

2021年度 第3回 SWIM研究会(ワークショップ)

主要テーマ: 経営とIT, 一般

電力市場価格を含む最大電力需要予測モデルの検討

～回帰因子を追加した時系列分析～

Studies of maximum power demand forecasting model including electricity market price

--- Time series analysis with extra regressors added ---

2021年 11月 27日(土)

小倉 博行 1) 馬奈木 俊介 2)

1) 日本大学 2) 九州大学

キーワード:

電力自由化, 電力取引市場, 脱炭素化社会, 需要予測, 回帰分析, 時系列分析, 機械学習, 説明可能性

Keywords :

electricity deregulation, electricity transaction market, decarbonization society, demand forecasting, regression analysis, time series analysis, machine learning, explainability

本日の発表内容

1. はじめに
2. 先行研究
3. シミュレーション条件
 - 3.1 データ期間, 予測対象
 - 3.2 モデル化期間: モデル学習用訓練データ
 - 3.3 予測期間: モデル評価用テストデータ
 - 3.4. 入力変数, 説明変数(回帰因子)
4. 重回帰分析による最大電力需要予測モデル
 - 4.1 重回帰予測モデル
 - 4.2 春季予測結果
 - 4.3 夏季予測結果
 - 4.4 秋季予測結果
 - 4.5 冬季予測結果
5. 時系列分析による最大電力需要予測モデル
 - 5.1 時系列予測モデル
 - 5.2 2021年8月の予測結果
 - 5.3 春季予測結果
 - 5.4 夏季予測結果
 - 5.5 秋季予測結果
 - 5.6 冬季予測結果
6. 日次最大電力需要予測結果の分析
7. まとめ

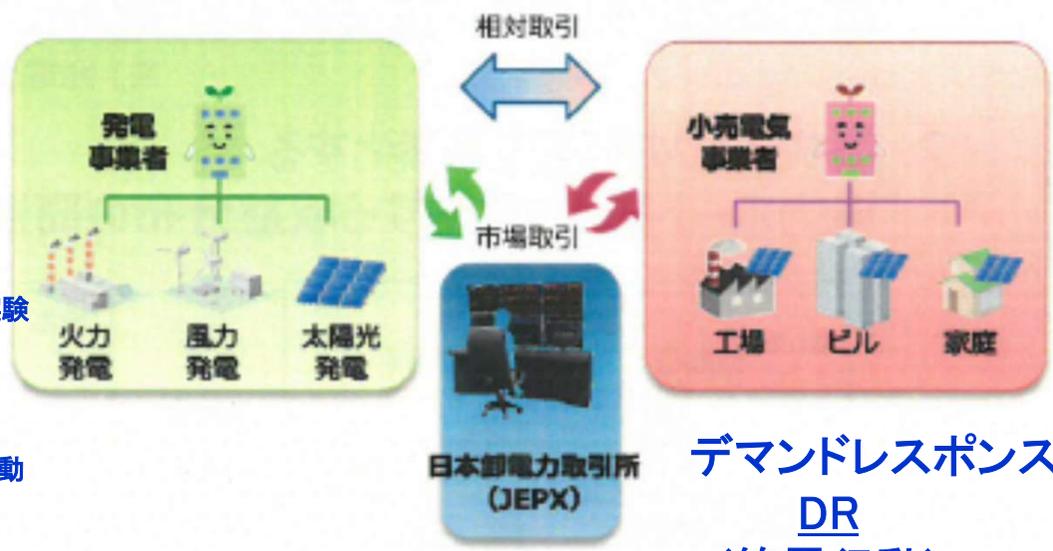
1. はじめに～電力自由化と電力取引市場の整備：電力需給調整市場の整備とデマンドレスポンスに関するこれまでの成果

日本における電力システム改革の流れ⇒電力の安定供給と脱炭素の両立

電力自由化の変遷

発電・小売と電力取引

- 1995年 電力卸売自由化
- 2000年 小売部分自由化
- 2005年 日本卸電力取引所 (JEPX)で取引開始
- 2012年度 けいはんな学園都市DR実証実験
- 2015年度 経産省ネガワットDR実証実験
- 2015年度 中之条電力DR実証実験
- 2016年 小売全面自由化
- 2018年 東京エリア電力需給ひっ迫時DR発動
- 2020年 送配電部門の法的分離



○ 2020年 政府：2050年カーボンニュートラルを目指すことを宣言

2021年1月 東京エリア電力需給ひっ迫
 ※電力取引市場の価格が過去最高の251円/kWhにまで急騰し、
 新電力が相次ぎ営業停止や経営破綻に陥った。

2022年1-2月：東京エリア電力需給ひっ迫の見通し

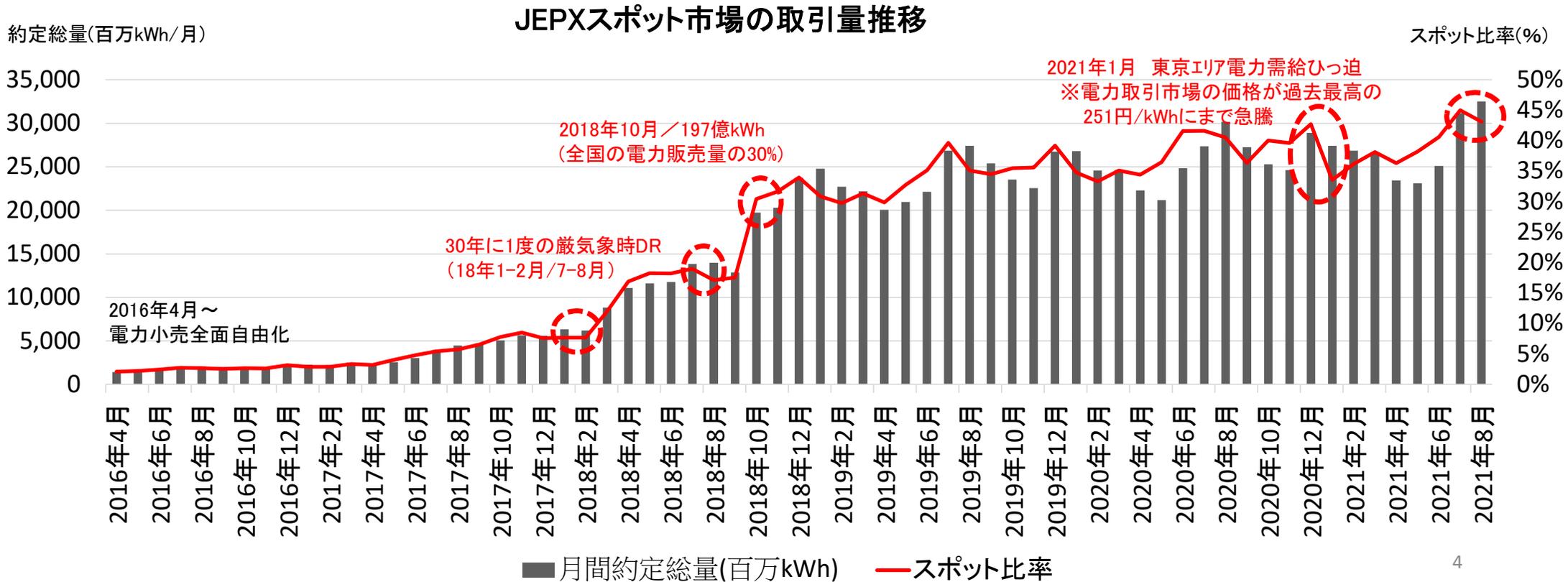
デマンドレスポンス
 DR
 (節電行動)
 ↓
 2050年
カーボンニュートラル
 (CO2排出量を実質ゼロ：脱炭素化社会の実現)

1. はじめに～電力自由化と電力取引市場の整備：電力需給調整市場の整備とデマンドレスポンスに関するこれまでの成果

- 2005年4月～日本卸電力取引所(JEPX)で取引開始。2016年4月～電力小売全面自由化
- 電力市場のメインは**一日前市場(スポット市場)**で、
売りと買いの価格の交点で約定価格を決定する「**シングルプライスオークション**」になる

*日本の電力取引市場の活用度合い(スポット比率)

16年4月:2% ⇒18年1月:8%⇒7月:19%⇒10月:30% ⇒20年12月:43% ⇒21年1月:33% ⇒21年7月:45% ⇒8月:43%(325億kWh)



1. はじめに～電力自由化と電力取引市場の整備：電力需給調整市場の整備とデマンドレスポンスに関するこれまでの成果

2021年1月 東京エリア電力需給ひっ迫

※電力取引市場の価格が過去最高の251円/kWhにまで急騰

2020年12月末から2021年1月中旬にかけて電力卸売価格の高騰が大きなニュースになった。これまでの日本卸電力取引所（JEPX）における取引価格は1キロワット・アワーあたり10円以下で推移することが多く、夏のピーク時間帯でも50円ほどが通常の高値であった。しかし、12月末から価格が200円を超える時間が続き、一時は251円にまで達した（図1）。

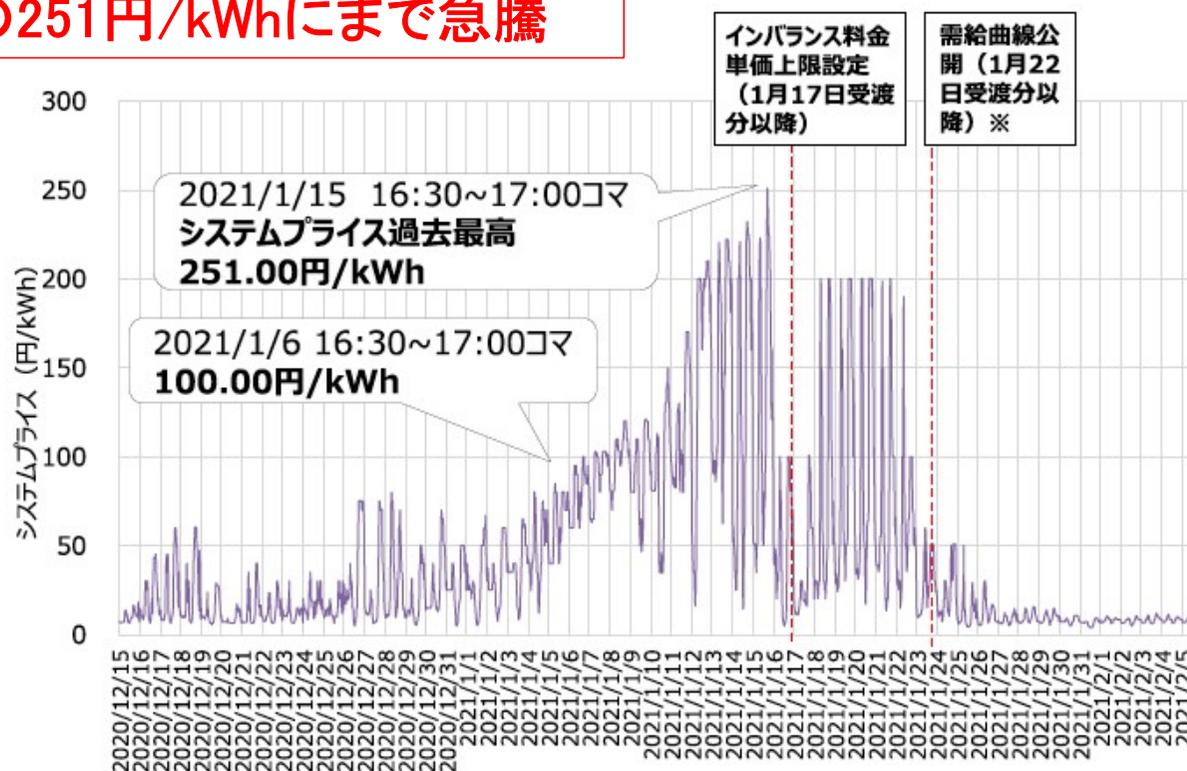


図1 日本卸電力取引所（JEPX）におけるスポット価格の推移

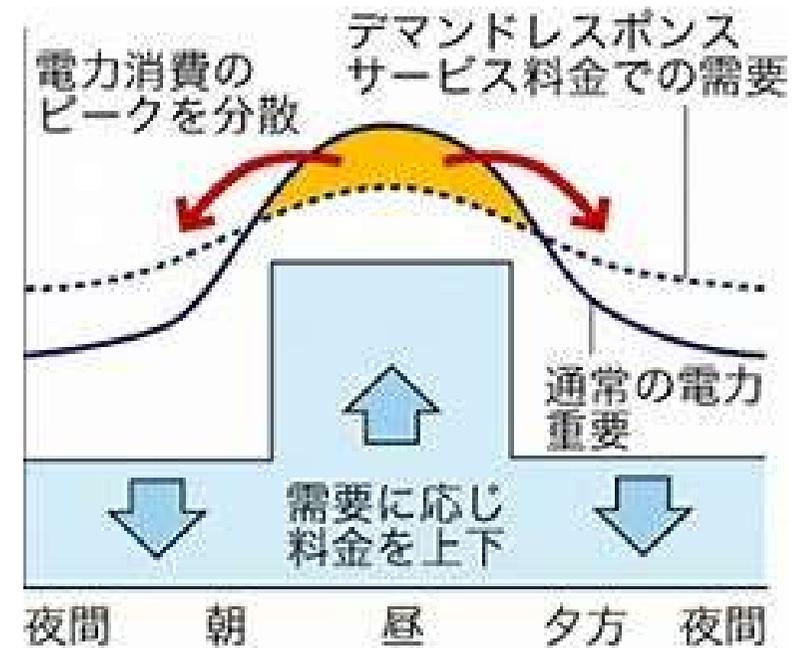
出典：電力・ガス取引監視等委員会「スポット市場価格の動向について」（2021年2月5日）

1. はじめに～電力の安定供給と脱炭素の両立

■ 電力市場価格を含む最大電力需要予測モデルの必要性

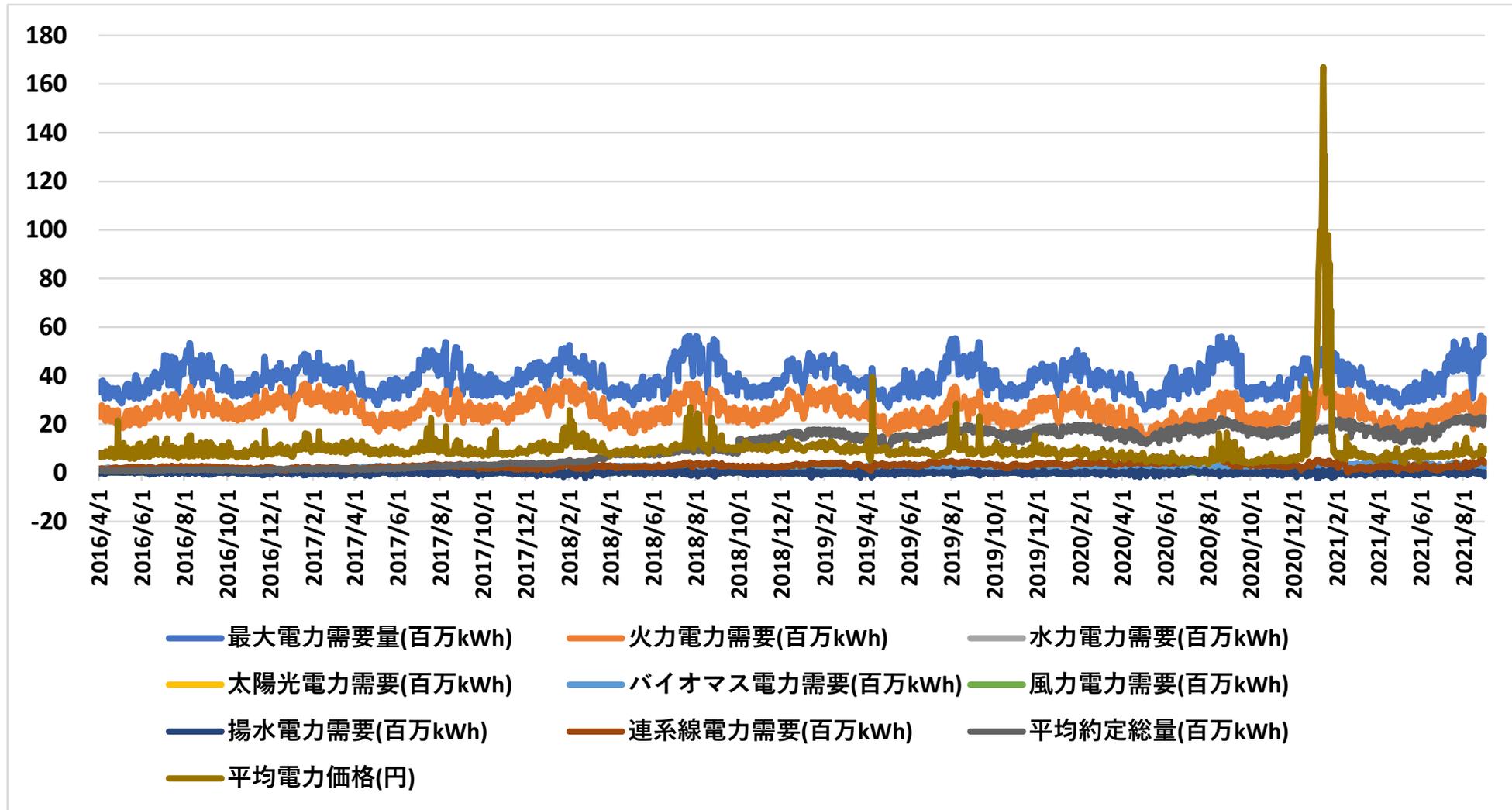
◆ 最大電力需要予測モデルを用いた「デマンドレスポンス(DR)システム」

・電力自由化に伴う、電力価格のダイナミックプライシング(料金の上げ下げで需要と供給を調整すること)の導入は脱炭素等に向けた**社会全体の経済合理性を高める効果**があるが、**停電(ブラックアウト)のリスク対策**や**公平性確保に向けた“弱者救済”の仕組み**も併せて社会実装する必要がある。



