

電力中央研究所報告

JEPXスポット市場における価格の 長期予測手法の検討

研究報告：Y17002

2018年3月

 電力中央研究所



CRIEPI

**Central Research Institute of
Electric Power Industry**

JEPX スポット市場における価格の 長期予測手法の検討

井上 智弘^{*1} 田中 拓朗^{*2}

キーワード：日本卸電力取引所

卸電力市場価格

電力価格予測

自己回帰和分移動平均

ニューラルネットワーク

Key Words : JEPX

Wholesale electricity market price

Electricity price forecasting

ARIMA

Neural network

A comparative study of long-term price forecasting methods for the JEPX spot market

Tomohiro Inoue and Takuro Tanaka

Abstract

This report investigates electricity price forecasting methods for monthly electricity system prices in the JEPX spot market. We focus on two models, the one based on an autoregressive integrated moving average with exogenous variables (ARIMAX) while the other based on an artificial neural network (NN). Based on these models, we predict peak and off-peak prices from October 2014 to September 2017 for 3 years to compare their prediction accuracy. As a result, we conclude that both models can predict the prices with the prediction error around 1 yen/kWh (below 9%).

We demonstrate a positive correlation between the thermal power generation and the peak price, while the nuclear and hydroelectric power generations and the off-peak price have a negative correlation, which are consistent with the operational characteristics of power generators. In addition, the fuel price positively correlates with both the peak and off-peak prices. Therefore, our models reasonably explain the long-term price movement of the JEPX spot market.

The NN model is expected to further improve the prediction accuracy depending on hyper-parameters determined before calculation. However, its computational burden is extensively heavy requiring a quite long run-time to set the parameters optimally. In the meantime, the time needed by the statistical based models such as ARIMAX is considerably shorter. Furthermore the prediction accuracy of ARIMAX models is comparable to that of NN models. Therefore it should be considered to use different models depending on the merits and demerits of each model.

^{*1} 社会経済研究所 事業制度・経済分析領域 主任研究員

^{*2} 社会経済研究所 事業制度・経済分析領域 特定主任研究員

背景

電力システム改革の進展に伴い、JEPX スポット市場における電力取引量は近年大幅に増加している。市場取引が増大するにつれて、事業者はより大きな価格変動リスクに晒されることになる。そのような状況の下、電源の新設や維持・廃止の意思決定を適切に行うための将来収益の推計には、卸電力市場の価格予測が欠かせない。

目的

将来シナリオを想定したシミュレーション分析で用いる価格の長期予測モデルを構築するための準備として、長期的な価格動向と強く関係する変数を探るとともに、JEPX システムプライスの3ヶ年予測の精度に基づくモデル比較を行う。

主な成果

2005年7月から2014年9月のデータに基づいて、統計モデル（ARIMAX^{注1)}と機械学習モデル（NN^{注2)}を推定し、それらを用いて2014年10月から2017年9月の3年間（36ヶ月間）のJEPX システムプライス月平均値を予測して、以下の点を明らかにした。

1. 月平均価格の予測精度

ピーク価格とオフピーク価格^{注3)}で有効な説明変数は異なるものの、自己回帰項等で過去の価格変化を考慮することにより、予測精度は改善しうる。両モデルとも、3年先までの価格を平均誤差1円/kWh前後（価格水準の6~9%）で予測可能であり（図）、この予測精度は、より短期間の予測を行った先行研究と比べて劣らない水準である。

2. 価格水準の長期的な動向を予測する際に有用な説明変数

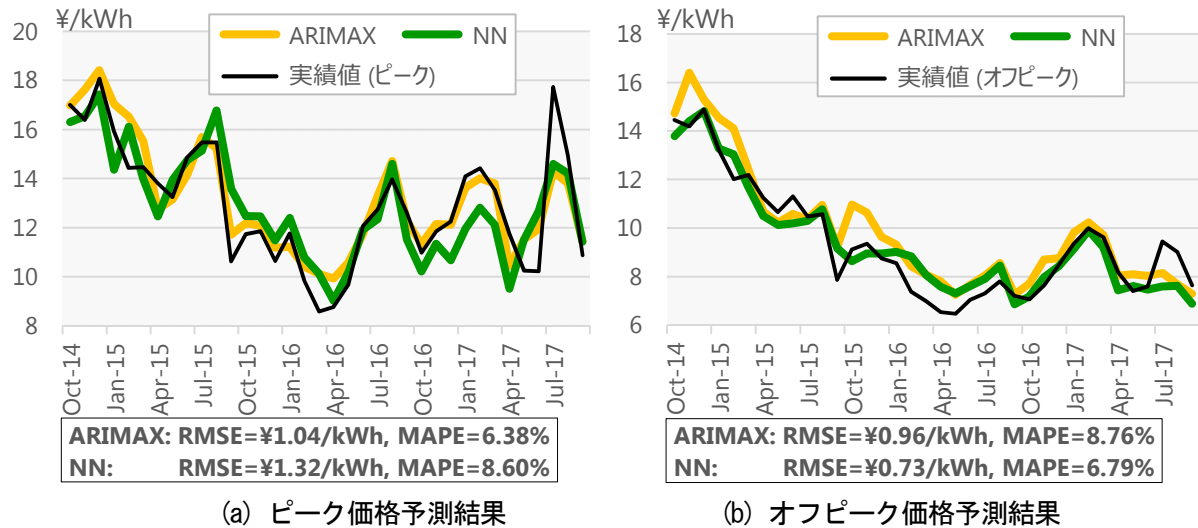
前月に比べて、火力発電電力量が増加している月はピーク価格が上昇し、原子力・水力発電電力量が増加している月はオフピーク価格が低下するという結果が得られた（表）。前者は短期限界費用の高い電源、後者は低い電源の稼働状況を示すため、予測モデルの推定結果は電源の運用特性と整合的である。また、この推定結果からは、火力電源の短期限界費用の大半を占める燃料価格の変動がピーク価格・オフピーク価格の変動にもたらす影響も合理的に説明できる。以上から、将来シナリオ想定における電源構成や燃料価格の設定は、価格水準の長期的な動向を説明する際に有用であると言える。

