帰直線を示す。
- 次ページにてそれぞれの回帰期間のC成分変動率の最大値を試算した結果を示す。



- 従来手法(X-12 ARIMA & 回帰直線分析)において、季節調整後のTC成分からT成分を9ヶ年、6ヶ年、4ヶ年の回帰対象期間にて評価した場合のC成分/T成分の最大値は、9エリア計で、それぞれの期間で1.4～1.8%という試算結果が得られた。この結果からは持続的需要変動対応分として最低限1%は必要であると考えられる。

景気変動等による需要変動（C成分）の分析結果

	北海道	東北	東京	中部	北陸	関西	中国	四国	九州	9エリア計	沖縄
2012-2020(9カ年)	2.0%	1.6%	2.1%	3.8%	3.8%	4.3%	1.0%	3.5%	1.6%	1.8%	1.9%
2015-2020(6カ年)	1.6%	1.5%	2.2%	3.1%	4.4%	2.3%	0.8%	2.6%	1.8%	1.6%	1.8%
2012-2015(4カ年)	1.0%	1.0%	1.2%	2.9%	1.4%	2.8%	0.9%	3.4%	1.4%	1.5%	1.4%
2017-2020(4カ年)	1.2%	1.0%	1.9%	2.6%	5.3%	1.5%	1.0%	2.2%	1.3%	1.4%	1.6%
ケース全体の最大	2.0%	1.6%	2.2%	3.8%	5.3%	4.3%	1.0%	3.5%	1.8%	1.8%	1.9%
ケース全体の最小	1.0%	1.0%	1.2%	2.6%	1.4%	1.5%	0.8%	2.2%	1.3%	1.4%	1.4%