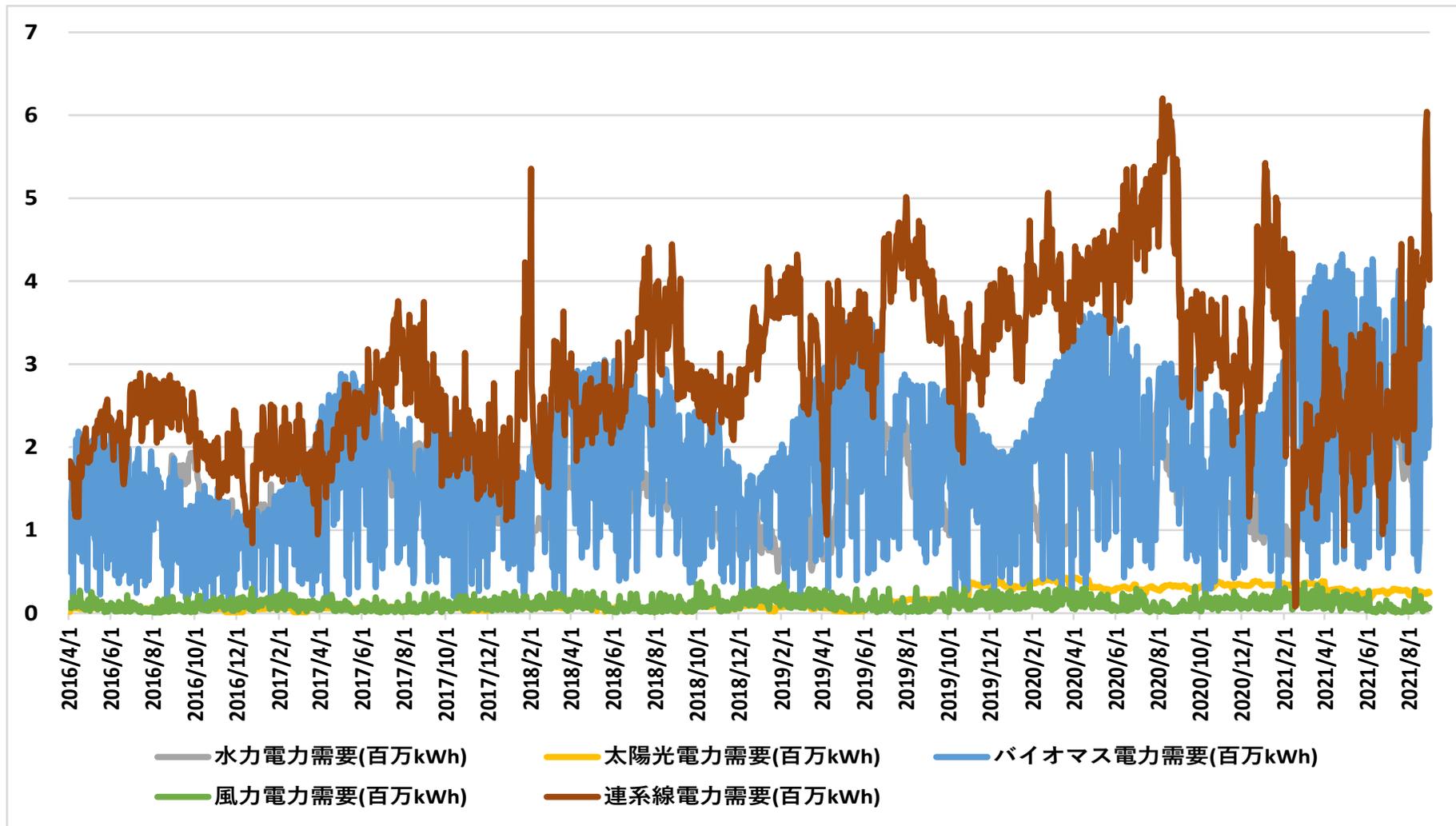
1. はじめに～電力の安定供給と脱炭素の両立

■ 電力自由化後の東京電力エリアの電力需要の変化



1. はじめに～電力の安定供給と脱炭素の両立

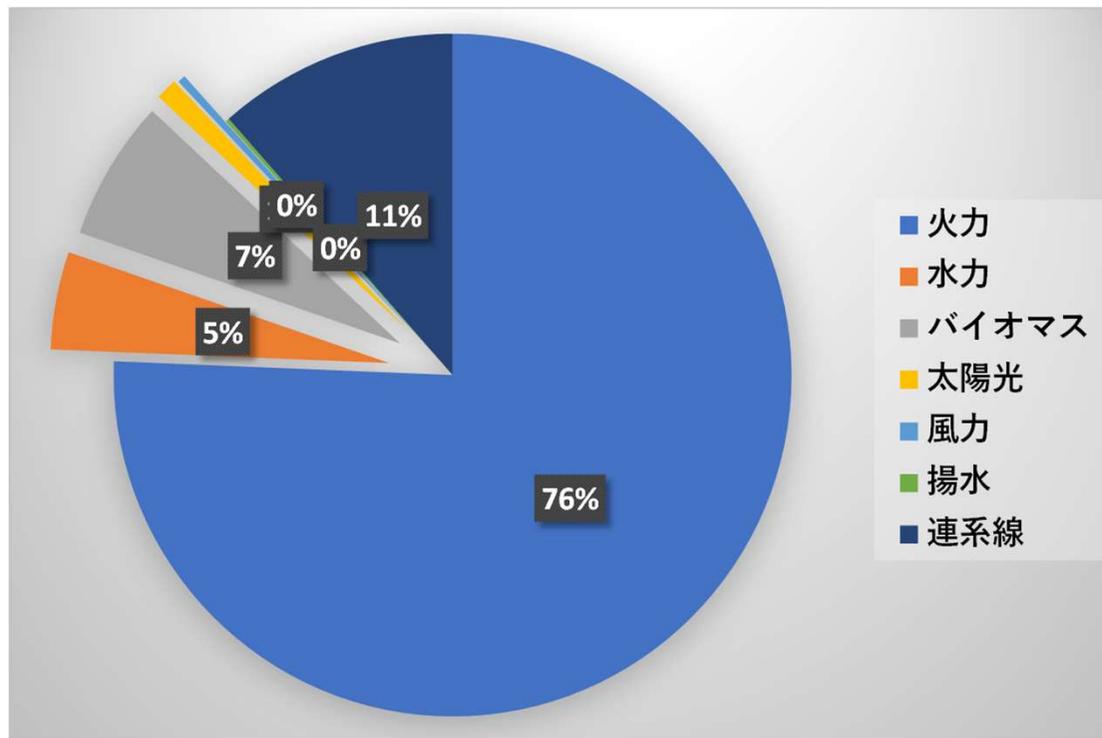
■ 電力自由化後の東京電力エリアの再生可能エネルギー需要の変化



1. はじめに～電力の安定供給と脱炭素の両立

■ 2020年度の東京電力エリアの再生可能エネルギーの割合

| 火力 | 水力 | バイオマス | 太陽光 | 風力 | 揚水 | 連系線 |
|-------|------|-------|------|------|-------|-------|
| 75.9% | 4.6% | 6.7% | 1.0% | 0.4% | -0.2% | 11.5% |
| 12.7% | | | | | | |



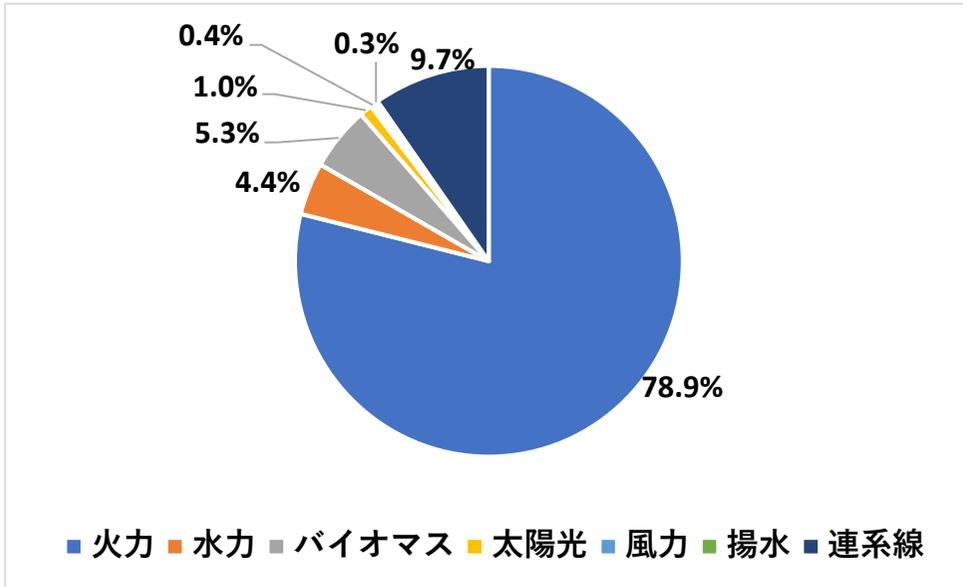
1. はじめに～電力の安定供給と脱炭素の両立

■ 秋季・春季の平日電力需要の再エネ比率

秋季：2020年9月～11月の平日

m=61

| 火力 | 水力 | バイオマス | 太陽光 | 風力 | 揚水 | 連系線 |
|-------|------|-------|------|------|------|------|
| 78.9% | 4.4% | 5.3% | 1.0% | 0.4% | 0.3% | 9.7% |
| 11.1% | | | | | | |

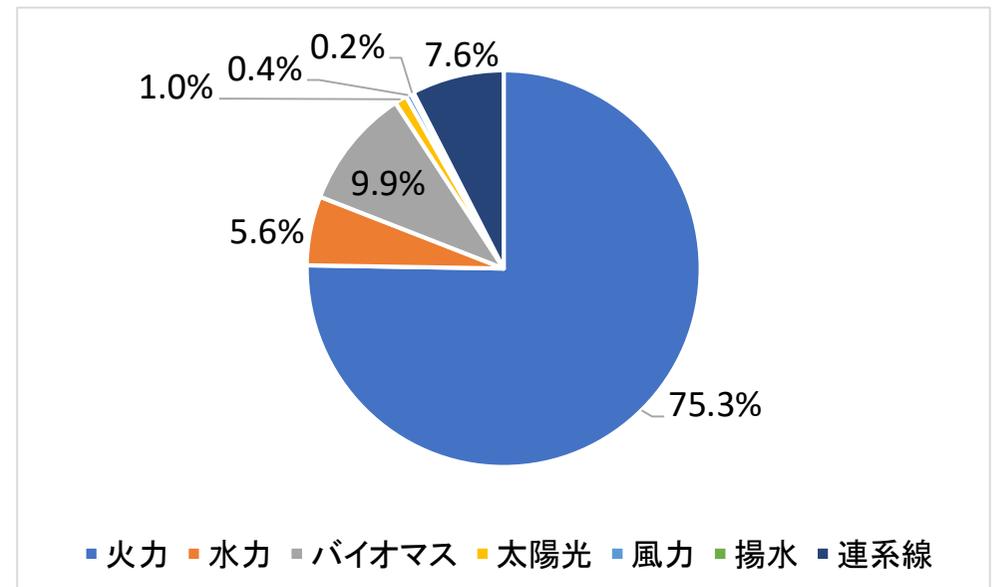


※秋季日次最大電力需要予測に対する相関関係
 火力(81%)***, バイオマス(5%)*, 風速(29%)***, 太陽光(-5%)***, 揚水(3%)***, 連系線(31%)***, **卸電力市場(29%)****

春季：2021年3月～5月の平日

m=63

| 火力 | 水力 | バイオマス | 太陽光 | 風力 | 揚水 | 連系線 |
|-------|------|-------|------|------|------|------|
| 75.3% | 5.6% | 9.9% | 1.0% | 0.4% | 0.2% | 7.6% |
| 16.9% | | | | | | |



※春季日次最大電力需要予測に対する相関関係
 火力(82%)***, 水力(-40%)***, バイオマス(-32%)*, 太陽光(-7%)***, 揚水(6%)***, 連系線(-19%)***, **卸電力市場(15%)***, 休日(-33%)***

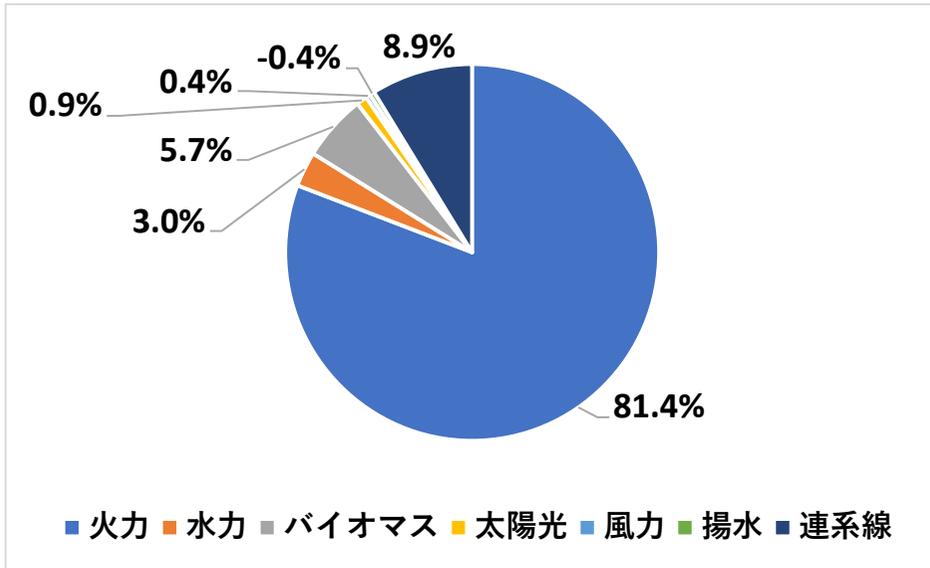
1. はじめに～電力の安定供給と脱炭素の両立

■ 冬季・夏季の平日電力需要の再エネ比率分析

冬季: 2020年12月～2021年2月

m=61

| 火力 | 水力 | バイオマス | 太陽光 | 風力 | 揚水 | 連系線 |
|-------|------|-------|------|------|-------|------|
| 81.4% | 3.0% | 5.7% | 0.9% | 0.4% | -0.4% | 8.9% |
| 10.1% | | | | | | |



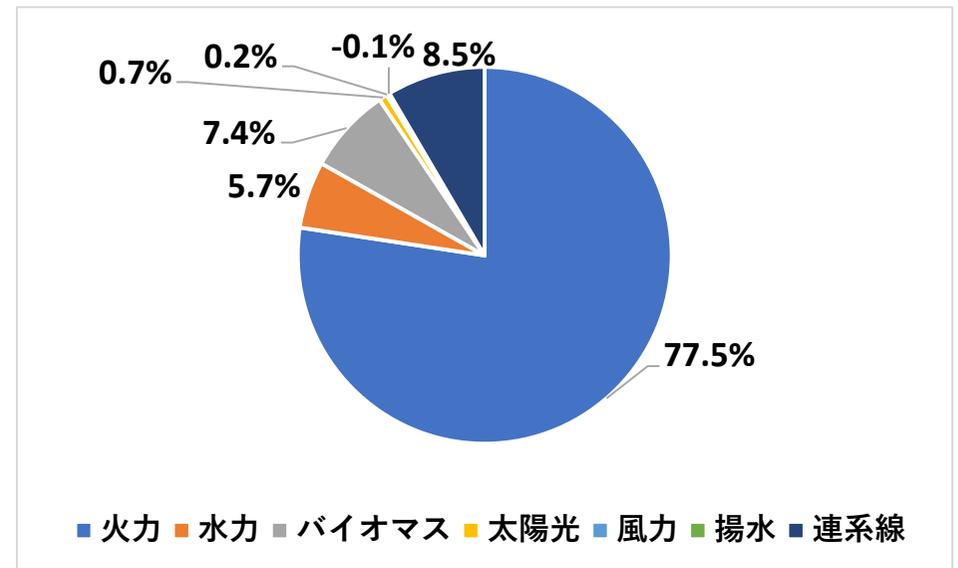
冬季日次最大電力需要予測に対する相関関係

火力(80%)***, 連系線(6%)*, 気温(-53%)***, 湿度(-16%)***

夏季: 2021年6月～8月

m=64

| 火力 | 水力 | バイオマス | 太陽光 | 風力 | 揚水 | 連系線 |
|-------|------|-------|------|------|-------|------|
| 77.5% | 5.7% | 7.4% | 0.7% | 0.2% | -0.1% | 8.5% |
| 14.1% | | | | | | |



夏季日次最大電力需要予測に対する相関関係

火力(83%)***, バイオマス(32%)***, 風力(-13%)*, 連系線(27%)***, 湿度(-16%)***, 卸電力市場(26%)***

1. はじめに～本研究の課題: Reseach Question

■ 電力の安定供給と脱炭素を両立させるための日次最大電力需要の予測精度向上

・電力は使用量(需要)と発電量(供給)のバランスが崩れると、供給が不安定になったり停電を引き起こすため、電力会社は常に電力需要を予測しながら発電量の調整を行い、日々の安定供給を実現

・電力需給調整にユーザ(需要家)が電力の使い方を工夫して協力(デマンドレスポンス)

⇒【RQ1】説明可能な予測モデルを用いて、日次最大電力需要の予測精度向上はできるのか？

・2016年4月の電力小売りの全面自由化から5年が経過し、卸電力市場の活用度合い(スポット比率)は45%まで増大したが、競争で余力をなくした電力会社が採算性の低い火力発電所を相次いで休廃止し、度重なる不祥事で原子力発電所の再稼働も進んでいない。再生可能エネルギーを大量に導入して脱炭素を進めつつ、足元の電力不足をどう乗り切るか

⇒【RQ2】卸電力市場は、日次最大電力需要への程度影響を与えているのか？

・2020年は全国の電力供給の20.8(20年度東京電力エリアは12.7%, 内 バイオマス:6.7%, 太陽光:1.0%, 風力:0.4%)を再生可能エネルギーでまかなった

・太陽光は日照が弱いとき、風力は風が弱いときに出力が落ちるという予測困難な電源

・太陽光の発電量が減る冬、22年1～2月は東京電力エリアでは余裕がない

⇒【RQ3】再エネ(バイオマス・太陽光・風力)及び卸電力市場の日次最大電力需要に対する相関関係はあるのか？

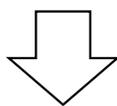
2. 先行研究～説明可能な予測モデル

■ スマートグリッド・エコノミクス

ー フィールド実験・行動経済学・ビッグデータが拓くエビデンス政策

①依田高典, 田中誠, 伊藤公一朗(2017), Ito, Ida and Tanaka(2018):

2012年度けいはんな学研都市デマンドレスポンス(DR)実証実験のデータセット(電力需要、DR有無)分析
⇒「行動経済学」の理論に基づく電気料金型DR政策(ダイナミック・プライシング)が、家庭における節電行動=デマンレスポンス(DR)効果や社会厚生効果を達成することができることを統計的にフィールド実証。



・家庭部門における行動経済学に基づくダイナミック・プライシング「電気料金型DR」効果の予測モデルを構築

・この予測モデルは家庭部門の電力需要量の価格弾性値を上昇させ、電力の需要家の制御可能な負荷設備の消費電力を低減させるDRによる社会厚生効果(電力供給者側と需要家側の便益)を得ることができることを実証

[0]依田高典, 田中誠, 伊藤公一朗, 「スマートグリッド・エコノミクス ー フィールド実験・行動経済学・ビッグデータが拓くエビデンス政策」, 有斐閣, May.2017.

[2]Ito, K., T., Ida, and M., Tanaka, "Moral Suasion and Economic Incentives: Field Experimental Evidence from Energy Demand," American Economic Journal: Economic Policy 2018, 10(1): 240-267.

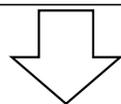
2. 先行研究～説明可能な予測モデル

■ 電力取引市場とデマンドレスポンス効果との相関分析 気象データを含む電力市場の回帰分析モデルの構築

②小倉・馬奈木・石野(2018,2019):

30年に一度の厳気象となった2018年の日本卸電力取引所(JEPX)のデータセット(電力需要=約定総量、市場価格、DR有無、気象データ)分析

⇒厳気象等の電力逼迫時には、電力価格よりも快適性、生産性などの便益や経済合理性が優先、「電気料金型DR」だけでは対応できず「インセンティブ型DR」発動が必要であることを統計的に確認



・『産業部門等全部門における、約定総量・市場価格、気象データを含む電力需要の予測モデル』を構築

・『電力需要の価格弾力性を大きくするとDR効果(社会厚生効果)が増大する』こと、及び『「インセンティブ型DR」発動により、価格弾力性が小から大になる』ことを統計的に示した。

[3] 小倉博行, 馬奈木俊介, 石野正彦, 「電力取引市場とデマンドレスポンス効果との相関分析～電力自由化に関する効率と環境の経済分析～」, 信学会IEICE Technical Report, pp.1-8, Dec.2018.

[4] 小倉博行, 馬奈木俊介, 石野正彦, 「気象データを含む電力市場の回帰分析モデルの構築～価格効果, 節電効果及び社会厚生効果の経済分析～」, 信学会IEICE Technical Report, pp.9-16, May 2019.