3. 計算コストと予測モデルの選択

機械学習モデルは複雑な構造をモデル化できるため、構造設計次第でさらなる予測精度の改善が見込まれるものの、設計の選択肢は多く、最適モデルの探索に時間がかかり、統計モデルに比べて計算コストが大きい。今回行った月次の価格予測では、統計モデルの予測精度が機械学習モデルのそれを上回るケースも少なくないため、それぞれの得失に応じて使い分けを判断するべきである。

今後の展開

様々なリスク要因に対して電力価格がどう変化するかという情報を高い精度で提供できるよう、予測精度の改善に加え、価格予測に有効な説明変数の探索を続け、その影響を示す。



- 1) ARIMAX と NN の結果は、それぞれ予測精度が最も高い (RMSE が最も低い) ものを掲載している。
- 2) RMSE (Root Mean Square Error) は各月の予測誤差の二乗を平均して平方根をとった値、MAPE (Mean Absolute Percentage Error) は絶対値で見た各月の予測誤差率の平均をとった値であり、予測精度を示す。

図 JEPX システムプライス月平均の予測結果

表 ARIMAX モデルの推定結果

	ピーク価格	オフピーク価格
想定限界電源の燃料価格	0.401 ***	0.509 ***
火力発電電力量	1.014 ***	0.333 *
原子力発電電力量	-0.008	
水力発電電力量	-0.022	
原子力・水力発電電力量		-0.273 ***
鉱工業生産指数		-0.219
冷暖房度		-0.006
月ダミー	あり	あり
1 次の自己回帰項		0.730 ***
1 次の移動平均項	-0.535 ***	-1.000
RMSE	1.036	0.957

- 1) ARIMAX モデルを適用した結果のうち、最も予測精度が高かったものを掲載している。
- 2) 想定限界電源の燃料価格は、冷暖房度で石油と LNG の CIF 価格を加重平均したものである。
- 3) 冷暖房度は、冷暖房度日を月の日数で除したものである。
- 4) 原子力・水力発電電力量は、原子力発電電力量と水力発電電力量の合計を表す。
- 5) 月ダミーの推定係数は、月別に示すと煩雑になるため、省略する。
- 6) 1 次の自己回帰項と 1 次の移動平均項は、前期の価格変化と今期の価格変化の関係を示す。
- 7) * は有意水準 10% (***) は 1% で統計的に有意であることを示す。

注1) 自己回帰和分移動平均 (AutoRegressive Integrated Moving Average, ARIMA) に外生変数 (eXogenous variables) を追加したモデル。

注2) ニューラルネットワーク (Neural Network, NN) モデルのうち、単一隠れ層フィードフォワード型 NN を採用した。

注3) 1日 48 コマのシステムプライスを 1 時間ごとに平均して 24 のシステムプライスにまとめ、1 日のうち高い方から 3 時間分の価格をピーク価格、それ以外の価格をオフピーク価格と定義して、それぞれの月平均値を予測する。

関連報告書：

[1]Y06006 「同時方程式モデルを用いた JEPX の電力取引動向の実証研究」(2007.03)

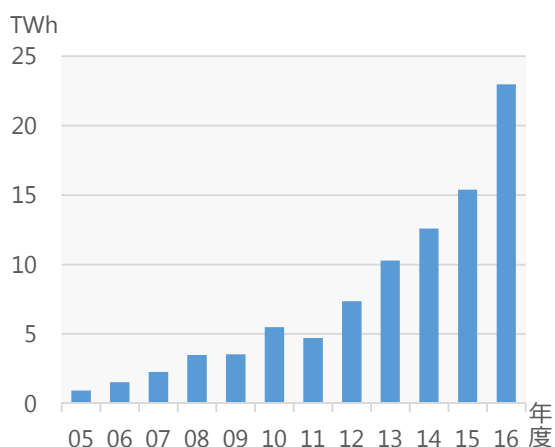
目 次

1. 序論	1
2. スポット市場価格予測の先行研究	1
2.1 価格予測研究の概観	2
2.2 長期予測の先行研究	6
2.3 JEPX における価格予測	8
3. 価格予測モデル	8
3.1 JEPX スポット市場価格の月次推移	8
3.2 ARIMAX モデル	10
3.3 単一隠れ層フィードフォワード型 NN モデル	11
3.4 価格以外の説明変数	12
3.5 予測精度の指標	13
4. 予測結果とモデルの特徴	14
4.1 予測結果	14
4.2 推定したモデルの妥当性	18
5. 結論と今後の課題	21
参考文献	22
付録 A NN モデルにおけるハイパーパラメータの設定	24
付録 B 4 分割交差検証	25

