

日本卸電力取引所における時間前市場の 平均価格予測に関する研究

Research on Average Price Prediction of Intraday Market of JEPX

吉本匠*・蔡思楠*・前匡鴻*・松橋隆治*
Takumi Yoshimoto Sinan Cai Masahiro Mae Ryuji Matsuhashi

Abstract

The spread of renewable energy has increased uncertainty in power generation plans, and it has been important to utilize the intraday market of JEPX to deal with the discrepancy between power generation plans and the actual amount of power generation. The aim of this paper is to predict average price in intraday market to help businesses develop bidding strategies that generate economic profits. The autocorrelation of intraday market price data is investigated and the ARIMA model, which is one of the time series models, is applied to predict average price. The result shows that the price in the intraday market has a strong correlation with the price in the most recent 24 hours, which is different from the correlation characteristic of the day-ahead market. The correlation characteristic is used for tuning of the parameters in the ARIMA model.

Key words : JEPX, Intraday market, Price prediction, Time series forecast, ARIMA model

1. 序論

2011年3月11日に発生した東日本大震災と福島第一原子力発電所事故を受け、1. 広域系統運用の拡大、2. 小売および発電の全面自由化、3. 法的分離の方式による送配電部門の中立性の一層の確保、を柱とした電力システム改革が行われている¹⁾。これに伴い、2016年4月以前から自由化されていた発電部門に加え、2016年4月から小売部門が完全に自由化され、2020年4月には送配電部門と発電・小売部門が法的に分離された。小売部門の自由化に伴って民間からの電力事業への参画が進んでおり、2023年11月28日時点で登録小売電気事業者数は731事業者に達している²⁾。日本卸電力取引所(JEPX)は、これらの小売事業者や発電事業者に向けて電力を取引する市場を設けており、電力の売買が可能になっている。

JEPXでは、1日は30分ごとの48時間帯に分割され、それぞれのコマを個々の商品として取引を行う³⁾。商品には1から48の時刻コードが割り振られ、これらの商品は主に一日前市場と時間前市場において入札が行われる。一日前市場の役割は、48コマの商品について実需給前日の10時までに発電計画と需要計画を持ち寄り、需給を一致させることである。電力の供給量と需要量が一致しないと一定であるはずの電圧や周波数が変化し系統が不安定になり、電

力供給が正常に行われなくなる⁴⁾。時間前市場の役割は、日前市場の入札締め切りから実需給の1時間前までに生じた発電計画の誤差や需要計画の誤差に対応できるようにすることである。

近年再生可能エネルギーの普及により発電計画の不確実性が高まっている。日本は2050年までにカーボンニュートラルを目指すことを宣言しており、今後も再生可能エネルギーの導入が進められていくため⁵⁾、時間前市場の重要性は増している。そこで本研究では、JEPXにおける時間前市場の平均価格に対する予測を行っていく。時間前市場はザラ場取引であり商品価格が取引時間内で変動するので、買い入札を出す事業者にとっては平均価格より安く買いたい、売り入札を出す事業者にとっては平均価格より高く売りたいという思惑が存在する。したがって時間前市場における平均価格の予測値を出すことは、入札戦略を立てる上での基準となり役立つと考えられる。

2. 手法

2.1 時系列データの自己相関性

2022年9月1日から2023年8月31日までの、一日前市場の各時刻コードにおけるシステムプライスデータ、時間前市場の各時刻コードにおける平均価格データを集め、これら2種類の時系列価格データに対して自己相関関数(Autocorrelation Function: ACF)、偏自己相関関数(Partial Autocorrelation Function: PACF)をプロットした。

*東京大学大学院工学系研究科電気系工学専攻
〒113-8656 東京都文京区本郷 7-3-1
E-mail: yoshimoto@enesys.t.u-tokyo.ac.jp

自己相関係数とは、ある時系列データと、その時系列データにタイムラグを持たせたデータの相関係数であり、あるタイムラグを入力すると自己相関係数を出力する関数を自己相関関数という。偏自己相関係数は、あるタイムラグ間だけの相関を表し、中間の時点の影響は排除して算出された相関係数である。タイムラグを入力、偏自己相関係数を出力とする関数を偏自己相関関数という。今回の場合タイムラグは時刻コード1つ分、すなわち30分刻みとなる。

プロットされたACFとPACFより、2つの市場における価格時系列データの特徴の違いを考察し、さらに後述する時系列解析に用いるパラメータの推定を行っていく。

2.2 時系列解析

時系列解析は、過去のデータが未来の値に影響を与える自己相関性を考慮し、時間的なパターンを分析する手法である。2022年9月1日から2023年8月31日までの1年間の時間前市場の平均価格データに対して解析を行った。時系列解析を行う際に用いる伝統的な時系列モデルについて以下に記す。