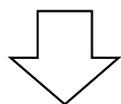
2. 先行研究～説明可能な予測モデル

■ 複数手法を組み合わせた最大電力需要予測における妥当性の検討

③佐々木秀彰・浦野昌一(2021):

2016年4月～2019年3月のデータセット(再エネを含む電力需要、気象データ)分析・最大電力需要機械学習予測モデルを検討

⇒最大電力需要予測において、各月を季節ごとに区切った、春夏秋冬のモデル化期間を設定し、重回帰モデルとランダムフォレスト(決定木)の複数手法を組み合わせた予測モデルがニューラルネットワークよりも予測精度が向上することを検証



- ・統計学的手法と機械学習的手法を組み合わせた予測手法の提案
- ・季節モデルによる最大電力需要予測

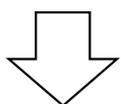
2. 先行研究～説明可能な予測モデル

■ 気象予報を活用した熱中症救急需要の中期予測手法の検討

④ 中井哲也・中村匡秀・佐伯幸郎(2021):

気象予報を活用した熱中症救急需要予測において、予測結果を現場に説明しやすくするため、[重回帰式で機械学習予測モデル](#)を構築

⇒予測値を重回帰式から導き、予測の仮定を解釈可能。予測値の根拠となる説明や、予測が外れた場合の原因調査を明確に行うことが出来る



- ・週間天気予報に含まれる項目のみを説明変数とする予測モデルの構築
- ・予測結果を現場に説明しやすくするため、部分的最小二乗回帰 でモデル構築
- ・雨が降った日の予測は 0.85 倍するヒューリスティックを適用

2. 先行研究～説明可能な予測モデル

◎説明可能な予測(Explainable Predictions)モデルによる分析デザイン

問題

■ 機械学習モデルを評価して本番環境で使用できるかどうかを判断する際、正解率(Accuracy)、適合率(Precision)、再現率(Recall)、平均二乗誤差(MSE)などの指標は、モデルの使い方の一部を示すに過ぎない。

■ これらの指標は、モデルの予測がテストデータセットの正解値に対してどれだけ正しいかという情報を提供するが、モデルがその予測に至った理由については何も示さなさい。

⇒機械学習の利用場面の多くで、ユーザはモデルの予測をそのまま受け入れることを躊躇する可能性がある。

2. 先行研究～説明可能な予測モデル

◎説明可能な予測(Explainable Predictions)モデルによる分析デザイン

解決:説明(解釈)可能なAI(Explainable AI)

- ◆深層学習など機械学習による予測モデルの構築では、アルゴリズムのパラメータを最適化し、予測の精度を上げることが行われる。しかし、最適化されたパラメータが予測結果に対してどのように寄与しているのかを知ることができないという「AIのブラックボックス問題」がある。
- ◆ビジネスの現場において、説明(解釈)のできないAIを使用して意思決定を行うことは実用に耐えないため、AIに説明可能性が求められてきた。
- ◆2016年ごろから、重要な特徴量や情報を提示して、AIに説明性を付与する説明可能なAI(explainable AI)のアイデア(LIME, SHAP, Anchor, Influence, Concept Vectorなど)が、たくさん発表されてきた。



本研究のアプローチ

分析デザインを考えるときに、

因果推論的な一般化線形モデル(重回帰分析)やベイジアンモデリングと機械学習(時系列分析)をうまく組み合わせる

■ LIME(Local Interpretable Model agnostic Explanations)

Explainable AIとして、予測モデルに説明(解釈)可能性を持たせる方法として、説明困難なモデルを説明可能なモデルで近似するという手法が用いられる。LIMEという手法では、予測するデータの周辺を局所的にサンプリングし、これを線形回帰で近似することでどの特徴量が予測結果に寄与しているかを表現する。

3. シミュレーション条件

■ モデル化期間:モデル学習用訓練データ

(a) 重回帰分析の場合

春季:3月～5月

(2016年度 61日,2017年度92日,2018年度92日,2019年度92日,2020年度92日) m=429

夏季:6月～8月

(2016年度92日,2017年度92日,2018年度92日,2019年度92日,2020年度92日) m=460

秋季:9月～11月

(2016年度91日, 2017年度91日,2018年度91日,2019年度91日) m=364

冬季:12月～2月

(2016年度90日,2017年度90日, 2018年度90日,2019年度91日) m=361

3. シミュレーション条件

■ モデル化期間：モデル学習用訓練データ(つづき)

(b)時系列分析の場合

春季：2016年4月～2021年2月 m=1795

夏季：2016年4月～2021年5月 m=1887

秋季：2016年4月～2020年8月 m=1614

冬季：2016年4月～2020年11月 m=1705

■ 予測期間：モデル評価用テストデータ

春季：3月～5月(2021年 92日) m=92

夏季：6月～8月(2021年 92日) m=92

秋季：9月～11月(2020年 91日) m=91

冬季：12月～2月(2020-21年 90日) m=90

3. シミュレーション条件

■ 入力変数, 説明変数(回帰因子)

公開情報として入手可能な16個のオープンデータを選出

・電力データ(東京電力パワーグリッド): 7個

火力, 水力, 太陽光, バイオマス, 風力, 揚水, 連系線の日平均電力需要(百万kWh)

・気象データ(気象庁): 6個(1地点=東京)

日平均気温(°C), 日最高気温(°C), 日最低気温(°C), 日日照時間(h), 日平均風速(m/s), 日平均湿度(%)

・取引価格データ(日本卸電力取引所): 2個

日平均30分間隔約定総量(百万kWh) × [日最高電力価格(円), 日最低電力価格(円)]

・休日データ: 1個

平日=0, 土日または祝日=1

4. 重回帰分析による最大電力需要予測モデル

■ 重回帰予測モデル

- ・複数の説明変数 x と対応する目的変数 y を用いて回帰分析を行う。
- ・回帰係数 $[b_0, b_1, \dots, b_n]$ は $n+1$ 個 (n : 説明変数の数) 用意され、最小二乗法を用いて決定される。

$$y = b_0 + b_1 x_1 + b_2 x_2 + \dots + b_n x_n \quad (1)$$

4. 重回帰分析による最大電力需要予測モデル

■ 重回帰予測モデル(つづき)

時点(日付) j での最大電力需要 y_j の予測式

$$y_j = b'x_j + u_j \quad (2)$$

ここで

y_j : 被説明変数, 1日当り(ピーク時間帯)の最大電力需要(百万kWh)

x_j : 次の説明変数を要素とするベクトル $[x_{1j}, \dots, x_{nj}]$, $n = 16$

- ・電力データ(東京電力パワーグリッド): 7個

 - 火力、水力、太陽光、バイオマス、風力、揚水、連系線の日平均電力需要(百万kWh)

- ・気象データ(気象庁): 6個(東京)

 - 日平均気温(°C)、日最高気温(°C)、日最低気温(°C)、日日照時間(h)、日平均風速(m/s)、日平均湿度(%)

- ・取引価格データ(日本卸電力取引所): 2個

 - 最高価格総量, 最低価格総量(百万kWh円)

- ・休日データ: 1個(平日=0, 土日または祝日=1)

b : 係数ベクトル $[b_0, b_1, \dots, b_n]$

u_j : 誤差ベクトル

ただし

- ・ j : 日付, $j = 1, \dots, m$

4. 重回帰分析による最大電力需要予測モデル

4.2 春季予測結果(重回帰分析)

◆変数間の相関分析

- ・最大電力は、火力(82%)、気温(51%)、(水力、バイオマス、休日)と相関
- ・火力は、気温(63%)、バイオマス(51%)、水力(50%)、(休日、**連系線**、**太陽光**、**日照時間**)と相関。**太陽光**は、**連系線(69%)**、(**価格総量**、**日照時間**)と相関
- ・水力は、気温(66%)と相関
- ・バイオマスは、日照時間、湿度と相関。日照時間と湿度は相関(負)
- ・**連系線**は、**価格総量(60%)**と相関
- ・風力は、(風速)と相関

| | 最大電力 | 火力 | 水力 | 太陽光 | バイオマス | 風力 | 揚水 | 連系線 | 平均気温 | 最高気温 | 最低気温 | 日照時間 | 平均風速 | 平均湿度 | 最高価格総量 | 最低価格総量 | 休日 |
|--------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|------------|-------------|----|
| 最大電力 | 1 | | | | | | | | | | | | | | | | |
| 火力 | 0.815348 | 1 | | | | | | | | | | | | | | | |
| 水力 | -0.40027 | -0.50322 | 1 | | | | | | | | | | | | | | |
| 太陽光 | -0.07036 | -0.28502 | -0.00592 | 1 | | | | | | | | | | | | | |
| バイオマス | -0.32015 | -0.51451 | 0.044141 | 0.202093 | 1 | | | | | | | | | | | | |
| 風力 | 0.055818 | 0.030427 | -0.17215 | 0.281688 | -0.051 | 1 | | | | | | | | | | | |
| 揚水 | 0.061081 | 0.196887 | 0.264105 | -0.08808 | -0.3462 | -0.01284 | 1 | | | | | | | | | | |
| 連系線 | -0.18548 | -0.46991 | 0.09708 | 0.693153 | 0.305937 | 0.198615 | -0.11426 | 1 | | | | | | | | | |
| 平均気温 | -0.5123 | -0.61326 | 0.636034 | -0.17608 | 0.256996 | -0.22005 | 0.058267 | 0.040766 | 1 | | | | | | | | |
| 最高気温 | -0.5093 | -0.62931 | 0.558616 | -0.15583 | 0.423494 | -0.18944 | -0.02585 | 0.027339 | 0.957514 | 1 | | | | | | | |
| 最低気温 | -0.4554 | -0.52725 | 0.662685 | -0.18218 | 0.034188 | -0.24345 | 0.165382 | 0.043513 | 0.939119 | 0.824531 | 1 | | | | | | |
| 日照時間 | -0.18975 | -0.30327 | -0.00759 | -0.01384 | 0.843991 | -0.0766 | -0.30048 | -0.01645 | 0.218482 | 0.410162 | -0.02901 | 1 | | | | | |
| 平均風速 | -0.13133 | -0.12013 | 0.079765 | -0.00256 | 0.089197 | 0.43806 | 0.043012 | -0.03511 | 0.206467 | 0.199239 | 0.168858 | 0.135618 | 1 | | | | |
| 平均湿度 | 0.056195 | 0.080934 | 0.263561 | 0.046223 | -0.6557 | -0.05591 | 0.261077 | 0.119448 | 0.063447 | -0.10168 | 0.267433 | -0.71209 | -0.18332 | 1 | | | |
| 最高価格総量 | 0.145133 | 0.061204 | -0.29298 | 0.194954 | 0.162025 | 0.231797 | -0.09416 | 0.43912 | -0.24153 | -0.22448 | -0.23505 | -0.03644 | 0.014676 | -0.04647 | 1 | | |
| 最低価格総量 | 0.15005 | -5.7E-05 | -0.22365 | 0.299302 | 0.13821 | 0.283122 | 0.002047 | 0.595206 | -0.19752 | -0.20363 | -0.16983 | -0.12669 | -0.03903 | 0.055188 | 0.74654933 | 24 | 1 |
| 休日 | -0.32922 | -0.40418 | -0.04589 | -0.02135 | 0.042435 | -0.02328 | -0.43946 | 0.022372 | 0.047108 | 0.066329 | 0.008995 | 0.076393 | 0.035362 | -0.04726 | -0.1403335 | -0.13929207 | 1 |

4. 重回帰分析による最大電力需要予測モデル

4.2 春季予測結果(重回帰分析)

◆春季重回帰予測モデル(5%有意)～決定係数:R=0.874 / R2=0.755

表4.2-1.標準偏回帰係数の検定

| | 回帰係数b | 標準誤差 | t値 | p値 | 不偏標準偏差 | 標準偏回帰係数b | 相関係数 |
|--------|---------------|-------|---------------|-----------------|----------------|----------|--------|
| 切片 | -2.595 | 2.356 | -1.101 | 0.271 | 3.792 (最大電力需要) | | 1 |
| 火力 | 1.254 | 0.057 | 22.069 | 0.000*** | 3.933 | 1.300 | 0.815 |
| 水力 | 1.528 | 0.347 | 4.406 | 0.000*** | 0.410 | 0.165 | -0.400 |
| 太陽光 | 3.306 | 1.144 | 2.890 | 0.004*** | 0.127 | 0.111 | -0.070 |
| バイオマス | 0.516 | 0.308 | 1.679 | 0.094* | 0.913 | 0.124 | -0.320 |
| 風力 | 0.754 | 1.868 | 0.404 | 0.687 | 0.066 | 0.013 | 0.056 |
| 揚水 | -0.644 | 0.223 | -2.884 | 0.004*** | 0.528 | -0.090 | 0.061 |
| 連系線 | 1.093 | 0.223 | 4.900 | 0.000*** | 0.862 | 0.249 | -0.185 |
| 平均気温 | -0.112 | 0.166 | -0.675 | 0.500 | 4.882 | -0.144 | -0.512 |
| 最高気温 | 0.140 | 0.100 | 1.398 | 0.163 | 5.372 | 0.199 | -0.509 |
| 最低気温 | 0.097 | 0.090 | 1.077 | 0.282 | 4.903 | 0.126 | -0.455 |
| 日照時間 | 0.022 | 0.051 | 0.423 | 0.672 | 4.603 | 0.026 | -0.190 |
| 平均風速 | -0.133 | 0.132 | -1.013 | 0.312 | 0.881 | -0.031 | -0.131 |
| 平均湿度 | -0.003 | 0.010 | -0.288 | 0.773 | 15.517 | -0.012 | 0.056 |
| 最高価格総量 | -0.002 | 0.001 | -1.111 | 0.267 | 102.692 | -0.042 | 0.145 |
| 最低価格総量 | 0.007 | 0.004 | 1.649 | 0.100* | 38.074 | 0.074 | 0.150 |
| 休日 | 1.221 | 0.293 | 4.160 | 0.000*** | 0.471 | 0.152 | -0.329 |

t値 > 回帰係数の5%棄却境界値=1.97,

p値:表中の*は10%, **は5%, ***は1%水準で統計的に有意であることを示す

4. 重回帰分析による最大電力需要予測モデル

4.2 春季予測結果(重回帰分析)

◆春季重回帰予測モデル(5%有意)～決定係数: $R=0.874$ / $R^2=0.755$

表4.2-2.春季重回帰予測モデルの評価

| 評価指標 | 訓練データ | テストデータ | 訓練データ (外れ値除去後) | テストデータ (外れ値除去後) |
|------------|-------|--------|-------------------|--------------------|
| 最大絶対誤差率(%) | 23.82 | 16.71 | 11.61 | 19.96 |
| 最小絶対誤差率(%) | 0.00 | 0.05 | 0.00 | 0.15 |
| 平均絶対誤差率(%) | 4.01 | 3.68 | 3.30 | 3.59 |
| 標準偏差(%) | 3.46 | 3.37 | 2.57 | 3.54 |

⇒外れ値除去を行っても予測精度は変わらない。

※春季日次最大電力需要予測に対する相関関係

火力(82%)***, 水力(-40%)***, バイオマス(-32%)*, 太陽光(-7%)***, 揚水(6%)***, 連系線(-19%)***, 卸電力市場(15%)*, 休日(-33%)***

4. 重回帰分析による最大電力需要予測モデル

4.3 夏季予測結果(重回帰分析)

◆ 変数間の相関分析

- ・最大電力は、気温(83%)、火力(83%)、(価格総量、日照時間、バイオマス、連系線、休日)と相関
- ・火力は、気温(72%)、(休日、価格総量、太陽光、日照時間)と相関。太陽光は、連系線(82%)、(価格総量)と相関
- ・水力は、連系線(56%)と相関
- ・バイオマスは、気温(56%)、日照時間、湿度と相関。日照時間と湿度は相関(負)
- ・連携線は、価格総量(59%)と相関
- ・風力は、(風速)と相関

| | 最大電力 | 火力 | 水力 | 太陽光 | バイオマス | 風力 | 揚水 | 連系線 | 平均気温 | 最高気温 | 最低気温 | 日照時間 | 平均風速 | 平均湿度 | 最高価格総量 | 最低価格総量 | 休日 | |
|--------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----|---|
| 最大電力 | 1 | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| 火力 | 0.825354 | 1 | | | | | | | | | | | | | | | | |
| 水力 | -0.01253 | -0.23509 | 1 | | | | | | | | | | | | | | | |
| 太陽光 | 0.023946 | -0.30043 | 0.448408 | 1 | | | | | | | | | | | | | | |
| バイオマス | 0.324156 | 0.076196 | 0.189633 | 0.224826 | 1 | | | | | | | | | | | | | |
| 風力 | -0.12983 | -0.14033 | 0.097332 | 0.083626 | -0.17039 | 1 | | | | | | | | | | | | |
| 揚水 | -0.12001 | -0.07802 | 0.094332 | -0.03871 | -0.13159 | 0.08665 | 1 | | | | | | | | | | | |
| 連系線 | 0.267166 | -0.07519 | 0.557256 | 0.818339 | 0.287701 | 0.08466 | -0.08628 | 1 | | | | | | | | | | |
| 平均気温 | 0.82875 | 0.712002 | -0.03749 | 0.081713 | 0.415739 | -0.09382 | -0.07691 | 0.315825 | 1 | | | | | | | | | |
| 最高気温 | 0.78016 | 0.644653 | -0.05841 | 0.067945 | 0.558738 | -0.13131 | -0.0809 | 0.259196 | 0.955777 | 1 | | | | | | | | |
| 最低気温 | 0.80182 | 0.722277 | -0.02005 | 0.090825 | 0.182964 | -0.05311 | -0.08224 | 0.350545 | 0.934412 | 0.815866 | 1 | | | | | | | |
| 日照時間 | 0.421933 | 0.290235 | -0.08171 | -0.02216 | 0.816772 | -0.15023 | -0.0861 | 0.034933 | 0.524844 | 0.648701 | 0.288992 | 1 | | | | | | |
| 平均風速 | 0.155645 | 0.196905 | -0.08882 | -0.05639 | 0.149141 | 0.564112 | 0.057429 | -0.03037 | 0.24556 | 0.204375 | 0.238028 | 0.261349 | 1 | | | | | |
| 平均湿度 | -0.15963 | -0.12215 | 0.173787 | 0.148274 | -0.63866 | 0.090625 | 0.075149 | 0.185893 | -0.30162 | -0.43688 | -0.07672 | -0.70562 | -0.30243 | 1 | | | | |
| 最高価格総量 | 0.48389 | 0.379545 | 0.233966 | 0.336339 | 0.339148 | -0.04093 | -0.18982 | 0.514694 | 0.384247 | 0.359547 | 0.382999 | 0.219551 | 0.052391 | -0.03472 | 1 | | | |
| 最低価格総量 | 0.259583 | 0.11561 | 0.403831 | 0.324957 | 0.359649 | 0.131447 | -0.12014 | 0.586208 | 0.213222 | 0.172256 | 0.24197 | 0.102907 | 0.085008 | 0.12614 | 0.674202 | 27 | 1 | |
| 休日 | -0.2534 | -0.38569 | -0.14081 | 0.008204 | 0.004164 | -0.00604 | -0.23226 | 0.013613 | 0.007842 | 0.016777 | -0.00486 | 0.036923 | -0.14496 | -0.0258 | -0.18755 | -0.09112 | | 1 |

4. 重回帰分析による最大電力需要予測モデル

4.3 夏季予測結果(重回帰分析)