1. 序論

日本卸電力取引所（JEPX）のスポット市場における電力取引は、2005年4月の取引開始後、徐々に取引量を増加させてきた。2011年の東日本大震災以降、電力システム改革の進展に合わせて取引量はさらに増大し、2016年度には約定量の年度合計が20TWhを超えている（図1.1）。グロスビディングの実施や連系線利用ルールの見直し等に伴い¹⁾、取引量は今後さらに増大すると見られるが、市場取引の増大に伴い、事業者は、従来の内部取引や相対契約中心の電力取引に比べて、価格変動リスクに晒されることになる。そのような中での事業戦略策定には、将来の市場価格の予測が欠かせなくなる。特に、電源の新設や維持・廃止の選択には、長期にわたる将来収益の推計が必要であり、そのためには、卸電力価格の長期的な予測が重要となる。そこで本報告では、将来シナリオを想定したシミュレーション分析に用いる価格の長期予測モデルを構築するための準備として、JEPX スポット市場価格の予測モデルについて検討する。

電力スポット市場価格の予測は、国内外で既に多くの先行研究があり、様々なモデルを用いた分



出所) JEPX

図1.1 JEPX スポット市場における約定量推移

¹⁾ グロスビディングと連系線利用ルールの見直しにつ

析が行われているが、対象とする市場や予測期間によって、予測精度の高いモデルは異なっている。ただし、各期の市場価格はまったく独立に決まるのではなく、過去の価格に影響を受けると考えられる。そこで本報告では、過去の価格を明示的に考慮する時系列データ分析によるモデル予測を、2つの手法を用いてそれぞれ行い、両者の予測精度を比較する。後述するように、その一つは伝統的な統計的手法を用いるものであり、もう一つは、近年盛んに行われている機械学習を用いたモデルである。次章では、まず、卸電力価格予測モデルの先行研究を概観し、それらの手法を解説する。その上で、JEPX スポット市場価格の特徴を踏まえて採用する予測モデルについて、3章で紹介する。4章では予測結果を示すとともに、予測精度と経済学における想定との整合性の観点から検証を行う。5章では結論をまとめ、今後の課題を述べる。また、今後の課題のいくつかについて検討した結果について、付録で簡単に取り上げることにする。

2. スポット市場価格予測の先行研究

卸電力市場価格の予測は、電力自由化の進展に伴い、特に2000年代以降、各国で行われるようになってきた。そのため、歴史は浅いものの、近年非常に精力的に研究が行われている。そこで本章では、それらの先行研究で用いられている予測モデルについて、Weron (2014) を参考に概観する。その後、数は少ないが、1年以上先までの予測を行った先行研究に特化してより詳しく見ていく。さらに、本報告が対象とする JEPX の価格予測を行った先行研究についてもまとめる。

いては、服部 (2017) を参照されたい。

2.1 価格予測研究の概観

卸電力価格予測が学術研究のテーマとして注目されるようになったのは、2000年代に入ってからである。直近の2016年までを対象に、価格予測モデルの学術論文について包括的調査を行った Nowotarski and Weron (2016) によると、300程度の学術誌掲載論文 (journal articles) が存在し (2016年8月時点)、その予測モデルは多岐にわたる。そこで本節では、主たるモデルを対象とする近年の調査研究である Weron (2014) に依拠して、先行研究での卸価格予測モデルについて概観する。Weron (2014) は、電力価格の分析・予測モデルを図2.1の5つに分類しているため²⁾、以下ではその分類ごとに見ていく。