ARモデル(Auto Regressive model)は自己回帰モデルと呼ばれ、系列の過去の値で回帰を行う。 y_t は t 時点での系列の値、 c は定数、 ϕ_i は回帰係数、 ε_t は t 時点でのノイズとすると、 p 時点過去までの値を使うAR(p)モデルの一般形は次式となる。

$$y_t = c + \sum_{i=1}^p \phi_i y_{t-i} + \varepsilon_t$$

MAモデル(Moving Average model)は移動平均モデルと呼ばれ、系列の過去のノイズで回帰を行う。 c は定数、 θ_j は回帰係数、 ε_t は t 時点でのノイズとすると、 q 時点過去までのノイズを使うMA(q)モデルの一般形は次式となる。

$$y_t = c + \sum_{j=1}^q \theta_j \varepsilon_{t-j} + \varepsilon_t$$

ARMAモデルはARモデルとMAモデルを統合したモデルである。上述の2つのモデルに比べて柔軟性が高まり、定常な時系列に対しては強力な説明力や予測力を持つ。AR(p)モデルとMA(q)モデルを組み合わせたARMA(p, q)モデルの一般形は次式で表される。

$$y_t = c + \sum_{i=1}^p \phi_i y_{t-i} + \sum_{j=1}^q \theta_j \varepsilon_{t-j} + \varepsilon_t$$

ARIMAモデル(AR Integrated MA model)は、非定常な時系列データを定常な時系列データに変換したARMAモデルである。 d 階差分をとった系列に対してARMA(p, q)を考えるモデルをARIMA(p, d, q)という。Python 3.10.8において、statsmodels.tsa.arima.model.ARIMA関数を用いて

ARIMAモデルを構築していく。

モデルの次数選択をする際は、赤池情報量基準(Akaike Information Criterion: AIC)を用いてモデルを評価した。この指標は、最大尤度推定に基づいてモデルの適合度を表現すると同時に、過学習を防ぐためにモデルのパラメータ数をペナルティとして取り入れている。 L をモデルの最大尤度、 k をパラメータの数とすると、AICは次式で表され、値が小さいほど良いモデルであることを示す。