◆ 夏季重回帰予測モデル(5%有意)～決定係数: $R=0.921$ / $R^2=0.842$

表4.3-1.標準偏回帰係数の検定

| | 回帰係数b | 標準誤差 | t値 | p値 | 不偏標準偏差 | 標準偏回帰係数b | 相関係数 |
|--------|---------------|-------|---------------|-----------------|----------------|----------|--------|
| 切片 | -5.168 | 2.399 | -2.154 | 0.032** | 6.434 (最大電力需要) | | 1 |
| 火力 | 0.894 | 0.084 | 10.661 | 0.000*** | 4.305 | 0.598 | 0.825 |
| 水力 | 0.421 | 0.509 | 0.826 | 0.410 | 0.321 | 0.021 | -0.013 |
| 太陽光 | -0.626 | 2.659 | -0.236 | 0.814 | 0.097 | -0.009 | 0.024 |
| バイオマス | 1.431 | 0.431 | 3.321 | 0.001*** | 0.788 | 0.175 | 0.324 |
| 風力 | 5.433 | 2.965 | 1.832 | 0.068* | 0.059 | 0.050 | -0.130 |
| 揚水 | -0.456 | 0.321 | -1.422 | 0.156 | 0.421 | -0.030 | -0.120 |
| 連系線 | 1.044 | 0.319 | 3.271 | 0.001*** | 1.014 | 0.165 | 0.267 |
| 平均気温 | 0.407 | 0.307 | 1.325 | 0.186 | 3.368 | 0.213 | 0.829 |
| 最高気温 | -0.009 | 0.160 | -0.056 | 0.956 | 4.128 | -0.006 | 0.780 |
| 最低気温 | 0.208 | 0.182 | 1.144 | 0.253 | 3.204 | 0.104 | 0.802 |
| 日照時間 | 0.073 | 0.065 | 1.127 | 0.260 | 4.332 | 0.049 | 0.422 |
| 平均風速 | -0.463 | 0.190 | -2.434 | 0.015** | 0.990 | -0.071 | 0.156 |
| 平均湿度 | 0.052 | 0.020 | 2.608 | 0.009*** | 10.460 | 0.085 | -0.160 |
| 最高価格総量 | 0.001 | 0.001 | 1.252 | 0.211 | 203.580 | 0.039 | 0.484 |
| 最低価格総量 | -0.014 | 0.005 | -2.724 | 0.007*** | 43.398 | -0.094 | 0.260 |
| 休日 | -0.577 | 0.417 | -1.384 | 0.167 | 0.462 | -0.041 | -0.253 |

t値 > 回帰係数の5%棄却境界値=1.97,

p値:表中の*は10%, **は5%, ***は1%水準で統計的に有意であることを示す

4. 重回帰分析による最大電力需要予測モデル

4.3 夏季予測結果(重回帰分析)つづき

◆ 夏季重回帰予測モデル(5%有意)~決定係数: $R=0.921$ / $R^2=0.842$

表4.3-2.夏季重回帰予測モデルの評価

| 評価指標 | 訓練データ | テストデータ | 訓練データ (外れ値除去後) | テストデータ (外れ値除去後) |
|------------|-------|--------|-------------------|--------------------|
| 最大絶対誤差率(%) | 24.99 | 28.60 | 14.44 | 31.86 |
| 最小絶対誤差率(%) | 0.02 | 0.06 | 0.01 | 0.07 |
| 平均絶対誤差率(%) | 4.48 | 5.89 | 3.42 | 6.24 |
| 標準偏差(%) | 4.17 | 5.57 | 2.84 | 6.32 |

⇒外れ値除去を行っても予測精度は変わらない。

夏季日次最大電力需要予測に対する相関関係
火力(83%)***, バイオマス(32%)***, 風力(-13%)*, 連系線(27%)***,
湿度(-16%)***, **卸電力市場(26%)*****

4. 重回帰分析による最大電力需要予測モデル

4.4 秋季予測結果(重回帰分析)

◆ 変数間の相関分析

- ・最大電力は、火力(72%)、(気温、休日、**価格総量**、連系線)と相関
- ・火力は、休日(-54%)、(**太陽光**、**バイオマス**)と相関。**太陽光**は、**連系線(58%)**、**価格総量(54%)**と相関
- ・水力は、気温と相関
- ・バイオマスは、日照時間(82%)、湿度(-56%) と相関。日照時間と湿度は相関(負)
- ・**連携線**は、**価格総量(66%)**と相関
- ・風力は、風速(55%)と相関

| | 最大電力 | 火力 | 水力 | 太陽光 | バイオマス | 風力 | 揚水 | 連系線 | 平均気温 | 最高気温 | 最低気温 | 日照時間 | 平均風速 | 平均湿度 | 最高価格総量 | 最低価格総量 | 休日 |
|--------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----|
| 最大電力 | 1 | | | | | | | | | | | | | | | | |
| 火力 | 0.723192 | 1 | | | | | | | | | | | | | | | |
| 水力 | 0.189723 | -0.0027 | 1 | | | | | | | | | | | | | | |
| 太陽光 | -0.05548 | -0.27135 | 0.147219 | 1 | | | | | | | | | | | | | |
| バイオマス | 0.077619 | -0.25446 | -0.02788 | 0.278522 | 1 | | | | | | | | | | | | |
| 風力 | -0.1423 | -0.1329 | -0.0567 | 0.224216 | 0.022475 | 1 | | | | | | | | | | | |
| 揚水 | 0.039695 | 0.22788 | 0.164045 | -0.08747 | -0.19244 | -0.02606 | 1 | | | | | | | | | | |
| 連系線 | 0.246173 | -0.18265 | 0.306599 | 0.582556 | 0.337258 | 0.089469 | -0.13629 | 1 | | | | | | | | | |
| 平均気温 | 0.362334 | 0.000183 | 0.427908 | -0.01782 | 0.238095 | -0.11312 | 0.029019 | 0.415059 | 1 | | | | | | | | |
| 最高気温 | 0.36842 | -0.02309 | 0.382814 | 0.016018 | 0.391894 | -0.09849 | 0.008971 | 0.409476 | 0.968971 | 1 | | | | | | | |
| 最低気温 | 0.347515 | 0.025469 | 0.453436 | -0.0391 | 0.085375 | -0.13333 | 0.057885 | 0.401374 | 0.972443 | 0.896975 | 1 | | | | | | |
| 日照時間 | 0.048286 | -0.14462 | -0.16186 | 0.106611 | 0.822455 | 0.047294 | -0.15901 | 0.076569 | 0.046799 | 0.224166 | -0.12415 | 1 | | | | | |
| 平均風速 | 0.232559 | 0.111255 | 0.100591 | 0.068103 | 0.113987 | 0.551882 | 0.068796 | 0.172978 | 0.269057 | 0.256272 | 0.240649 | 0.120479 | 1 | | | | |
| 平均湿度 | 0.061202 | 0.075892 | 0.334299 | -0.07997 | -0.56319 | -0.18135 | 0.132286 | 0.113777 | 0.252942 | 0.143718 | 0.355766 | -0.60864 | -0.19865 | 1 | | | |
| 最高価格総量 | 0.261975 | 0.078004 | 0.1076 | 0.526693 | 0.320604 | 0.169301 | -0.10112 | 0.636814 | 0.115065 | 0.13448 | 0.098947 | 0.094554 | 0.104727 | -0.00809 | 1 | | |
| 最低価格総量 | 0.011252 | -0.16268 | -0.02178 | 0.537659 | 0.353376 | 0.213935 | -0.07122 | 0.656513 | 0.067136 | 0.074224 | 0.056953 | 0.061807 | 0.050768 | -0.00567 | 0.791228 | 30 | 1 |
| 休日 | -0.29053 | -0.53948 | -0.04745 | -0.00762 | -0.01965 | 0.015086 | -0.37395 | 0.134292 | 0.044953 | 0.046879 | 0.043734 | 0.004167 | -0.0261 | 0.087472 | -0.17286 | -0.11807 | 1 |

4. 重回帰分析による最大電力需要予測モデル

4.4 秋季予測結果(重回帰分析)

◆ 秋季重回帰予測モデル(5%有意)～決定係数: $R=0.920$ / $R^2=0.839$

表4.4-1.標準偏回帰係数の検定(外れ値除去後)

| | 回帰係数b | 標準誤差 | t値 | p値 | 不偏標準偏差 | 標準偏回帰係数b | 相関係数 |
|--------|---------------|-------|---------------|-----------------|----------------|--------------|--------|
| 切片 | -4.584 | 1.227 | -3.737 | 0.000*** | 3.739 (最大電力需要) | | 1 |
| 火力 | 1.272 | 0.035 | 36.103 | 0.000*** | 2.500 | 0.851 | 0.806 |
| 水力 | 0.273 | 0.260 | 1.052 | 0.294 | 0.329 | 0.024 | 0.224 |
| 太陽光 | 3.205 | 1.135 | 2.823 | 0.005*** | 0.086 | 0.074 | -0.045 |
| バイオマス | 1.221 | 0.261 | 4.682 | 0.000*** | 0.699 | 0.228 | 0.053 |
| 風力 | -1.100 | 1.561 | -0.705 | 0.481 | 0.061 | -0.018 | -0.123 |
| 揚水 | 1.253 | 0.207 | 6.043 | 0.000*** | 0.347 | 0.116 | 0.034 |
| 連系線 | 1.229 | 0.214 | 5.735 | 0.000*** | 0.583 | 0.192 | 0.313 |
| 平均気温 | -0.096 | 0.156 | -0.619 | 0.537 | 5.567 | -0.143 | 0.430 |
| 最高気温 | 0.116 | 0.089 | 1.300 | 0.195 | 5.873 | 0.182 | 0.433 |
| 最低気温 | 0.117 | 0.089 | 1.309 | 0.192 | 5.656 | 0.177 | 0.417 |
| 日照時間 | 0.016 | 0.043 | 0.379 | 0.705 | 3.694 | 0.016 | 0.039 |
| 平均風速 | 0.326 | 0.113 | 2.882 | 0.004*** | 0.862 | 0.075 | 0.292 |
| 平均湿度 | 0.012 | 0.008 | 1.462 | 0.145 | 13.340 | 0.042 | 0.128 |
| 最高価格総量 | -0.010 | 0.009 | -1.127 | 0.261 | 72.493 | -0.201 | 0.101 |
| 最低価格総量 | 0.006 | 0.002 | 2.360 | 0.019** | 134.558 | 0.211 | 0.289 |
| 休日 | -0.002 | 0.008 | -0.212 | 0.832 | 51.216 | -0.023 | -0.036 |

t値 > 回帰係数の5%棄却境界値=1.97,

p値:表中の*は10%, **は5%, ***は1%水準で統計的に有意であることを示す

4. 重回帰分析による最大電力需要予測モデル

4.4 秋季予測結果(重回帰分析)つづき

◆ 秋季重回帰予測モデル(5%有意)～決定係数: $R=0.920$ / $R^2=0.839$

表4.4-2.秋季重回帰予測モデルの評価

| 評価指標 | 訓練データ | テストデータ | 訓練データ (外れ値除去後) | テストデータ (外れ値除去後) |
|------------|-------|--------|-------------------|--------------------|
| 最大絶対誤差率(%) | 20.85 | 15.90 | 10.91 | 18.55 |
| 最小絶対誤差率(%) | 0.03 | 0.08 | 0.03 | 0.04 |
| 平均絶対誤差率(%) | 3.95 | 4.51 | 3.31 | 4.58 |
| 標準偏差(%) | 3.44 | 3.62 | 2.47 | 3.69 |

⇒外れ値除去を行っても予測精度は変わらないが、
卸電力市場が有意となる(外れ値除去後)モデルを用いて分析

※秋季日次最大電力需要予測に対する相関関係
火力(81%)***, バイオマス(5%)*, 風速(29%)***, 太陽光(-5%)***,
揚水(3%)***, 連系線(31%)***, **卸電力市場(29%)****

4. 重回帰分析による最大電力需要予測モデル

4.5 冬季予測結果(重回帰分析)

◆ 変数間の相関分析

- ・最大電力は、火力(80%)、気温(53%)、(休日、**価格総量**)と相関
- ・火力は、気温(53%)、(休日、**太陽光**)と相関。**太陽光**は、**連系線(61%)**、(**価格総量**)と相関
- ・水力は、(休日、**連系線**)と相関
- ・バイオマスは、日照時間(68%)、湿度(53%)と相関。日照時間と湿度は相関(負)
- ・**連携線**は、**価格総量(80%)**と相関
- ・風力は、(風速)と相関

| | 最大電力 | 火力 | 水力 | 太陽光 | バイオマス | 風力 | 揚水 | 連系線 | 平均気温 | 最高気温 | 最低気温 | 日照時間 | 平均風速 | 平均湿度 | 最高価格総量 | 最低価格総量 | 休日 | |
|--------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|----|---|
| 最大電力 | 1 | | | | | | | | | | | | | | | | | |
| 火力 | 0.799854 | 1 | | | | | | | | | | | | | | | | |
| 水力 | 0.105508 | 0.16262 | 1 | | | | | | | | | | | | | | | |
| 太陽光 | -0.13355 | -0.39414 | 0.343603 | 1 | | | | | | | | | | | | | | |
| バイオマス | -0.1199 | -0.29533 | -0.09903 | 0.249912 | 1 | | | | | | | | | | | | | |
| 風力 | 0.002273 | -0.12512 | -0.09163 | 0.034209 | 0.189499 | 1 | | | | | | | | | | | | |
| 揚水 | 0.145059 | 0.217808 | 0.200065 | 0.007726 | -0.26876 | -0.00752 | 1 | | | | | | | | | | | |
| 連系線 | 0.059016 | -0.28864 | -0.11469 | 0.612507 | 0.187162 | 0.201646 | -0.08027 | 1 | | | | | | | | | | |
| 平均気温 | -0.53418 | -0.5315 | 0.152372 | 0.218104 | 0.069627 | 0.147901 | -0.13395 | 0.041321 | 1 | | | | | | | | | |
| 最高気温 | -0.50377 | -0.4978 | 0.097374 | 0.132574 | 0.253534 | 0.237466 | -0.20016 | -0.04798 | 0.903862 | 1 | | | | | | | | |
| 最低気温 | -0.43706 | -0.4601 | 0.205123 | 0.281979 | -0.15571 | 0.044225 | -0.02746 | 0.129065 | 0.860922 | 0.610485 | 1 | | | | | | | |
| 日照時間 | -0.11342 | -0.13983 | -0.13145 | -0.15827 | 0.683328 | 0.233674 | -0.26957 | -0.20997 | -0.05302 | 0.220753 | -0.35743 | 1 | | | | | | |
| 平均風速 | 0.082103 | 0.046649 | -0.03729 | -0.13652 | 0.171635 | 0.57585 | 0.041103 | -0.11594 | -0.06173 | -0.01574 | -0.08418 | 0.330281 | 1 | | | | | |
| 平均湿度 | -0.04595 | -0.01745 | 0.20725 | 0.19941 | -0.53483 | -0.25568 | 0.109233 | 0.219264 | 0.268675 | 0.114885 | 0.399803 | -0.65918 | -0.46635 | 1 | | | | |
| 最高価格総量 | 0.228535 | -0.01092 | -0.13767 | 0.453648 | 0.186367 | 0.254427 | 0.062375 | 0.770751 | -0.03285 | -0.13121 | 0.067183 | -0.21508 | -0.08837 | 0.143463 | 1 | | | |
| 最低価格総量 | 0.09442 | -0.15371 | -0.21282 | 0.460412 | 0.161098 | 0.269476 | 0.021422 | 0.799574 | 0.083152 | -0.03748 | 0.179159 | -0.24487 | -0.10041 | 0.183894 | 0.937998 | 33 | 1 | |
| 休日 | -0.36046 | -0.41689 | -0.44198 | 0.000333 | 0.014018 | -0.12073 | -0.34091 | 0.021081 | -0.065 | -0.06796 | -0.0591 | 0.028 | -0.10726 | -0.04043 | -0.17447 | -0.07803 | | 1 |

4. 重回帰分析による最大電力需要予測モデル

4.5 冬季予測結果(重回帰分析)

◆ 冬季重回帰予測モデル(5%有意)～決定係数:R=0.869 / R²=0.744

表4.5-1.標準偏回帰係数の検定

| | 回帰係数b | 標準誤差 | t値 | p値 | 不偏標準偏差 | 標準偏回帰係数b | 相関係数 |
|--------|---------------|-------|---------------|-----------------|----------------|----------|--------|
| 切片 | 10.703 | 2.379 | 4.499 | 0.000*** | 3.949 (最大電力需要) | | 1 |
| 火力 | 0.978 | 0.054 | 18.152 | 0.000*** | 3.529 | 0.874 | 0.800 |
| 水力 | -0.362 | 0.910 | -0.398 | 0.691 | 0.184 | -0.017 | 0.106 |
| 太陽光 | 1.932 | 1.502 | 1.286 | 0.199 | 0.126 | 0.061 | -0.134 |
| バイオマス | 0.434 | 0.355 | 1.220 | 0.223 | 0.557 | 0.061 | -0.120 |
| 風力 | 2.418 | 2.493 | 0.970 | 0.333 | 0.066 | 0.041 | 0.002 |
| 揚水 | -0.187 | 0.245 | -0.765 | 0.445 | 0.509 | -0.024 | 0.145 |
| 連系線 | 1.199 | 0.221 | 5.426 | 0.000*** | 0.992 | 0.301 | 0.059 |
| 平均気温 | -0.518 | 0.237 | -2.189 | 0.029** | 2.625 | -0.345 | -0.534 |
| 最高気温 | 0.155 | 0.138 | 1.125 | 0.261 | 3.265 | 0.128 | -0.504 |
| 最低気温 | 0.238 | 0.131 | 1.813 | 0.071* | 2.648 | 0.160 | -0.437 |
| 日照時間 | -0.011 | 0.063 | -0.169 | 0.866 | 3.402 | -0.009 | -0.113 |
| 平均風速 | 0.128 | 0.185 | 0.691 | 0.490 | 0.845 | 0.027 | 0.082 |
| 平均湿度 | -0.008 | 0.012 | -0.645 | 0.520 | 14.698 | -0.029 | -0.046 |
| 最高価格総量 | 0.001 | 0.004 | 0.304 | 0.761 | 93.126 | 0.028 | 0.229 |
| 最低価格総量 | -0.006 | 0.007 | -0.863 | 0.389 | 54.313 | -0.081 | 0.094 |
| 休日 | -0.149 | 0.326 | -0.456 | 0.649 | 0.477 | -0.018 | -0.360 |

t値 > 回帰係数の5%棄却境界値=1.97,

p値:表中の*は10%, **は 5%, ***は 1%水準で統計的に有意であることを示す

4. 重回帰分析による最大電力需要予測モデル

4.5 冬季予測結果(重回帰分析)つづき

◆ 冬季重回帰予測モデル(5%有意)~決定係数: $R=0.869$ / $R^2=0.744$

表4.5-2.冬季重回帰予測モデルの評価

| 評価指標 | 訓練データ | テストデータ | 訓練データ (外れ値除去後) | テストデータ (外れ値除去後) |
|------------|-------|--------|-------------------|--------------------|
| 最大絶対誤差率(%) | 27.22 | 18.47 | 11.98 | 19.05 |
| 最小絶対誤差率(%) | 0.01 | 0.04 | 0.02 | 0.04 |
| 平均絶対誤差率(%) | 3.64 | 4.83 | 3.22 | 4.59 |
| 標準偏差(%) | 3.06 | 4.19 | 2.33 | 4.22 |

⇒外れ値除去を行っても予測精度は変わらない

冬季日次最大電力需要予測に対する相関関係
火力(80%)***, 連系線(6%)*, 気温(-53%)***, 湿度(-16%)***

5. 時系列分析による最大電力需要予測モデル

■ 時系列予測モデル

◆最大電力需要の時系列データを、「週周期」「年周期」の周期関数と、「トレンド」と呼ばれる長期間の変化(傾向変動)の乗法(multiplicative)と考えた時系列分析によるモデル化により予測精度の向上を図る.