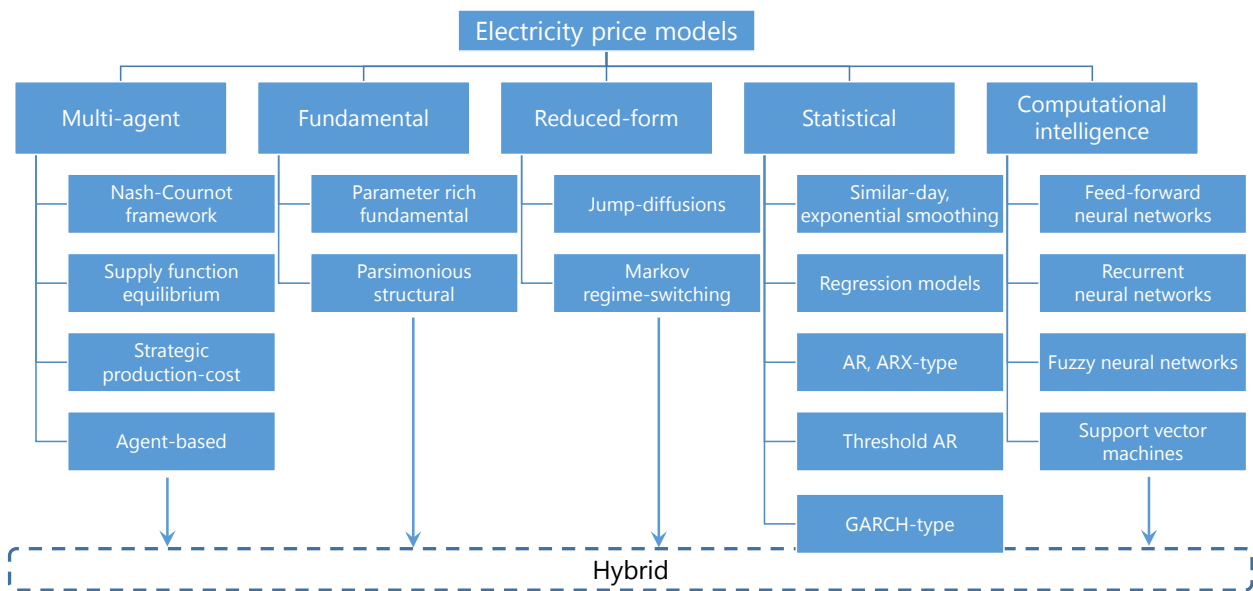
2.1.1 Multi-agent モデル

Multi-agent モデルは、多様な主体 (例えば、発

電ユニットや事業者) が相互に影響し合う市場環境における電力取引システムの運用シミュレーションを行い、市場における需給の一致点として価格が形成されるプロセスを構築する。ただしこのモデルは、価格予測よりも、市場支配力の有無についての判断で用いられることが一般的であり、本報告の目的から乖離している。

2.1.2 Fundamental モデル

Fundamental モデルは、卸電力価格が物理的・経済的要因といった基礎的要因によって決定されると仮定し、卸電力価格とこれら基礎的要因の関係をモデル化するものである。説明変数として用いる需要や気象条件等の基礎的要因間の関係に前提を置き、予測を行う³⁾。このモデルにおいては、2つの課題が指摘されている。第一は、データの入手可能性であり、各電源の容量、発電費用、需要のパターン、送電容量等のデータが分析に利用



出所) Weron (2014)

図 2.1 電力価格モデルの分類

²⁾ 図 2.1 の分類法は唯一絶対的なものではないが、当該分野におけるモデルの概観には有用であると考えられるため、本報告でもこの分類に基づいて説明する。

³⁾ なお、Weron (2014) では、基礎的要因が需給にもたらす影響の複雑さで、Fundamental モデルを Parameter rich

(複雑なモデル) と Parsimonious (単純なモデル) に分けている。次節で紹介する Vehviläinen and Pyykkönen (2005) の予測モデルは、Parameter rich の Fundamental モデルに分類されている。

できるかがモデル構築の際の制約となる。第二は、説明変数として用いる基礎的要因自体の確率的変動をどう考慮するかという点である。このモデルは、市場における基礎的要因間の関係性に前提を置くため、その前提からの逸脱によって予測価格は大きく影響されることになる。このため、モデル化に伴うリスクは大きいとされる。

2.1.3 Reduced-form モデル

電力のスポット市場価格は、ボラティリティの変化やボラティリティ・クラスタリング、スパイクといった特性をもつことが知られている⁴⁾。Reduced-form モデルは、価格予測の正確さよりも、デリバティブの評価やリスク管理のために、上記のような電力価格の特性を明らかにすることを主たる目的としている。代表的なモデルとしては、ジャンプ拡散 (jump-diffusion、JD) モデルとマルコフレジームスイッチング (Markov regime-switching、MRS) モデルが挙げられる。JD モデルは平均回帰モデルに価格のジャンプ過程を加えたものであり、電力価格のスパイクを考慮したモデルである。それに対して MRS モデルは、状態遷移確率に基づいて切り替わる異なる状態 (レジーム) に応じてパラメータが変化するモデルであり、JD モデルでは表現できない継続した価格のスパイクを表現することができる。しかし、これらのモデルは価格のボラティリティやスパイクの予測を目的としており、価格水準の予測精度で見たモデルのパフォーマンスは決して良いものとは言えない。