$$AIC = -2 \times \log(L) + 2 \times k$$

3. 結果

3.1 自己相関関数と偏自己相関関数

一日前市場と時間前市場におけるACFとPACFプロットは、それぞれ図1、図2のようになった。

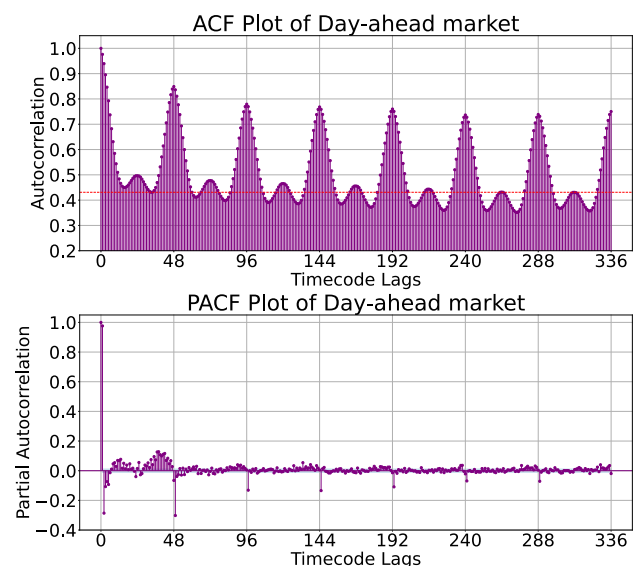


図1 一日前市場の自己相関性

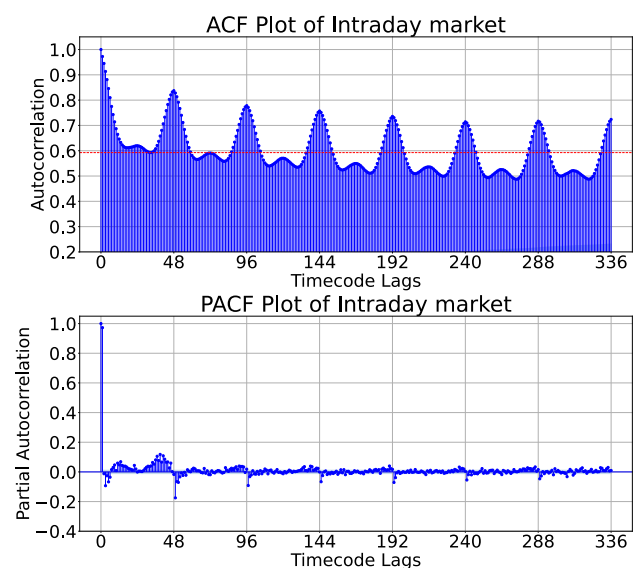


図2 時間前市場の自己相関性

まず、一日前市場と時間前市場の ACF プロットを比較する。どちらのグラフも、ラグが 48 以下、すなわち 1 日以下における自己相関係数の最小値で水平線を引いてある。それらの絶対値を比較すると時間前市場の方が大きくなっている。また、タイムラグが 1 日経つごとに現れる自己相関係数ピークに対して、時間前市場の水平線は一日前市場よりも高水準に位置している。「時刻コード X の価格予測には、数日前から前日までの時刻コード X の価格を用いる」という手法も考えられるが、時間前市場では相対的に直近 24 時間以内の商品価格の相関が大きく、これらのデータを使用した予測手法が適しているとわかる。

次に時間前市場の PACF プロットに注目すると、ラグが 1 のときの偏自己相関係数は限りなく 1 に近いが、ラグが 2 になると偏自己相関係数の絶対値は大きく減少している。このことから、時間前市場の価格予測をするにあたって、AR モデルの次数は 1 が適しているということが読み取れる。

3.2 時系列モデル

ARIMA モデルの 3 つの非負整数パラメータ p , d , q について、以下の範囲でグリッドサーチを行った。

$$0 \leq p \leq 1, \quad 0 \leq d \leq 1, \quad 0 \leq q \leq 24$$

p が 2 通り、 d が 2 通り、 q が 25 通りあり、合計 100 通りのモデルに対して AIC の値を比較したことになる。結果としては、 $(p, d, q) = (1, 1, 24)$ において AIC が最小となった。このモデルにおいて、実測値と予測値の二乗誤差平均の平方根である RMSE (Root Mean Squared Error) は 2.234、決定係数は 0.9487 となった。

4. 結論

時間前市場の商品価格は、一日前市場と比べて相対的に直近 24 時間以内の商品価格との相関性が高く、予測をするにあたって、これらのデータを使用するような時系列モデルを作るべきだと考えられる。今回、ARIMA(1, 1, 24) の精度が 1 番高くなったが、これは探索範囲の上限であるため、さらに範囲を広げればより精度の高いモデルが現れる可能性が高い。また ARIMA モデルに対して、さらに季節性を考

慮した SARIMA モデルを用いた予測にも取り組む価値があると思われる。

なお、今回使用したモデルは予測精度を最大化することを目指しており、その予測結果を用いた取引可能時間は、取引終了間際の約 15 分しか残されていないことに注意したい。時刻コード X が取引終了する 30 分前に、時刻コード X-1 が取引終了するが、時刻コード X-1 の平均価格が発表されるのは取引終了の約 15 分後であり、今回はこのデータを用いて時刻コード X の平均価格予測を行っている。したがって、時刻コード X の取引可能時間は何時間も存在するが、その予測結果を用いて取引できる時間はわずかとなる。このように、より直近のデータを用いた予測精度の向上と、予測結果を用いた取引可能時間にはトレードオフの関係が存在する。予測モデルを用いたことによる経済的利益という観点から、どこまで直近のデータを使用するかを決めていく必要があると考えられる。

参考文献

- 1) 電力システム改革について ;
https://www.enecho.meti.go.jp/category/electricity_and_gas/electric/electricity_liberalization/pdf/system_reform.pdf
(アクセス日 2023.11.29)
- 2) 登録小売電気事業者一覧 ;
https://www.enecho.meti.go.jp/category/electricity_and_gas/electric/summary/retailers_list/
(アクセス日 2023.11.29)
- 3) JEPX 取引概要 ;
<https://www.jepx.jp/electricpower/outline/>
(アクセス日 2023.11.29)
- 4) 堀内利一 ; 大規模停電の主要因と非常用電源としての太陽光発電システム, 摂南大学融合科学研究所論文集, 5-1 (2019), pp.102-116.
- 5) エネルギー基本計画 ;
https://www.enecho.meti.go.jp/category/others/basic_plan/pdf/20211022_01.pdf
(アクセス日 2023.11.29)