◆時系列予測のアルゴリズム「 Prophet 」による時系列予測モデルに、「日付(ds)」以外の4節の重回帰モデルで検討した16項目(火力, 水力, 太陽光, バイオマス, 風力, 揚水, 連系線, 平均気温, 最高気温, 最低気温, 日照時間, 平均風速, 平均湿度, 最高価格総量, 最低価格総量, 休日)を入力データ(説明変数)=回帰因子として追加

5. 時系列分析による最大電力需要予測モデル

■ 時系列予測モデル

- ・日次最大電力需要の予測値 $y(t)$

$$y(t) = g(t) + s(t) + \varepsilon_t \quad (3)$$

ここで,

$g(t)$: 傾向変動(trend)を傾向変化点毎に線形式で表現するトレンド項

$s(t)$: 年次, 週次, 日次の季節変動。sin,cosの組み合わせ(フーリエ級数)で表現

ε_t : 誤差項

5. 時系列分析による最大電力需要予測モデル

■ 時系列予測モデル

・トレンド項 $g(t)$ はトレンドの変化点を考慮した式

$$g(t) = (k + a(t)^T \delta)t + (m + a(t)^T \delta)\gamma \quad (4)$$

ここで,

$$a_j(t) = 1, t \leq s_j, \text{ otherwise } 0$$

$s = (s_1, s_2, \dots, s_S)$ はトレンドが変化する時刻

$\delta = (\delta_1, \delta_2, \dots, \delta_S)$ はトレンドの変化量を表すベクトル

γ はトレンドの変化で変化した切片を調整するベクトル

5. 時系列分析による最大電力需要予測モデル

■ 時系列予測モデル

・季節性(seasonality) $s(t)$

ビジネス時系列は、それらが表す人間の行動の結果として、多くの場合、複数期間の季節性を持っている。これらの影響を適合させて予測するには、 t の周期関数である季節性モデルを指定する必要がある。フーリエ級数を使用して、周期的効果の柔軟なモデルを提供する。(たとえば、時間変数を日数でスケールリングする場合、年次データの場合は $P = 365.25$ 、週次データの場合は $P = 7$)。

$$s(t) = \sum_{n=1}^N \left(a_n \cos \frac{2n\pi t}{P} + b_n \sin \frac{2n\pi t}{P} \right) \quad (5)$$

周期性を適合させるには、 $2N$ 個のパラメータ $\beta = [a_1, b_1, \dots, a_N, b_N]^T$ を推定する必要がある。これは、過去および将来のデータの t の値ごとに季節性ベクトルの行列を作成することによって行われる。

季節要素は式(6)で表す。

$$s(t) = X(t)\beta \quad (6)$$

5. 時系列分析による最大電力需要予測モデル

5.2. 2021年8月の予測結果

◆モデル化期間:モデル学習用訓練データ
夏:2016年4月1日~2021年7月31日 m=1948日
◆予測期間:モデル評価用テストデータ
夏:2021年8月1日~8月31日 m=31日

「日付」「最大電力」列の抽出 列名の置き換え

```
df = df[['日付', '最大電力']]
```

```
df.columns = ['ds', 'y']
```

アルゴリズムの選択

```
m1 = Prophet
```

```
(yearly_seasonality=True,
```

```
weekly_seasonality=True,
```

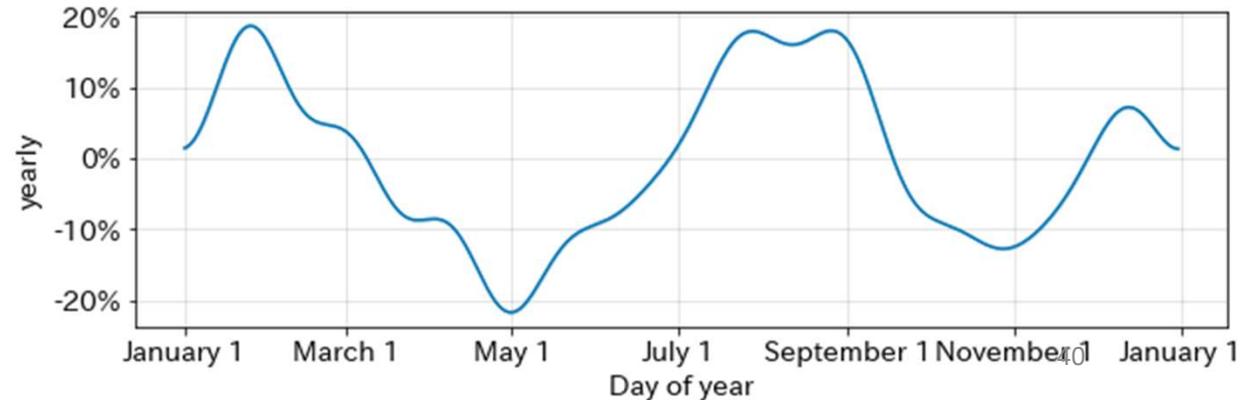
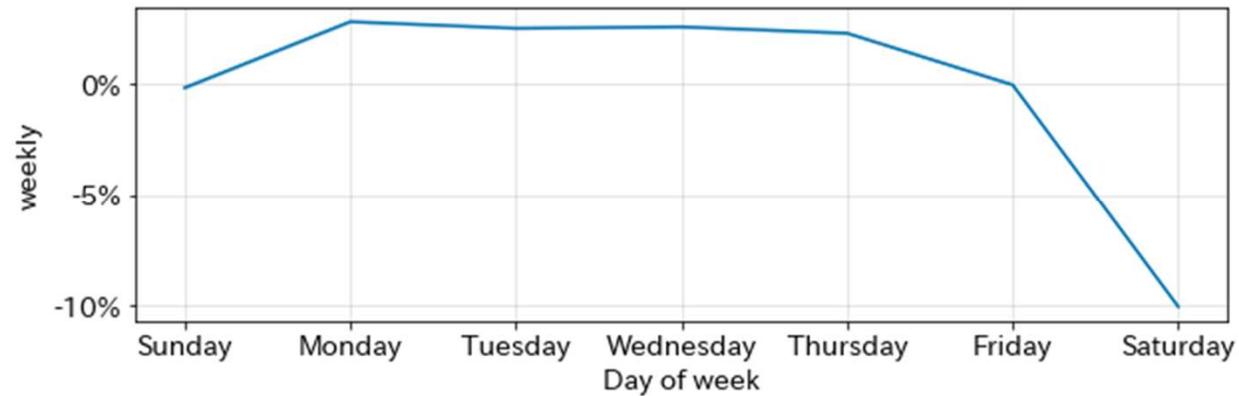
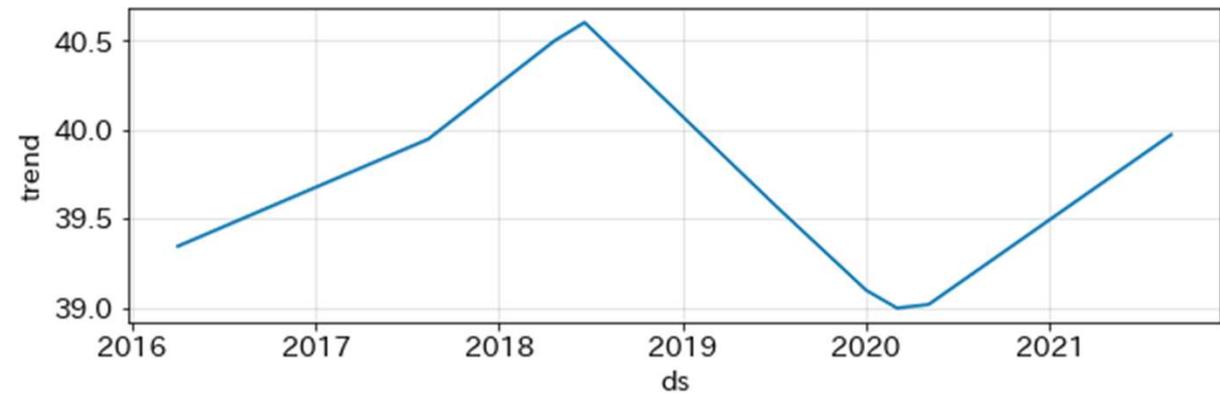
```
daily_seasonality=False,
```

```
seasonality_mode='multiplicative')
```

```
# 評価
```

```
# R値の計算
```

```
R2 score:0.1614
```



5. 時系列分析による最大電力需要予測モデル

5.2. 2021年8月の予測結果

◆モデル化期間:モデル学習用訓練データ
夏:2016年4月1日~2021年7月31日 m=1948日
◆予測期間:モデル評価用テストデータ
夏:2021年8月1日~8月31日 m=31日

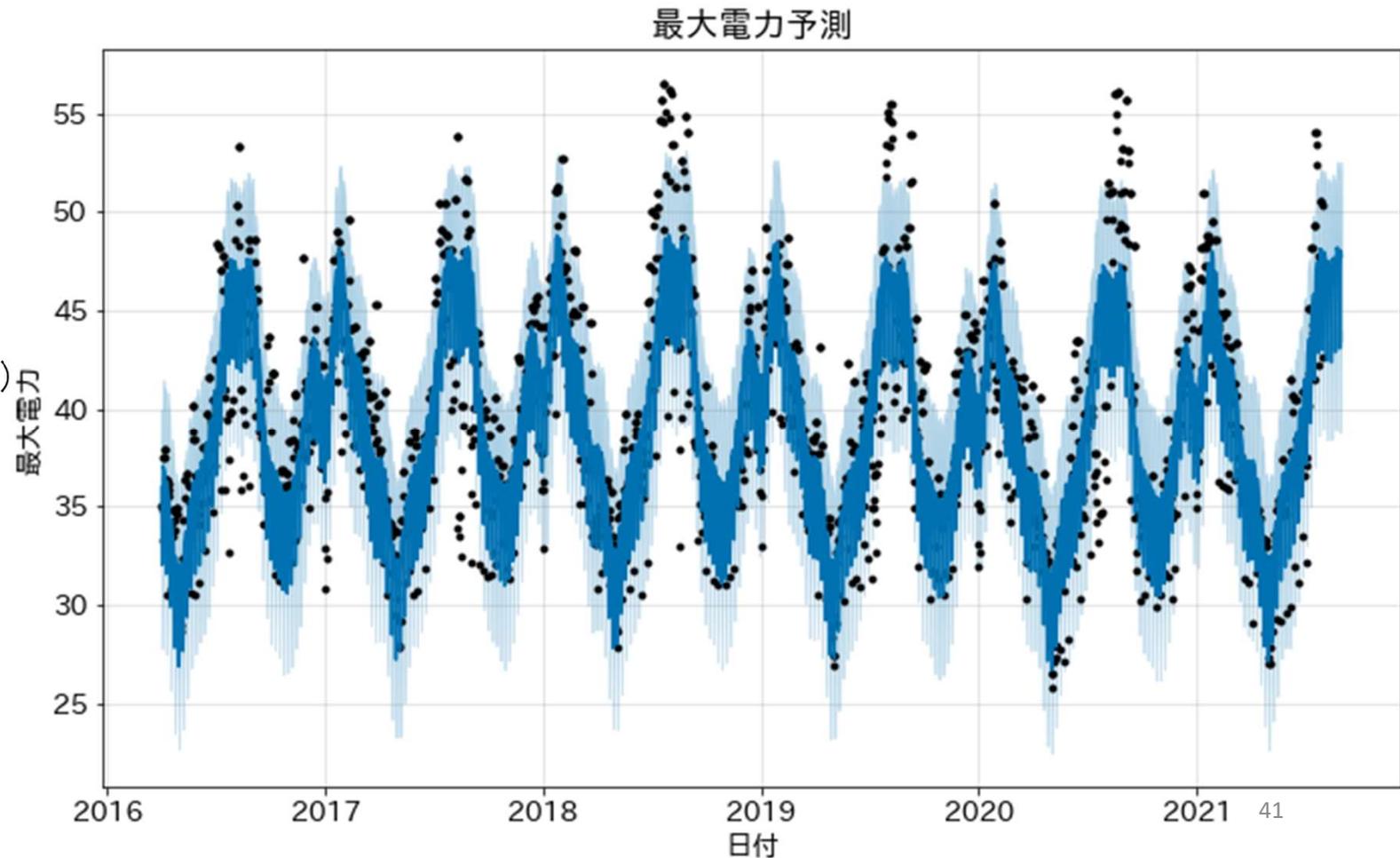
アルゴリズムの選択

```
m1 = Prophet  
(yearly_seasonality=True,  
 weekly_seasonality=True,  
 daily_seasonality=False,  
 seasonality_mode='multiplicative')
```

評価

R値の計算

R2 score:0.1614



5. 時系列分析による最大電力需要予測モデル

5.2. 2021年8月の予測結果

チューニングステップ2

回帰モデルに「最高価格総量」を追加

アルゴリズムの選択

```
m2 = Prophet(yearly_seasonality=True,  
             weekly_seasonality=True, daily_seasonality=False,  
             seasonality_mode='multiplicative')
```

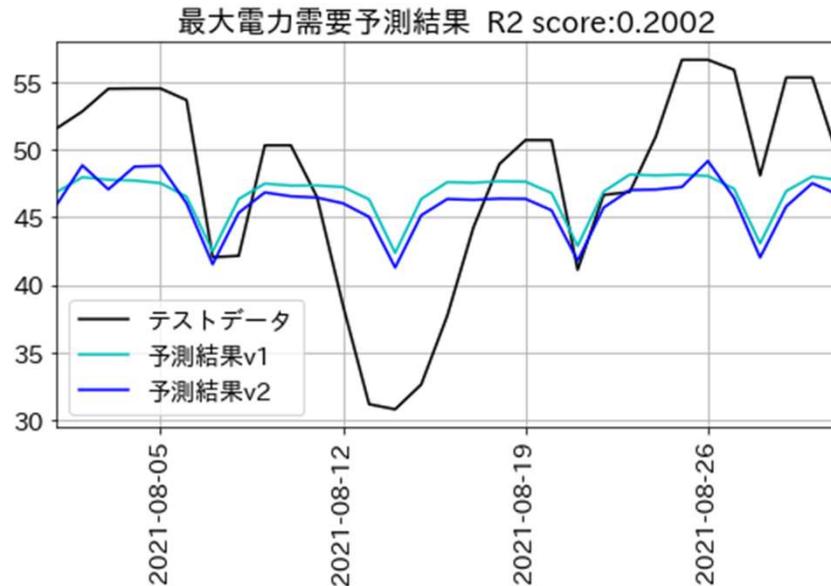
add_regressor関数で、「最高価格総量」をモデルに組み込む

```
m2.add_regressor('最高価格総量')
```

評価

R値の計算

R2 score:0.2002

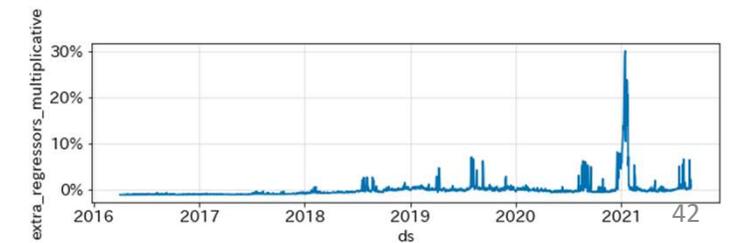
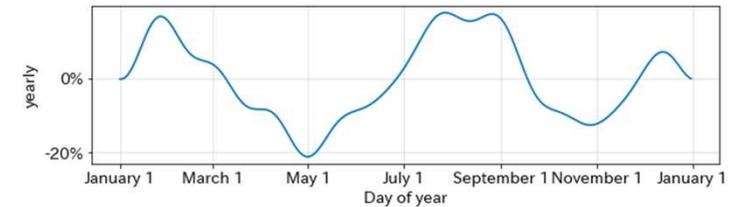
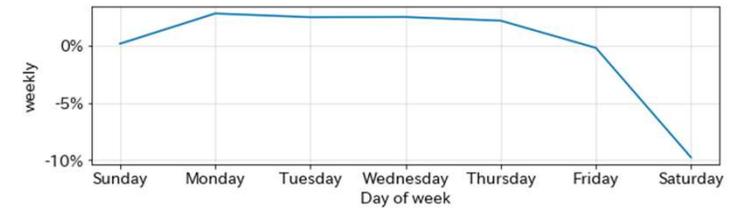
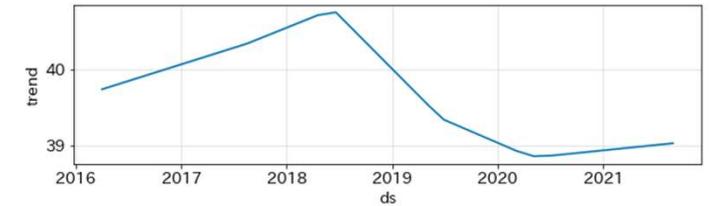


◆モデル化期間:モデル学習用訓練データ

夏:2016年4月1日~2021年7月31日 m=1948日

◆予測期間:モデル評価用テストデータ

夏:2021年8月1日~8月31日 m=31日



5. 時系列分析による最大電力需要予測モデル

5.2. 2021年8月の予測結果

チューニングステップ3

回帰モデルに休日 火力 水力 太陽 バイオマス 風力 揚水 連系線 平均気温 最高気温 最低気温 日照時間 平均風速 平均湿度 最高価格総量 最低価格総量を追加

アルゴリズムの選択

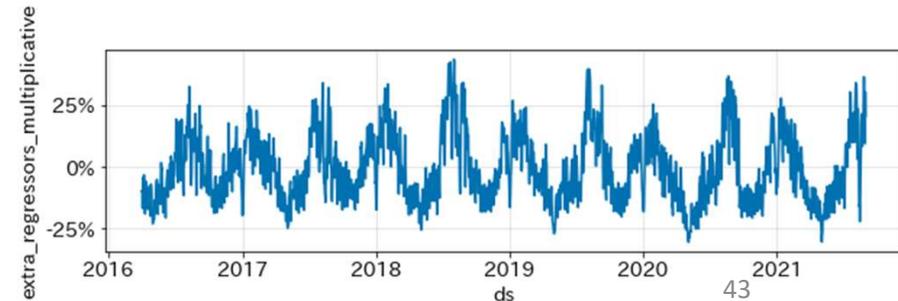
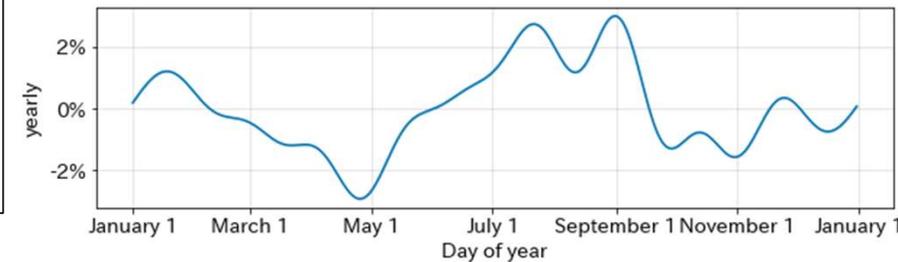
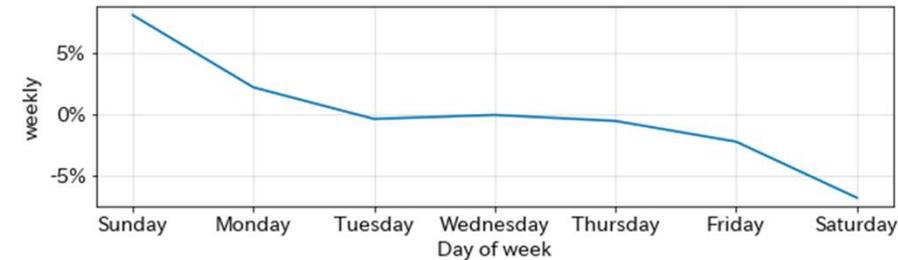
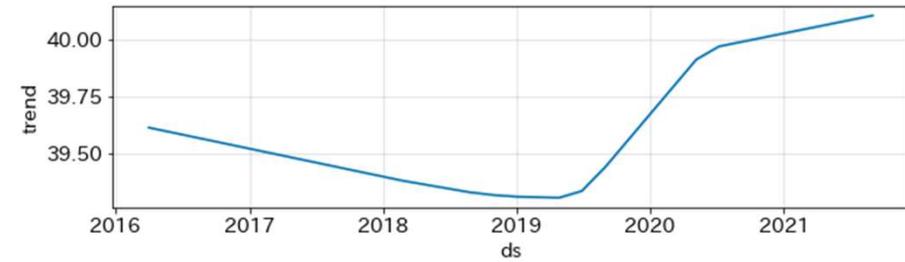
```
m3 = Prophet(yearly_seasonality=True,  
             weekly_seasonality=True, daily_seasonality=False,  
             seasonality_mode='multiplicative')
```

```
m3.add_regressor('休日')  
m3.add_regressor('火力')  
m3.add_regressor('水力')  
m3.add_regressor('太陽光')  
m3.add_regressor('バイオマス')  
m3.add_regressor('風力')  
m3.add_regressor('揚水')  
m3.add_regressor('連系線')  
m3.add_regressor('平均気温')  
m3.add_regressor('最高気温')  
m3.add_regressor('最低気温')  
m3.add_regressor('日照時間')  
m3.add_regressor('平均風速')  
m3.add_regressor('平均湿度')  
m3.add_regressor('最高価格総量')  
m3.add_regressor('最低価格総量')
```

R値の計算

R2 score:0.8676

◆モデル化期間:モデル学習用訓練データ
夏:2016年4月1日~2021年7月31日 m=1948日
◆予測期間:モデル評価用テストデータ
夏:2021年8月1日~8月31日 m=31日