2.1.4 Statistical モデル

Statistical モデルは、過去の価格、ないしは電力消費や発電、気象に関する変数といった過去・現在の外生変数、またはその両方を用いて価格を予測する。このモデルには、曜日や気象条件等が近い過去の実績を予測値に用いる手法 (similar-day) や、過去の実績値と予測値の加重平均を用いて次期の予測値を導出する手法 (exponential smoothing) といった非常に単純な予測モデルの他⁵⁾、価格に影響しうる様々な外生変数に基づく重回帰分析⁶⁾、自己回帰 (AutoRegressive、AR) 型モデル、価格の分散不均一性を考慮したモデルが挙げられる。AR 型モデルには、単に過去の価格のみ考慮する AR モデルだけでなく、過去のノイズを考慮する移動平均 (Moving Average、MA) 項を加えた自己回帰移動平均 (AutoRegressive Moving Average、ARMA) モデル、ARMA モデルで、データについて階差をとる自己回帰和分移動平均 (AutoRegressive Integrated Moving Average、ARIMA) モデル⁷⁾、状態変化を考慮する閾値自己回帰 (Threshold AutoRegressive、TAR) モデル⁸⁾、これらに様々な外生変数 (eXogenous variables) を説明変数として追加する ARX (ARMAX、ARIMAX、TARX) モデルが含まれる。また、これらの AR 型モデルでは、価格変動の大きさが均一であることを前提とするが、変動の大きさが時期によって変化する分散不均一性を考慮した、一般化分散自己回帰 (Generalized AutoRegressive Conditional Heteroskedasticity、GARCH) モデルによる予測も行われている⁹⁾。

Statistical モデルでは、過去の価格だけでなく

⁴⁾ これら電力価格の特性については、後藤・Karolyi (2004) を参照されたい。

⁵⁾ similar-day や exponential smoothing は、予測そのものに用いられるというよりも、予測のベンチマークとなるモデルである。

⁶⁾ 重回帰分析には、状態空間モデルも含まれる。

⁷⁾ 季節性を考慮した Seasonal ARIMA (SARIMA) モデルや、データの階差として、正整数 (1 階、2 階、...))

ではなく、実数をとる Fractional ARIMA (ARFIMA) モデルによる予測も行われている。

⁸⁾ MRS モデルも状態の変化を考慮するが、MRS モデルでは、状態は観察のできない潜在変数によって決まるのに対し、TAR モデルでは、観察される変数によって決まるという違いがある。

⁹⁾ GARCH モデルのみでの予測の他、AR 型モデルと組み合わせたモデルによる予測も行われている。

様々な外生変数を用いて予測を行うため、モデルそのものだけでなく、分析に用いるこれらの外生変数も予測精度を左右する。このため、どのようなデータを用いることができるかということも予測の制約となる。また、スパイクが発生する場合、過去の価格を用いるモデルでは、予測精度が悪くなる¹⁰⁾ことが指摘されている。

2.1.5 Computational intelligence モデル

Computational intelligence (CI) モデルは、一般に、機械学習と呼ばれる分野の手法を用いた予測モデルである。Weron (2014) も指摘するように、このモデルを定義することは困難であるが、Statistical モデル等の伝統的な手法では、効率的に解決することが困難である問題を解くために開発されてきた計算技術である。代表的なモデルとしては、ニューラルネットワーク (NN)、サポートベクターマシン (SVM¹¹⁾) 等が挙げられるが、各モデルの中でも多様な手法が存在する。さらにその内容も多岐にわたるため、網羅的に取り上げることは難しい。そこで、代表的なモデルの一つであり、本報告で予測に用いる NN モデルについて、その概念をまとめることとする。

図 2.2 は、NN モデルの中でも単純な、単一隠れ

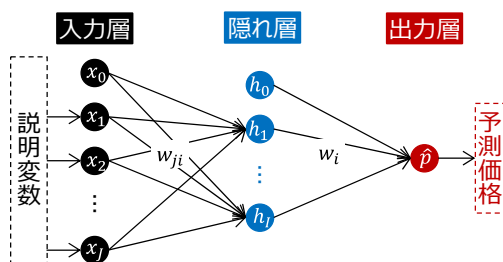


図 2.2 NN モデルの概念

¹⁰⁾ 価格以外の外生変数も考慮した Statistical モデルにおいても、同様の指摘がある。

¹¹⁾ 非線形変換によりデータを高次元空間に写像することで、単純な線形関数を用いて、線形識別境界を求める手法であり (Weron, 2014)、分類・回帰を主とするデータ解析方法である。詳細については、Hastie ほか (2014) の第 12 章等を参照されたい。

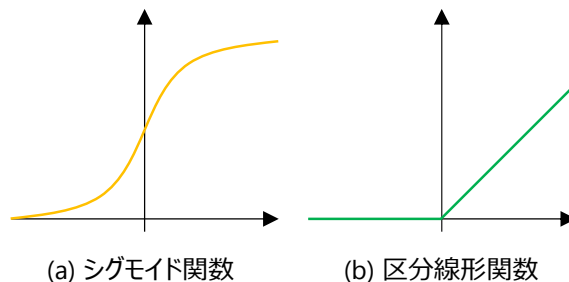


図 2.3 活性化関数の例

層フィードフォワード型 NN についての概念図であり、各説明変数と予測価格の関係の経路を描いたものである。説明変数 x_j ($j = 0, \dots, J$) の線形結合の関数によって特徴量 h_i ($i = 0, \dots, I$) が生成され、特徴量 h_i の線形結合の関数によって予測価格 \hat{p} が生成される。図 2.2 ではその関係を、説明変数の層 (入力層)、特徴量の層 (隠れ層)、予測価格の層 (出力層) の 3 層で示している。なお、この図では隠れ層の層数を 1 つにしているが、これは増減可能であり、層数が増えるほどモデルは複雑になる。最も単純なのは、隠れ層のない入力層と出力層のみの NN であり、これは線形回帰と同一である。変数間の関係はウェイト (w_{ji} , w_i) で表される。 w_{ji} は x_j と h_i の関係、 w_i は h_i と \hat{p} の関係の大きさを表す。このウェイトは特定の基準 (推定誤差など) を最小化するアルゴリズムを用いて決定される¹²⁾。隠れ層の各特徴量において、入力の加重和を出力に変換する関数は活性化関数と呼ばれ、シグモイド関数や区分線形関数を用いることが多い (図 2.3)。これらの関数は、入力の加重和がある閾値を超えると活性化 (特徴量が 0 から正の値になる) という関係を示している。

図 2.2 では、経路は左の層から右の層へ一方に向かう (図の矢印の方向) のみであるが、隠れ

¹²⁾ NN モデルの学習アルゴリズムとしては、勾配降下方 (NN モデルの文脈では逆伝播法と呼ばれる) を用いることが一般的である (Hastie ほか, 2014)。ただし、本報告の計算で用いるソフトウェア R の nnet 関数では、準ニュートン法の BFGS アルゴリズムを用いている。

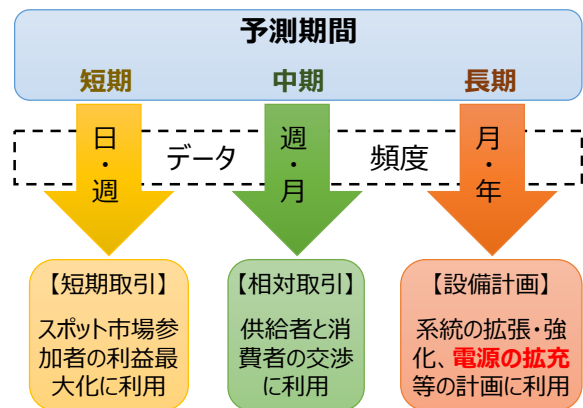
層や出力層から入力層へのフィードバックも考慮したモデルも存在する。図 2.2 のような一方方向のみのモデルをフィードフォワード型と呼ぶのに対し、フィードバックを考慮したモデルはリカレント型と呼ばれる。リカレント型の NN による価格予測も行われているものの、価格予測においては、フィードフォワード型の方が一般的である (Weron, 2014)。

以上のような NN モデルをはじめとする CI モデルを用いることの利点は、変数間の複雑な関係や非線形関係を扱うことのできる柔軟性にある。しかし、価格の複雑な挙動に対応できるモデルであっても、それが必ずしも予測精度を高めるとは限らない。また、以上で説明したのは単純な NN モデルではあるが、より複雑なモデルも含め、CI モデルは多岐にわたり、最適解を見つけるために、どのモデルを用いればよいかを決めることは非常に難しい。さらに、非常に単純な上記の NN モデルでさえ、Statistical モデル等に比べると複雑であり、説明変数と価格の関係を明示することは難しい (ブラックボックス化しやすい) といった問題もある。

2.1.6 先行研究の傾向

以上、Weron (2014) の分類に基づき、5 つのモデルを概観してきた。このように手法は多岐にわたるが、AR 型モデルに代表される Statistical モデルによる予測と、NN を中心とする CI モデルによる予測が主流となっている。また、図 2.1 にあるように、これらのモデルは、それぞれ独立に用いられるだけでなく、例えば、説明変数の予測に Statistical モデルを使い、その予測値を用いて、CI モデルで価格予測を行うというように、組み合わせられて用いられることもある (Hybrid)。

Weron (2014) が調査対象とした多くの先行研究は、向こう 1 時間から翌日という短期の価格予測を行っており、1 年以上先までの長期予測はほとんど見られない。他方、発電事業における電源の



出所) Singh and Mohanty (2015) に基づいて作成

図 2.4 電力価格予測の期間と用途

新設や維持・廃止のように、長期的な時間軸での意思決定には、それに見合う長期の価格予測が必要となる (図 2.4)。しかしながら、1 年よりも長い期間の価格予測を行う先行研究は、時系列データ分析では例外的に存在するのみであり、現状、長期の意思決定に資するものにはなっていない。この一つの理由として、自由化の進んでいる諸外国には流動性の高い先物市場が存在しており、2~3 年先までの価格指標が既に存在していることが挙げられる。また、より長期の予測となると、制度変更や技術革新等の様々な要因が影響するため、予測精度が下がるということも大きな理由であろう。確かに、例えば 10 年先までの価格を正確に予測することはほとんど不可能に近いと考えられる。しかし、高い精度で数年先までの価格を予測できれば、それは長期的な価格の挙動を適切にモデル化できている証左であろうし、電源投資等の長期的な事業計画に先立って長期の価格想定を行う場合に、様々な変数と価格水準の関係が把握できていれば、それらの変数をリスク要因として捉え、シナリオプランニング等に活かすことができる。そこで本報告では、1 年以上先までの価格予測を行う先行研究に注目し、別途調査を行う。