5. 時系列分析による最大電力需要予測モデル

5.2. 2021年8月の予測結果

チューニングステップ3

回帰モデルに休日 火力 水力 太陽 バイオマス 風力 揚水 連系線 平均気温 最高気温 最低気温 日照時間 平均風速 平均湿度 最高価格総量 最低価格総量を追加

アルゴリズムの選択

```
m3 = Prophet(yearly_seasonality=True,
              weekly_seasonality=True, daily_seasonality=False,
              seasonality_mode='multiplicative')
```

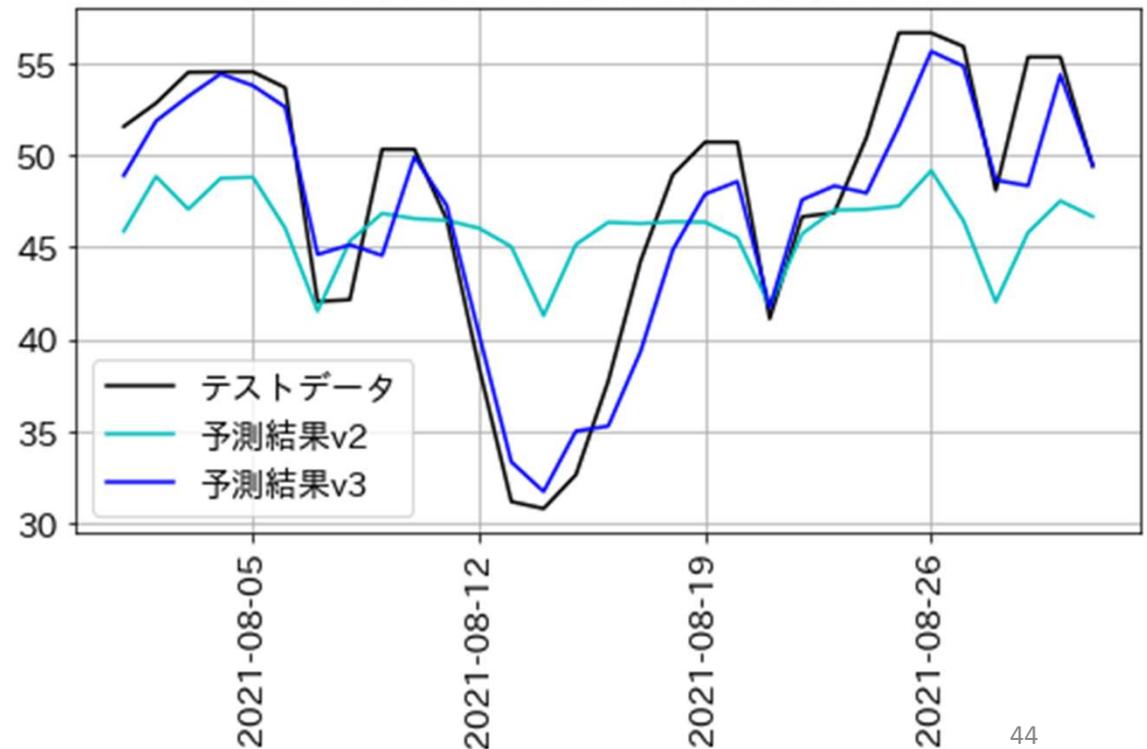
```
m3.add_regressor('休日')
m3.add_regressor('火力')
m3.add_regressor('水力')
m3.add_regressor('太陽光')
m3.add_regressor('バイオマス')
m3.add_regressor('風力')
m3.add_regressor('揚水')
m3.add_regressor('連系線')
m3.add_regressor('平均気温')
m3.add_regressor('最高気温')
m3.add_regressor('最低気温')
m3.add_regressor('日照時間')
m3.add_regressor('平均風速')
m3.add_regressor('平均湿度')
m3.add_regressor('最高価格総量')
m3.add_regressor('最低価格総量')
```

R値の計算

R2 score:0.8676

◆モデル化期間:モデル学習用訓練データ
夏:2016年4月1日~2021年7月31日 m=1948日
◆予測期間:モデル評価用テストデータ
夏:2021年8月1日~8月31日 m=31日

最大電力需要予測結果 R2 score:0.8676



5. 時系列分析による最大電力需要予測モデル

5.2a 2021年8月の予測結果

チューニングステップ4

回帰モデルに**休日** 火力 水力 太陽 バイオマス 風力 揚水 連系線 平均気温 最高気温 最低気温 日照時間 平均風速 平均湿度 **平均価格総量** 最高価格総量 最低価格総量を追加

アルゴリズムの選択

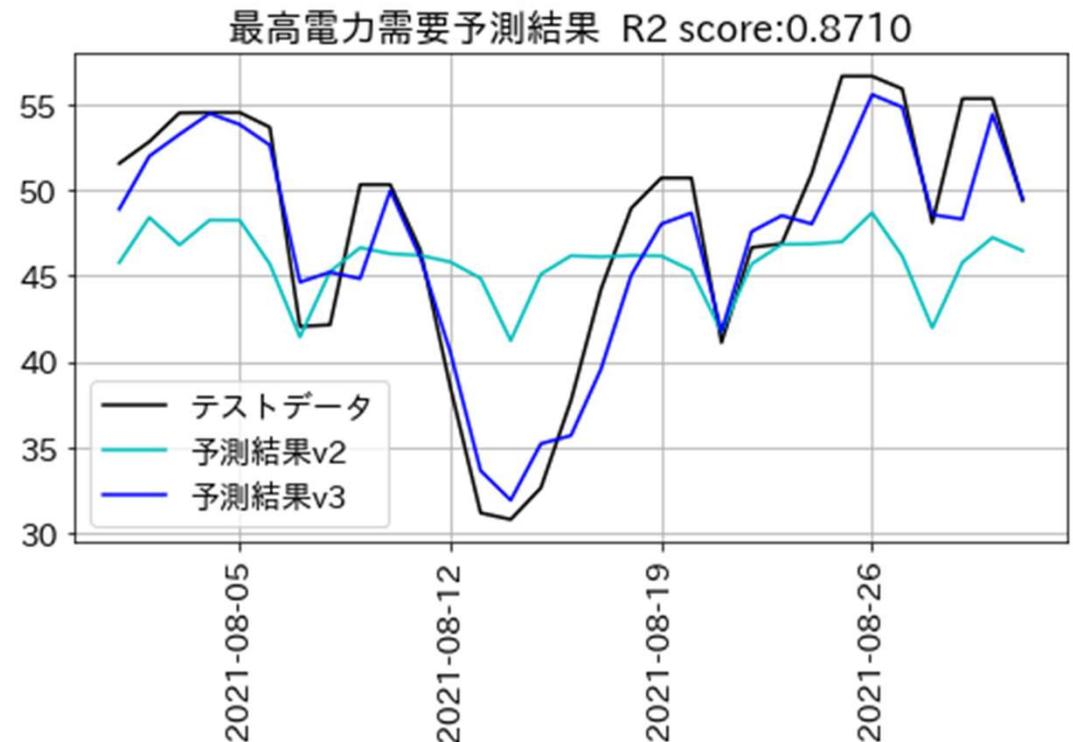
```
m4 = Prophet(yearly_seasonality=True,
             weekly_seasonality=True, daily_seasonality=False,
             seasonality_mode='multiplicative')
```

```
m3.add_regressor('休日')
m4.add_regressor('火力')
m4.add_regressor('水力')
m4.add_regressor('太陽光')
m4.add_regressor('バイオマス')
m4.add_regressor('風力')
m4.add_regressor('揚水')
m4.add_regressor('連系線')
m4.add_regressor('平均気温')
m4.add_regressor('最高気温')
m4.add_regressor('最低気温')
m4.add_regressor('日照時間')
m4.add_regressor('平均風速')
m4.add_regressor('平均湿度')
m4.add_regressor('平均価格総量')
m4.add_regressor('最高価格総量')
m4.add_regressor('最低価格総量')
```

R値の計算

R2 score:0.8710

◆モデル化期間:モデル学習用訓練データ
夏:2016年4月1日~2021年7月31日 m=1948日
◆予測期間:モデル評価用テストデータ
夏:2021年8月1日~8月31日 m=31日



5. 時系列分析による最大電力需要予測モデル

5.3. 春季予測結果: 3月～5月

◆モデル化期間: モデル学習用訓練データ
春: 2016年4月1日～2021年2月28日 m=1795日
◆予測期間: モデル評価用テストデータ
春: 2021年3月1日～5月31日 m=92日

「日付」「最大電力」列の抽出 列名の置き換え

```
df = df[['日付', '最大電力']]
```

```
df.columns = ['ds', 'y']
```

アルゴリズムの選択

```
m1 = Prophet(yearly_seasonality=True,
```

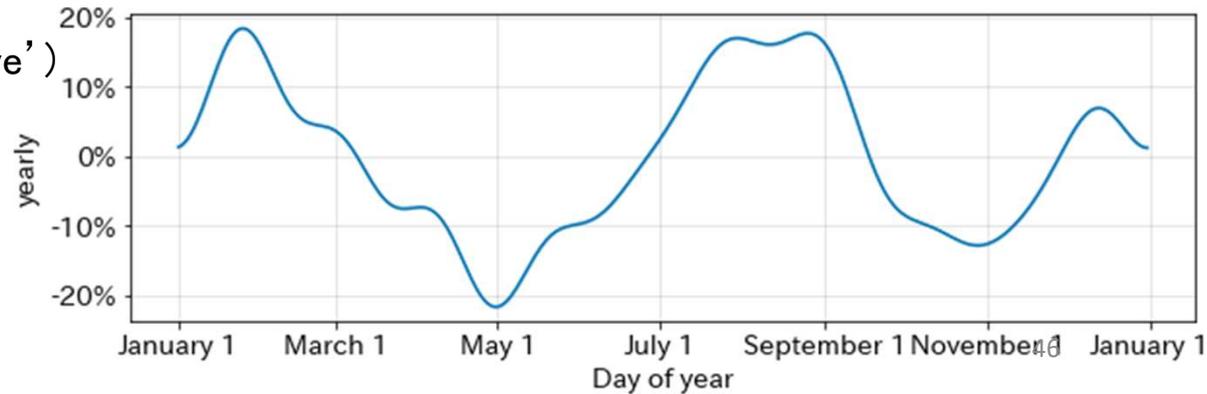
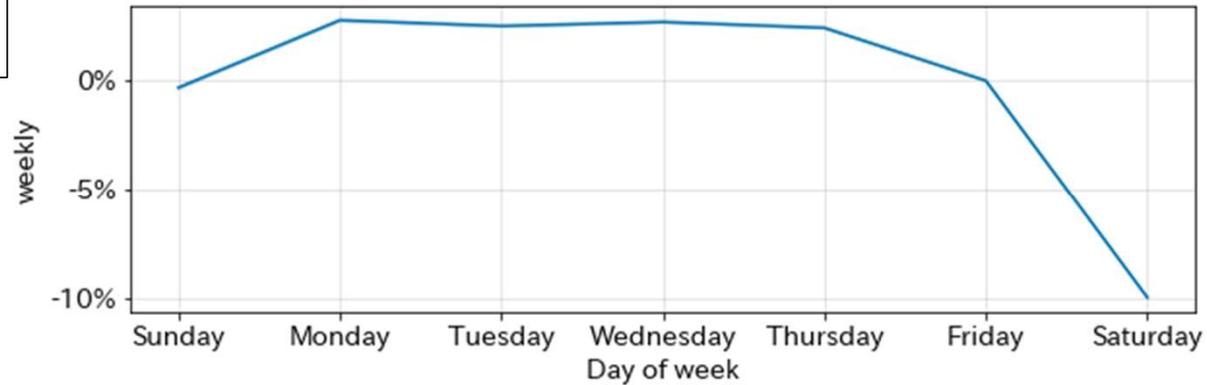
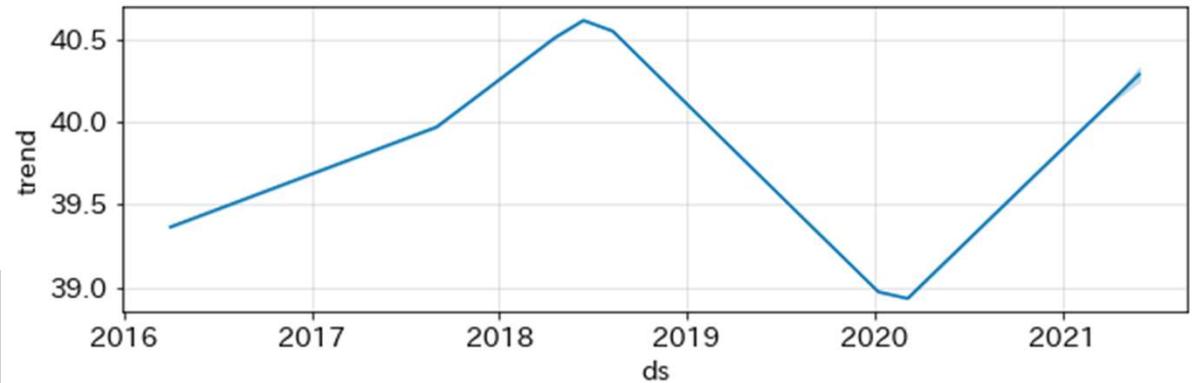
```
weekly_seasonality=True,
```

```
daily_seasonality=False, seasonality_mode='multiplicative')
```

評価

R値の計算

R2 score:0.5517



5. 時系列分析による最大電力需要予測モデル

5.3. 春季予測結果：3月～5月

チューニングステップ2

回帰モデルに「最高価格総量」を追加

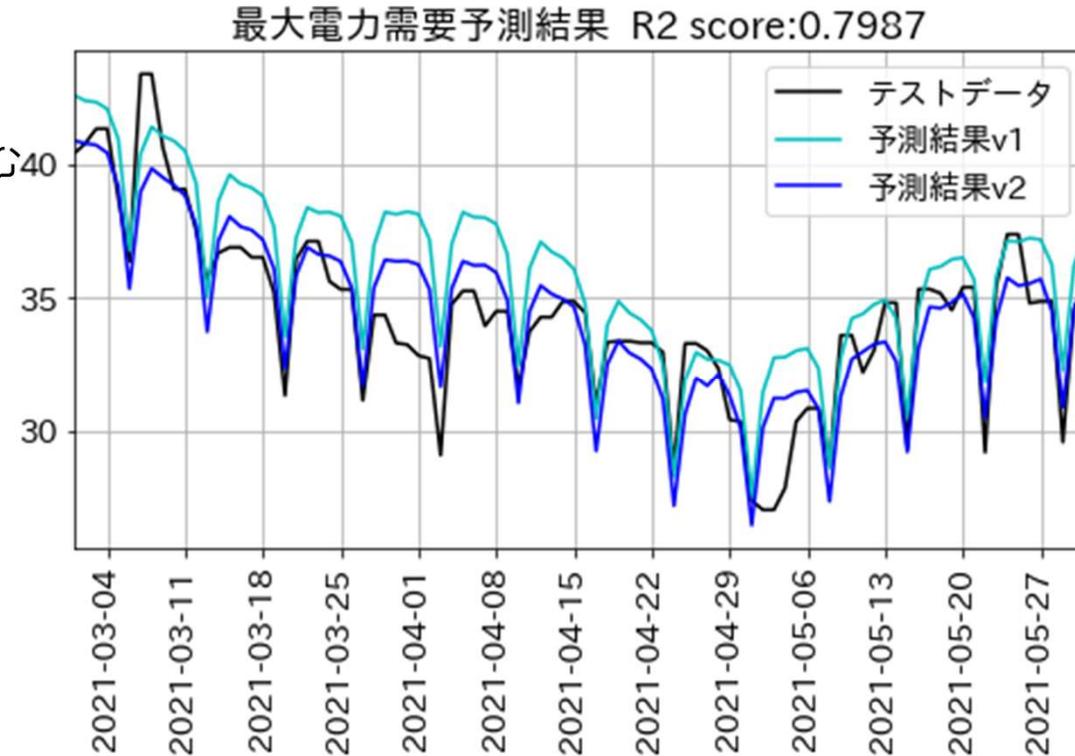
アルゴリズムの選択

```
m2 = Prophet(yearly_seasonality=True,  
             weekly_seasonality=True, daily_seasonality=False,  
             seasonality_mode='multiplicative')
```

```
# add_regressor関数で、「最高価格総量」をモデルに組み込む  
m2.add_regressor('最高価格総量')
```

R2 score:0.7987

◆モデル化期間:モデル学習用訓練データ
春:2016年4月1日～2021年2月28日 m=1795日
◆予測期間:モデル評価用テストデータ
春:2021年3月1日～5月31日 m=92日



5. 時系列分析による最大電力需要予測モデル

5.3. 春季予測結果: 3月~5月

チューニングステップ3

回帰モデルに休日 火力 水力 太陽 バイオマス 風力 揚水
連系線 平均気温 最高気温 最低気温 日照時間 平均風
速 平均湿度 平均価格総量 最高価格総量 最低価格総量
を追加

アルゴリズムの選択

```
m3 = Prophet(yearly_seasonality=True,  
             weekly_seasonality=True, daily_seasonality=False,  
             seasonality_mode='multiplicative')
```

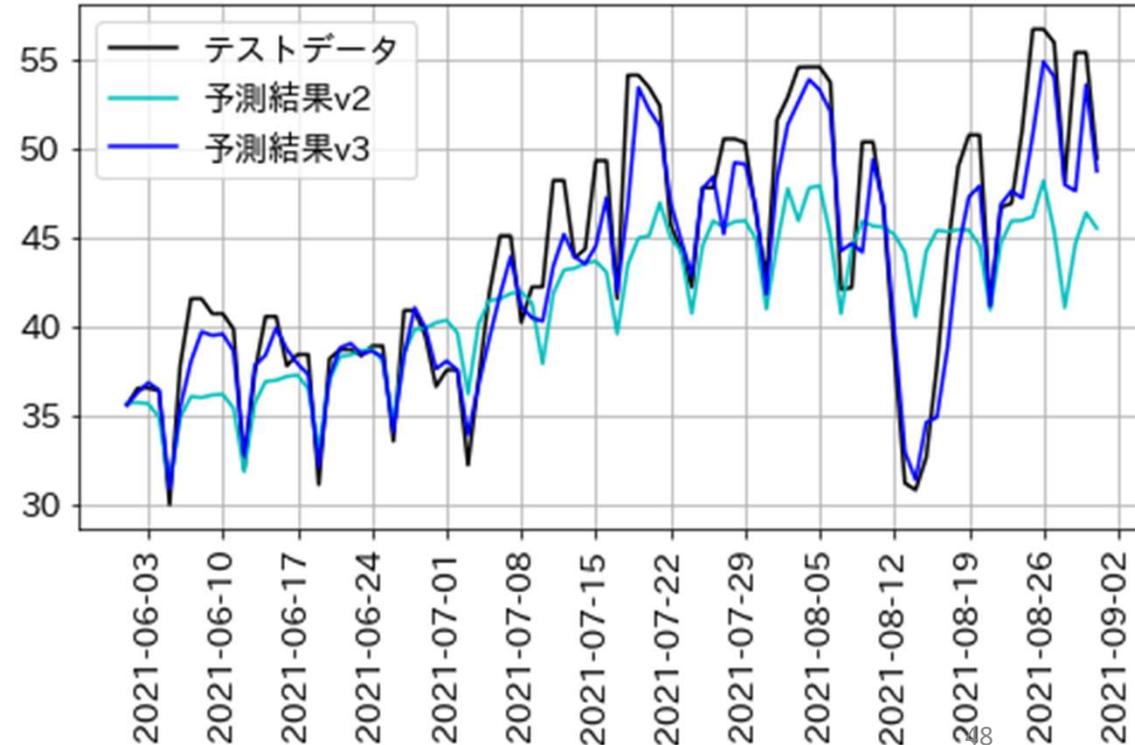
```
m3.add_regressor('休日')  
m3.add_regressor('火力')  
m3.add_regressor('水力')  
m3.add_regressor('太陽光')  
m3.add_regressor('バイオマス')  
m3.add_regressor('風力')  
m3.add_regressor('揚水')  
m3.add_regressor('連系線')  
m3.add_regressor('平均気温')  
m3.add_regressor('最高気温')  
m3.add_regressor('最低気温')  
m3.add_regressor('日照時間')  
m3.add_regressor('平均風速')  
m3.add_regressor('平均湿度')  
m3.add_regressor('最高価格総量')  
m3.add_regressor('最低価格総量')
```

R値の計算

R2 score:0.8858

◆モデル化期間:モデル学習用訓練データ
春:2016年4月1日~2021年2月28日 m=1795日
◆予測期間:モデル評価用テストデータ
春:2021年3月1日~5月31日 m=92日

最大電力需要予測結果 R2 score:0.8858



5. 時系列分析による最大電力需要予測モデル

5.4. 夏季予測結果: 6月～8月

◆モデル化期間: モデル学習用訓練データ
夏: 2016年4月1日～2021年5月31日 m=1887日
◆予測期間: モデル評価用テストデータ
夏: 2021年6月1日～8月31日 m=92日

「日付」「最大電力」列の抽出 列名の置き換え

```
df = df[['日付', '最大電力']]
```

```
df.columns = ['ds', 'y']
```

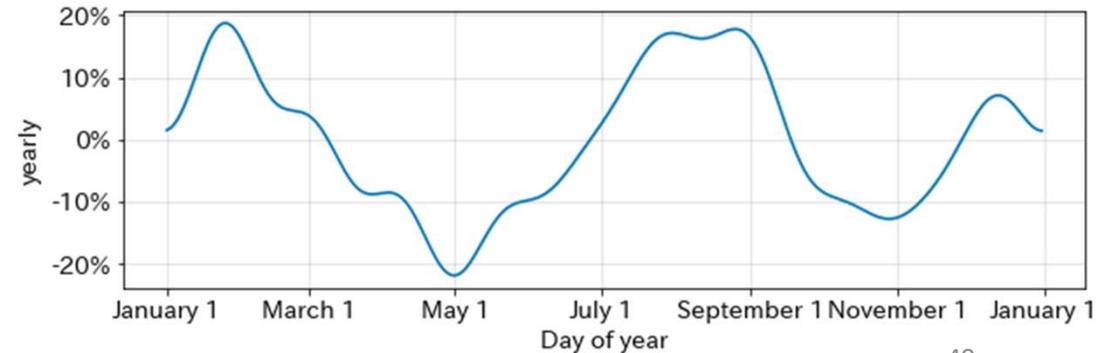
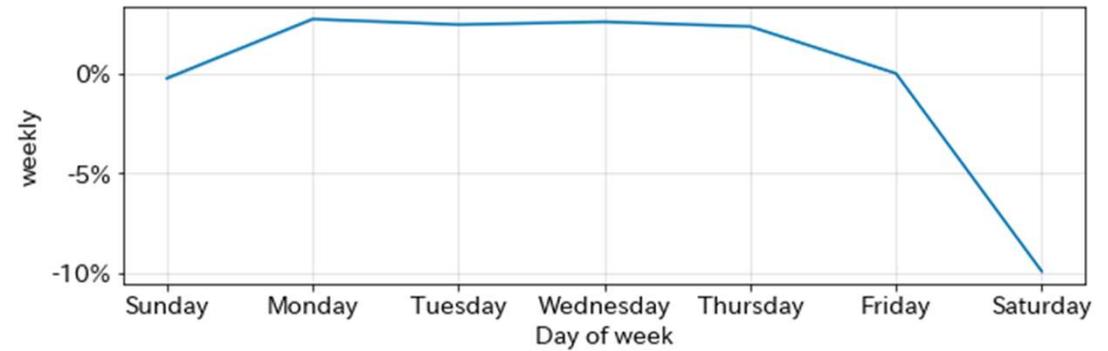
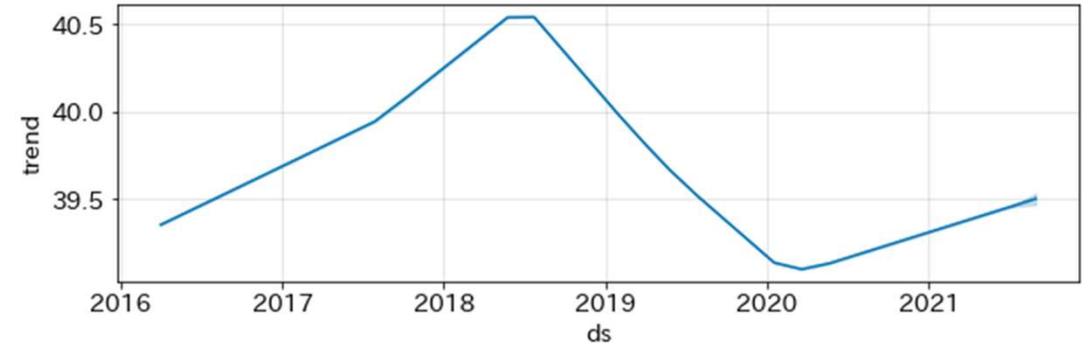
アルゴリズムの選択

```
m1 = Prophet(yearly_seasonality=True,  
weekly_seasonality=True,  
daily_seasonality=False, seasonality_mode='multiplicative')
```

評価

R値の計算

R2 score:0.5286



5. 時系列分析による最大電力需要予測モデル

5.4. 夏季予測結果: 6月～8月

チューニングステップ2

回帰モデルに「最高価格総量」を追加

アルゴリズムの選択

```
m2 = Prophet(yearly_seasonality=True,  
             weekly_seasonality=True, daily_seasonality=False,  
             seasonality_mode='multiplicative')
```

```
# add_regressor関数で、「最高価格総量」をモデルに組み込む  
m2.add_regressor('最高価格総量')
```

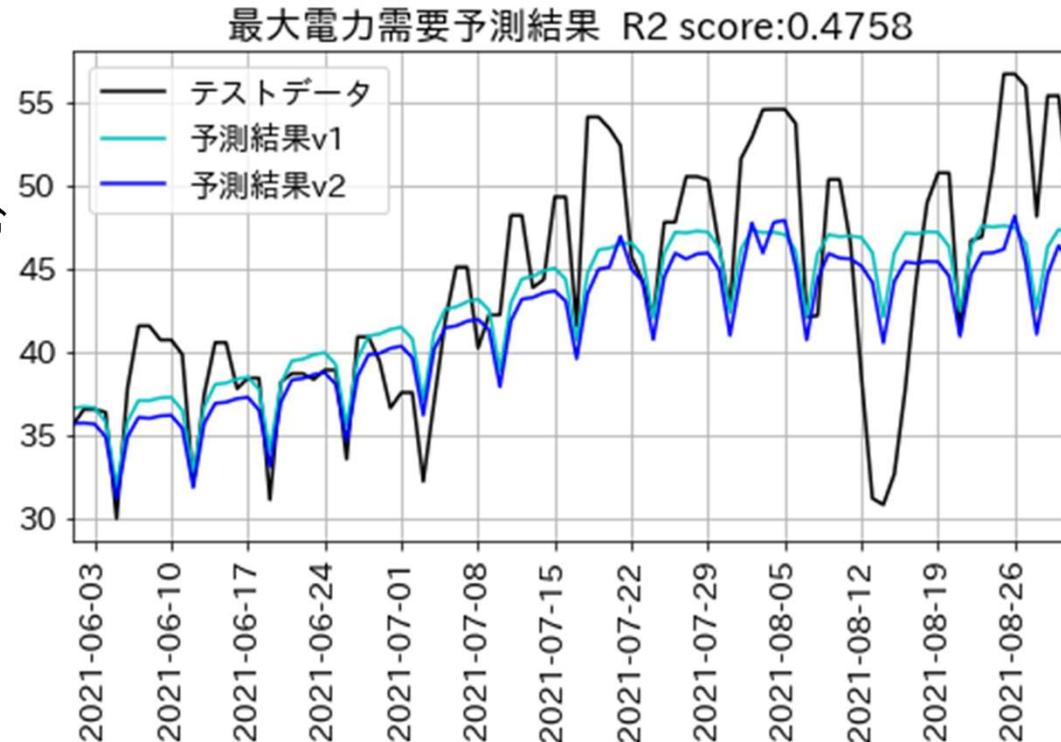
R2 score:0.4758

◆モデル化期間: モデル学習用訓練データ

夏: 2016年4月1日～2021年5月31日 m=1887日

◆予測期間: モデル評価用テストデータ

夏: 2021年6月1日～8月31日 m=92日



5. 時系列分析による最大電力需要予測モデル

5.4. 夏季予測結果: 6月～8月

チューニングステップ3

回帰モデルに休日 火力 水力 太陽 バイオマス 風力 揚水
連系線 平均気温 最高気温 最低気温 日照時間 平均風
速 平均湿度 最高価格総量 最低価格総量を追加

アルゴリズムの選択

```
m3 = Prophet(yearly_seasonality=True,  
             weekly_seasonality=True, daily_seasonality=False,  
             seasonality_mode='multiplicative')
```

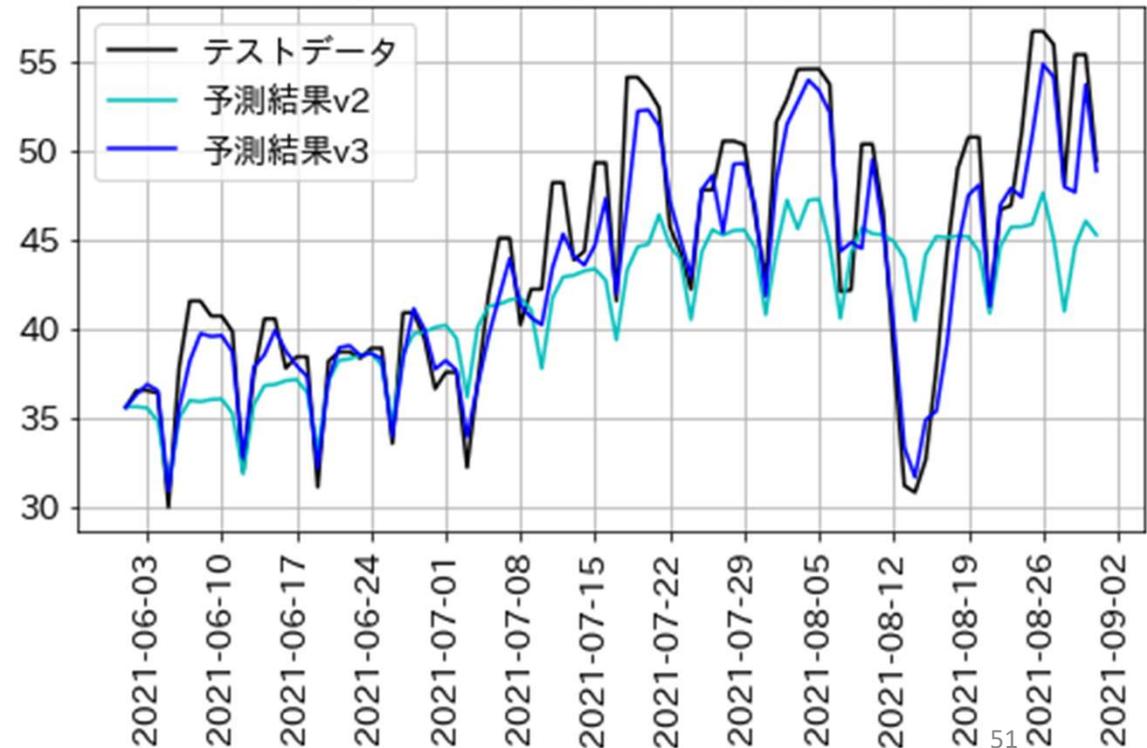
```
m3.add_regressor('休日')  
m3.add_regressor('火力')  
m3.add_regressor('水力')  
m3.add_regressor('太陽光')  
m3.add_regressor('バイオマス')  
m3.add_regressor('風力')  
m3.add_regressor('揚水')  
m3.add_regressor('連系線')  
m3.add_regressor('平均気温')  
m3.add_regressor('最高気温')  
m3.add_regressor('最低気温')  
m3.add_regressor('日照時間')  
m3.add_regressor('平均風速')  
m3.add_regressor('平均湿度')  
m3.add_regressor('最高価格総量')  
m3.add_regressor('最低価格総量')
```

R値の計算

R2 score:0.8903

◆モデル化期間:モデル学習用訓練データ
夏:2016年4月1日～2021年5月31日 m=1887日
◆予測期間:モデル評価用テストデータ
夏:2021年6月1日～8月31日 m=92日

最大電力需要予測結果 R2 score:0.8903



5. 時系列分析による最大電力需要予測モデル

5.5. 秋季予測結果: 9月～11月

◆モデル化期間: モデル学習用訓練データ
秋: 2016年4月1日～2020年9月30日 m=1614日
◆予測期間: モデル評価用テストデータ
秋: 2020年9月1日～11月30日 m=91日

「日付」「最大電力」列の抽出 列名の置き換え

```
df = df[['日付', '最大電力']]
```

```
df.columns = ['ds', 'y']
```

アルゴリズムの選択

```
m1 = Prophet(yearly_seasonality=True,
```

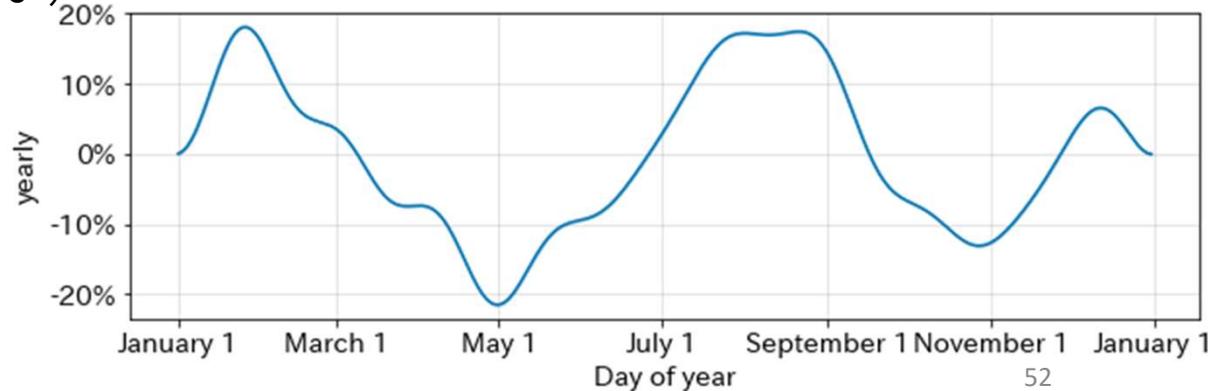
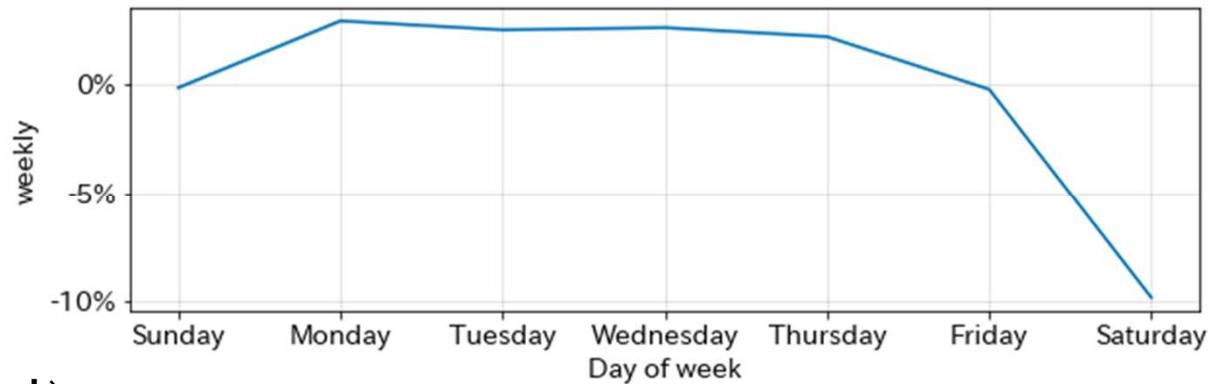
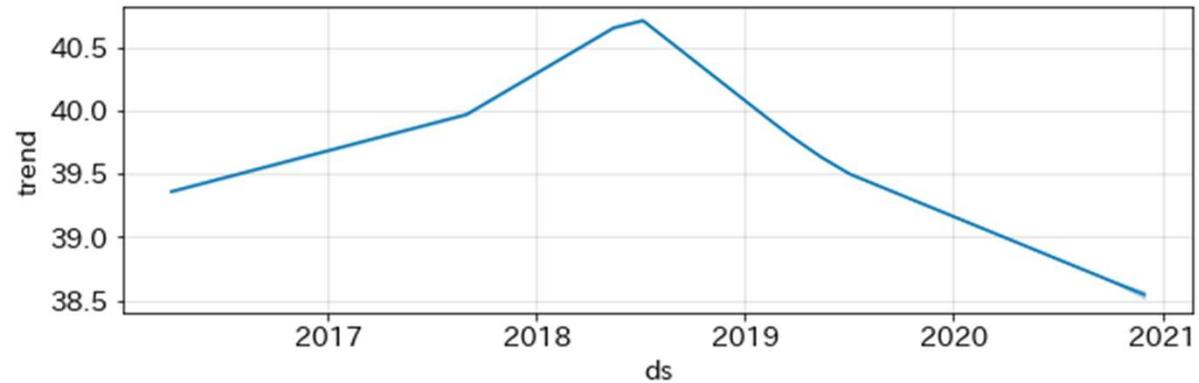
```
weekly_seasonality=True,
```

```
daily_seasonality=False, seasonality_mode='multiplicative')
```

評価

R値の計算

R2 score:0.5957



5. 時系列分析による最大電力需要予測モデル

5.5. 秋季予測結果: 9月～11月

チューニングステップ2

回帰モデルに「最高価格総量」を追加

アルゴリズムの選択

```
m2 = Prophet(yearly_seasonality=True,  
             weekly_seasonality=True, daily_seasonality=False,  
             seasonality_mode='multiplicative')
```

add_regressor関数で、「最高価格総量」をモデルに組み込む

```
m2.add_regressor('最高価格総量')
```

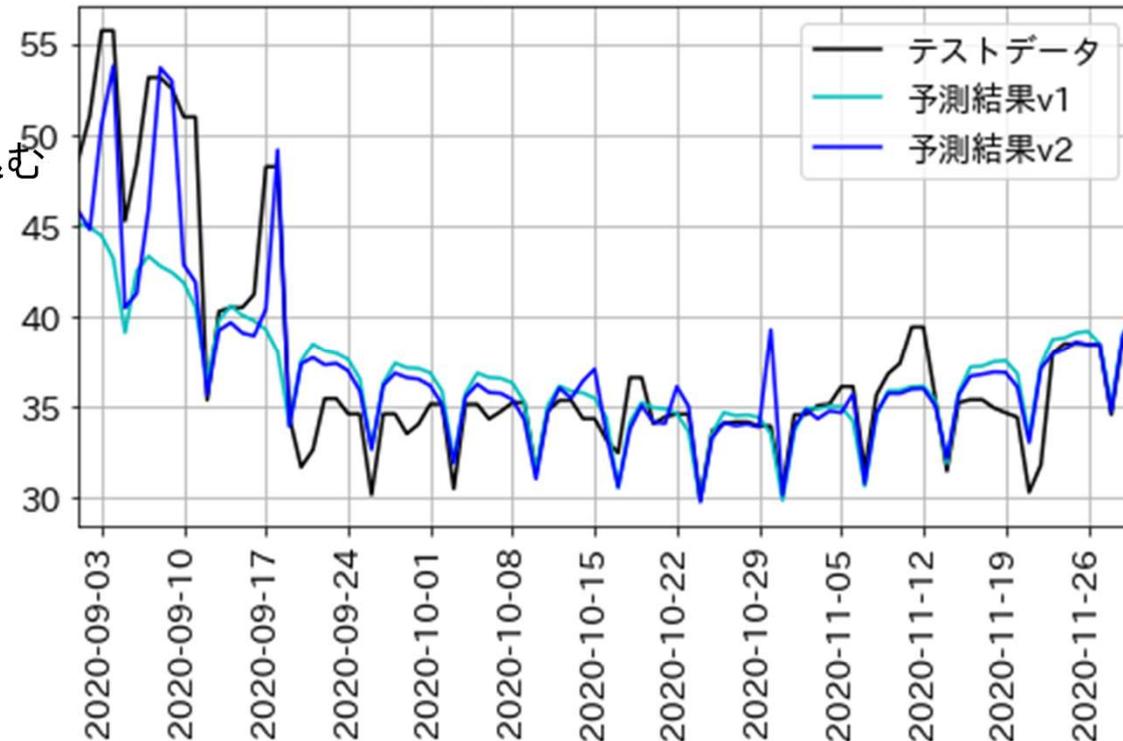
評価

R値の計算

R2 score:0.8001

◆モデル化期間: モデル学習用訓練データ
秋: 2016年4月1日～2020年9月30日 m=1614日
◆予測期間: モデル評価用テストデータ
秋: 2021年9月1日～11月30日 m=91日