さらに、文献調査から得られる一つの知見として、対象とする市場によって、予測精度が高くなるモデルは異なるということが言える。つまり、

表 2.1 予測期間を1年として精度検証を行う卸電力価格の月平均予測についての先行研究概要

文献	卸電力取引所	予測期間	予測モデル
Vehviläinen & Pyykkönen (2005)	Nord Pool	2001.01-2001.12	Fundamental (Parameter rich)
Torghaban et al. (2010)	Nord Pool	2009.01-2009.12	Statistical (AR, ARX)
Torbaghan (2010)	Nord Pool	2009.01-2009.12	Statistical (ARX) 、
	Ontario	2009.11-2010.10	CI (SVM, RBFNN 注1)、WKNN 注2)
Ortiz et al. (2016)	MIBEL	2011.01-2011.12、 2012.01-2012.12	CI (NN 注3)

注 1) NN モデルの活性化関数として、放射基底関数 (Radial Basis Function) を用いたものである。

注 2) 重み付き k 近傍法 (Weighted k -Nearest Neighbor algorithm)。

注 3) 最終的に卸電力価格を予測するモデルは NN であるが、その前段階として、ガス価格を予測するモデルでは AR モデルを用いている。

すべての市場に一様に適用できる価格予測の普遍的な手法はない。したがって、諸外国における卸電力価格予測の文献に加え、日本の卸電力取引所である JEPX において、これまでどのような予測が行われてきたのかを把握しておくことも重要であると考えられる。そこで、JEPX の価格予測を行った先行研究についても、別途まとめる。

2.2 長期予測の先行研究

Weron (2014) の調査は、学術誌掲載論文を中心としたものであるが、調査期間を直近まで延ばしても、1年以上の長期予測を行った先行研究はほとんど見当たらない¹³⁾。ただし、検索対象を学術文献一般まで広げると、いくつか存在する。しかし、それでも予測期間は1年先までとするものが大半であるが、例外として、5年先までの月次価格の予測について、予測精度の検証まで行っている Leeuwendal (2013) がある。そこで本節では、まず1年先までの価格予測を行った先行研究についてまとめ、最後に、Leeuwendal (2013) について取

り上げる。

2.2.1 予測期間を1年とする先行研究

電源投資の意思決定に資する長期の電力価格予測という点では、図 2.4 にもあるように、日々の価格の変化というよりは、月次や年次単位での価格水準の動向を予測することが重要となる。そこで、以下では、月次データに基づく予測について取り上げる¹⁴⁾。

表 2.1 は、該当する先行研究の概要をまとめたものである。Vehviläinen and Pyykkönen (2005) (以下、VP (2005) とする) は Nord Pool、Torghaban et al. (2010)¹⁵⁾ (以下、TZT (2010) とする) は Nord Pool、Torbaghan (2010) は Nord Pool とカナダのオンタリオ州卸電力取引所、Ortiz et al. (2016) (以下、OUAM (2016) とする) は MIBEL¹⁶⁾における卸電力価格の予測を行っている。VP (2005) と OUAM (2016) は各々単一の手法で予測を行っているが、TZT (2010) は2つ¹⁷⁾、Torbaghan (2010) は4つの手法について比較検討している点に特徴がある。これらの予測で用いられたモデルの多くは Statistical

¹³⁾ Vehviläinen and Pyykkönen (2005) と Ortiz et al. (2016) は数少ない例外である。また、長期予測という点では、Hamm and Borison (2006) と Kossov (2014) も存在するが、前者は予測精度の検証は行っておらず、後者は卸電力価格ではなく、電気料金についての年次予測であるため、以下では検討の対象としない。

¹⁴⁾ 予測期間が1年であるため、年次単位ではなく、月次単位の予測を取り上げる。なお、以下の先行研究で用いられている月次価格は、スポット市場価格の月平

均値である。

¹⁵⁾ TZT (2010) の筆頭著者は Torbaghan (2010) の著者であると思われるが、論文に記載されている著者名が異なっているため、その通りに表記している。

¹⁶⁾ MIBEL は Iberian Electricity Market であるが、Ortiz et al. (2016) ではスペインの電力市場と記載されている。

¹⁷⁾ TZT (2010) では、4つの手法の予測精度について結果が記載されているが、主に取り上げられているのは2つの手法であるため、本報告では2つとする。

モデルと CI モデルであるが、Fundamental モデルによる予測も行われている。

Fundamental モデルを用いた VP (2005) は、気象データ等に基づいて電力の需給構造を推定し、需給均衡価格として、2001年の市場価格を予測している。TZT (2010) は、2つのモデル (ARX、AR) で 2009年の市場価格を予測し、予測精度を比較している。ARX では前期の価格に加えて、貯水量の月次変化、月の非労働日数、トレンド、月ダミー変数等が用いられ、AR では最長 18ヶ月前までの過去の価格が考慮されている。Torbaghan (2010) は、市場価格を 4つのモデル (ARX¹⁸⁾、SVM、放射基底関数 NN、重み付き k 近傍法) で予測し、予測精度を比較している。説明変数としては、前月価格、月の非労働日数、ガス価格、月ダミー変数、気温等が用いられ、Nord Pool 市場価格については 2009年、オンタリオ州電力市場価格については 2009年 11月から 2010年 10月が予測期間となっている。OUAM (2016) は、NN モデルにより過去のデータから電力需要を予測、AR モデルにより過去のデータからガス価格を予測し、過去の電力価格にこの予測電力需要と予測ガス価格を加えて、NN モデルにより 2011年と 2012年の市場価格を予測している。