最大電力需要予測結果 R2 score:0.8001



5. 時系列分析による最大電力需要予測モデル

5.5. 秋季予測結果: 9月～11月

チューニングステップ3

回帰モデルに休日 火力 水力 太陽 バイオマス 風力 揚水 連
系線 平均気温 最高気温 最低気温 日照時間 平均風速 平均
湿度 最高価格総量 最低価格総量を追加

アルゴリズムの選択

```
m3 = Prophet(yearly_seasonality=True,  
             weekly_seasonality=True, daily_seasonality=False,  
             seasonality_mode='multiplicative')
```

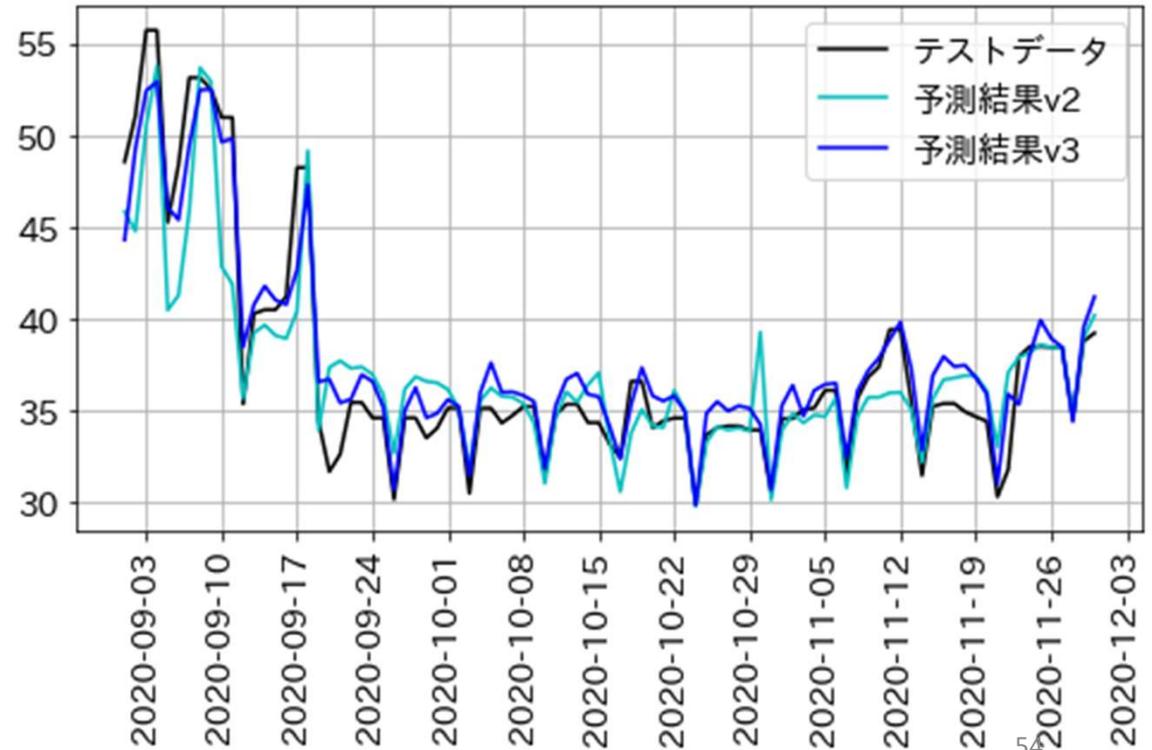
```
m3.add_regressor('休日')  
m3.add_regressor('火力')  
m3.add_regressor('水力')  
m3.add_regressor('太陽光')  
m3.add_regressor('バイオマス')  
m3.add_regressor('風力')  
m3.add_regressor('揚水')  
m3.add_regressor('連系線')  
m3.add_regressor('平均気温')  
m3.add_regressor('最高気温')  
m3.add_regressor('最低気温')  
m3.add_regressor('日照時間')  
m3.add_regressor('平均風速')  
m3.add_regressor('平均湿度')  
m3.add_regressor('最高価格総量')  
m3.add_regressor('最低価格総量')
```

R値の計算

R2 score:0.9209

◆モデル化期間: モデル学習用訓練データ
秋: 2016年4月1日～2020年9月30日 m=1614日
◆予測期間: モデル評価用テストデータ
秋: 2021年9月1日～11月30日 m=91日

最大電力需要予測結果 R2 score:0.9209



5. 時系列分析による最大電力需要予測モデル

5.6 冬季予測結果: 12月～2月

◆モデル化期間: モデル学習用訓練データ
冬: 2016年4月1日～2020年11月30日 m=1705日
◆予測期間: モデル評価用テストデータ
冬: 2020年12月1日～2月28日 m=90日

「日付」「最大電力」列の抽出 列名の置き換え

```
df = df[['日付', '最大電力']]
```

```
df.columns = ['ds', 'y']
```

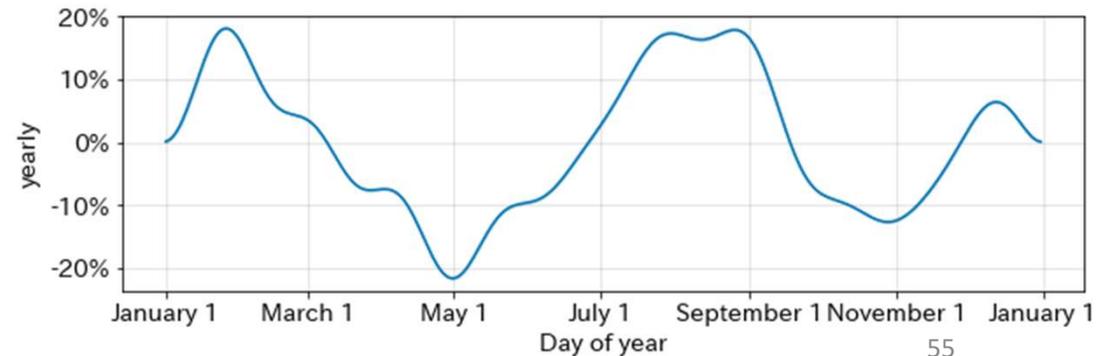
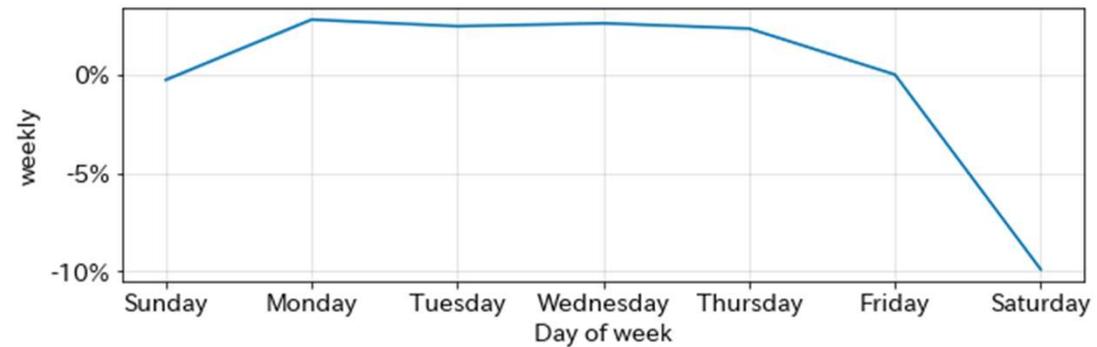
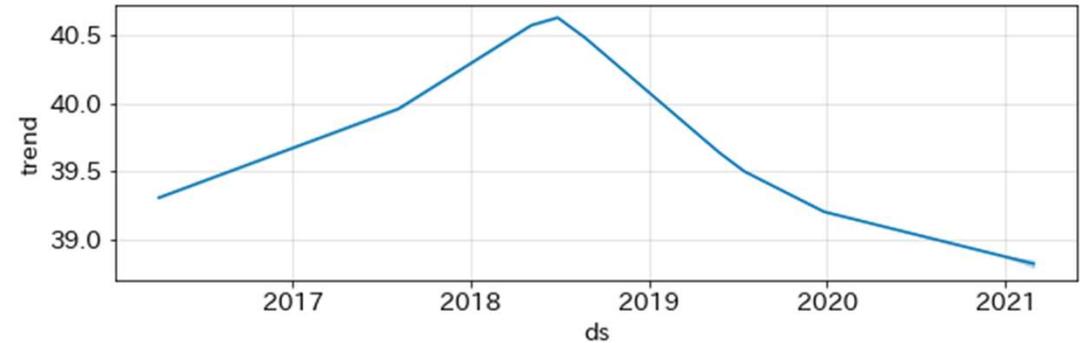
アルゴリズムの選択

```
m1 = Prophet(yearly_seasonality=True,  
weekly_seasonality=True,  
daily_seasonality=False, seasonality_mode='multiplicative')
```

評価

R値の計算

R2 score:0.2245



5. 時系列分析による最大電力需要予測モデル

5.6 冬季予測結果:12月～2月

```
# チューニングステップ2
```

```
  回帰モデルに「最高価格総量」を追加
```

```
# アルゴリズムの選択
```

```
m2 = Prophet(yearly_seasonality=True,  
             weekly_seasonality=True, daily_seasonality=False,  
             seasonality_mode='multiplicative')
```

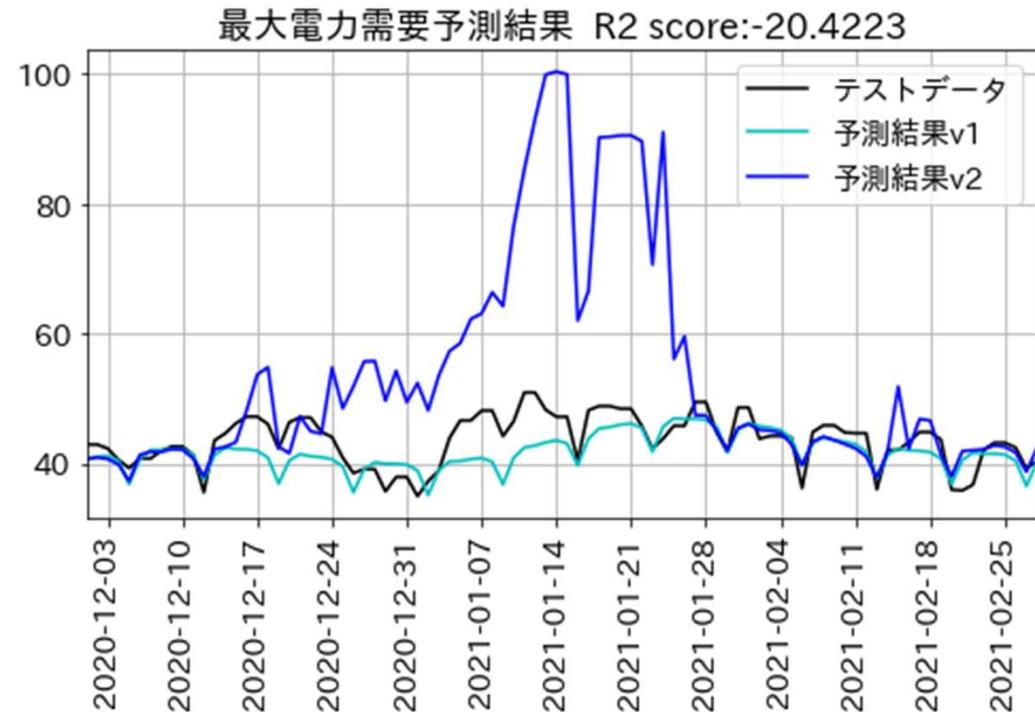
```
# add_regressor関数で、「最高価格総量」をモデルに組み込む  
m2.add_regressor('最高価格総量')
```

```
# 評価
```

```
# R値の計算
```

```
R2 score:-20.4223
```

◆モデル化期間:モデル学習用訓練データ
冬:2016年4月1日～2020年11月30日 m=1705日
◆予測期間:モデル評価用テストデータ
冬:2020年12月1日～2月28日 m=90日



5. 時系列分析による最大電力需要予測モデル

5.6 冬季予測結果:12月~2月

チューニングステップ3

回帰モデルに 休日 火力 水力 太陽 バイオマス 風力 揚水 連系線 平均気温 最高気温 最低気温 日照時間 平均風速 平均湿度 最高価格総量 最低価格総量を追加

アルゴリズムの選択

```
m3 = Prophet(yearly_seasonality=True,
              weekly_seasonality=True, daily_seasonality=False,
              seasonality_mode='multiplicative')
```

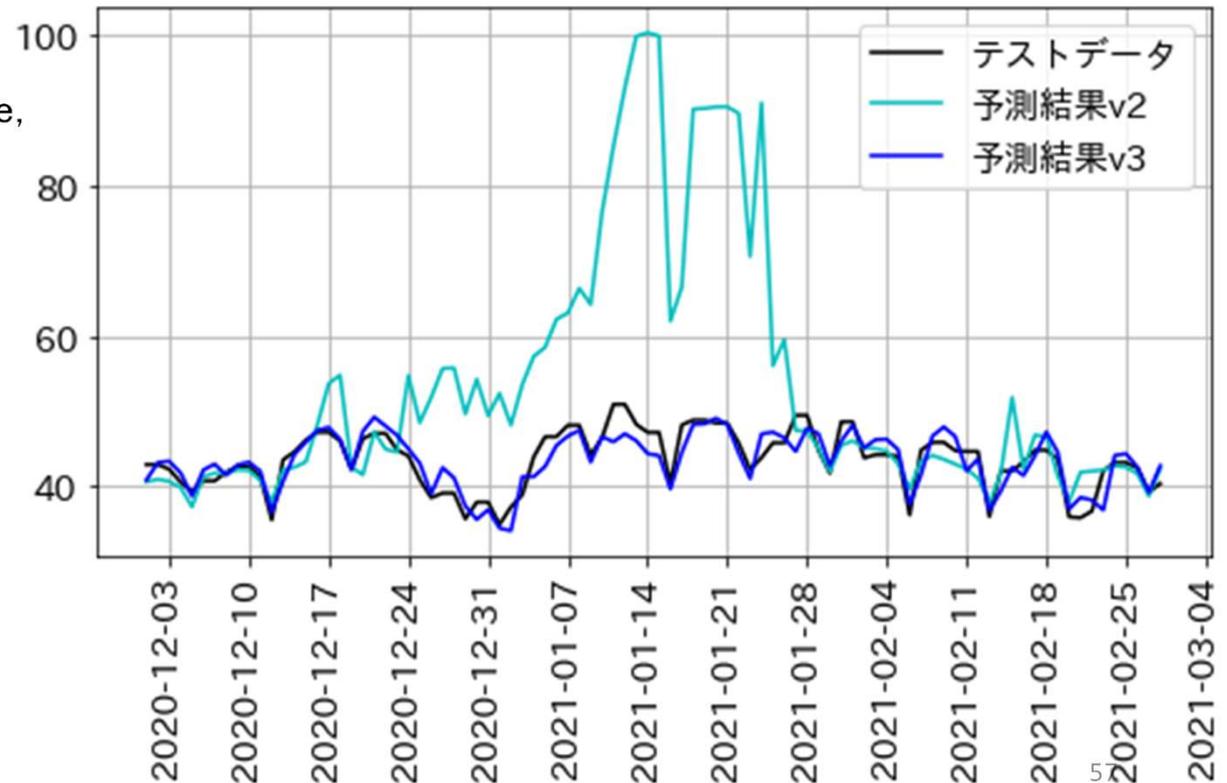
```
m3.add_regressor('休日')
m3.add_regressor('火力')
m3.add_regressor('水力')
m3.add_regressor('太陽光')
m3.add_regressor('バイオマス')
m3.add_regressor('風力')
m3.add_regressor('揚水')
m3.add_regressor('連系線')
m3.add_regressor('平均気温')
m3.add_regressor('最高気温')
m3.add_regressor('最低気温')
m3.add_regressor('日照時間')
m3.add_regressor('平均風速')
m3.add_regressor('平均湿度')
m3.add_regressor('平均価格総量')
m3.add_regressor('最高価格総量')
m3.add_regressor('最低価格総量')
```

R値の計算

R2 score:0.7466

◆モデル化期間:モデル学習用訓練データ
冬:2016年4月1日~2020年11月30日 m=1705日
◆予測期間:モデル評価用テストデータ
冬:2020年12月1日~2月28日 m=90日

最高電力需要予測結果 R2 score:0.7466



7. まとめ

■ 電力の安定供給と脱炭素を両立させるための日次最大電力需要の予測精度向上

<本研究の新規性(独自性)>

卸電力市場を含む回帰因子を追加した説明可能な日次最大電力需要予測モデルの構築

- ・東京電力エリアの**2016年4月～2021年8月のデータセット**(再エネを含む電力需要データ、気象データ、約定総量・市場価格、休日)を説明変数とする重回帰予測モデルを構築, 相関係数や回帰係数を統計的に分析
- ・説明変数に「日付」を追加し, 「週周期」「年周期」の周期関数と長期間の変化「トレンド」の乗算とする**時系列予測モデル**を構築

<本研究の具体性・有用性>

【RA1】説明可能な予測モデルを用いた日次最大電力需要の予測精度向上: 決定係数(R²): (重回帰) →(時系列)

春季: 0.755→0.874, 夏季: 0.842→0.890, 秋季: 0.839→0.921, 冬季(2020年12月～2021年2月): 0.744→0.747(過去最高電力価格高騰)

【RA2】卸電力市場の日次最大電力需要への影響評価:

春季と秋季の日次最大電力需要予測は, 他の説明変数に加えて, 特に卸電力市場の影響大(春季25%, 秋季20%の予測精度R²向上)

夏季と冬季の日次最大電力需要予測は, 卸電力市場(夏季▲5%, 冬季▲2800%の予測精度R²劣化)以外の説明変数の影響大

【RA3】再エネ(バイオマス・太陽光・風力)及び卸電力市場の日次最大電力需要予測に対する相関関係:

春季: 火力(82%)***, 水力(▲40%)***, バイオマス(▲32%)*, 太陽光(▲7%)***, 卸電力市場(15%)*, 休日(▲33%)***

秋季: 火力(81%)***, バイオマス(5%)*, 風速(29%)***, 太陽光(▲5%)***, 卸電力市場(29%)**

夏季: 火力(83%)***, バイオマス(32%)***, 風力(▲13%)*, 卸電力市場(26%)***

冬季: 火力(80%)***, バイオマス・太陽光・風力及び卸電力市場の日次最大電力需要に対する相関関係は確認できず

◆電力市場価格を含む回帰因子を追加した時系列分析を可能とする最大電力需要予測モデルを用いて, 節電行動(デマンドレスポンス:DR)効果をより正確に予測することが可能となると同時に, 構築する予測モデルを可能な限り解釈可能にするため, 予測値を重回帰式から導き, 予測の仮定を解釈可能にしている。これにより, 予測値の根拠となる説明や, 予測が外れた場合の原因調査を明確に行うことが出来るようになる。

◆この予測結果に基づき, 工場, ビル, 家庭などの需要家側に設置されるエネルギーリソースを束ね(アグリゲーション), 遠隔・統合制御することにより, 電力の需給バランス調整(DR効果)による電力供給者側と需要家側の便益(社会厚生効果)を最大化することが可能となる。

ご清聴ありがとうございました

ogura.hiroyuki2@nihon-u.ac.jp