2.2.2 予測期間が 1 年超の先行研究— Leeuwendal (2013)

以上の先行研究は、長期予測とはいえ、その予測期間は向こう 1年間にとどまる。さらに長期の予測となると、先行研究はほとんど存在しないが、文献調査を行った中で唯一、Nord Pool の市場価

格について約 5年間の予測を行い、予測精度の検証を行っているのが Leeuwendal (2013) である。

当該文献は、ノルウェーとスウェーデンにおける再生可能エネルギー電源のプロジェクトファイナンスに資する価格情報を形成するために、月次単位で 15年先までの市場価格予測を行うことを目的としている¹⁹⁾。その予測モデルの構築過程において、Statistical モデルにより²⁰⁾、2000年から 2007年のデータを用いて、2008年 1月から 2012年 10月の 4年 10ヶ月間の月次市場価格を予測し、実際の価格と比較して、モデルの予測精度を検証している。説明変数としては、2期前までの価格に加え、石油価格、電力需要、域外からの純供給量等を用いている²¹⁾。その結果、最も予測精度の高いモデルにおける予測誤差は期間平均で 18%程度となっている²²⁾。

先行研究ごとに予測精度の高いモデルとして選択されるものが異なることからわかるように、すべての市場や予測期間の長さに対して、一様に適用できる予測の普遍的な手法はない。したがって、予測モデルを構築する際には、複数モデルの比較は欠かせない。しかし、予測期間の長さが異なればその精度が異なることは当然のこととしても、選択される説明変数や予測に用いるデータ期間の違いによっても予測精度は異なるため、異なる文献間の予測精度を比較するだけでは不十分である。ゆえに、TZT (2010) や Torbaghan (2010)、Leeuwendal (2013) のように、同一データ、同一予測期間におけるモデル間の予測精度比較を行うことは、予測モデルの構築上、非常に重要である。

¹⁸⁾ Torbaghan (2010) では線形回帰と記述されているが、Weron (2014) の分類では、ARX に該当する。

¹⁹⁾ 15年先までの予測においては、複数のシナリオを設定して、各々のシナリオ内で説明変数の値を仮定し、その値に基づいて価格予測を行っている。

²⁰⁾ Statistical モデルのうち、ARMAX モデルと EGARCH モデル (価格変動の非対称性を考慮する Exponential GARCH モデル) による予測を行っている。なお、単

位根検定により、2000年から 2012年までの Nord Pool スポット市場価格 (月平均) には単位根がないことを確認しており、本報告で扱うような階差系列による分析は行われていない。

²¹⁾ その他、最終的に選択されたモデルには含まれていないが、石炭価格、ガス価格、隣接する市場の価格、貯水量も説明変数として検討されている。

²²⁾ これは後述する MAPE の値である。

2.3 JEPX における価格予測

すべての市場に対して一様に適用できる予測モデルがないことから、本報告で対象とする JEPX のスポット市場価格について、どのようなモデルによる予測が行われてきたかを把握することも必要になると考えられる。しかし、JEPX において取引が開始されたのは 2005 年 4 月であり、その歴史は 13 年に満たない。したがって、価格予測という点では、研究の蓄積は十分ではなく、文献調査を行った限りにおいては、月平均価格を用いて 1 年以上の予測期間を設定する研究は行われていない。大半の先行研究は翌日から 1 ヶ月先までの価格予測である。

採用されているモデルは、Statistical モデルと CI モデルが多い。Statistical モデルでは、西川 (2007) が 7 日周期の SARIMA モデルによって、2006 年 6 月 4 日から 28 日を対象に、翌日の価格予測を行っている (予測期間は 1 日)。大藤・兼本 (2008) では、状態空間モデルを用いて、2006 年 9 月 1 日から 29 日の 15:00-15:30 の時間帯の価格を予測し (予測期間は約 1 ヶ月)、ARX モデル、ARCH モデル²³⁾との予測精度比較を行っている。本田ほか (2009) では、ARX モデルを用いて²⁴⁾、2008 年 4 月から 5 月を対象に、1 週間後の価格予測を行っている²⁵⁾ (予測期間は 1 週間)。中嶋ほか (2012) では、7 日周期の SARIMA・SARIMAX モデルによって、2006 年 1 月 2 日から 2011 年 9 月 15 日の中からピックアップした 31 の期間の予測を行っている (予測期間はいずれも 1 週間)。

CI モデルとしては、Ohta et al. (2006) と谷・横山 (2007) が NN モデルによる予測を行っている。Ohta et al. (2006) は、2005 年 8 月 1 日から 8 月 31

日を対象に、まず翌日の最大電力需要を予測し、その需要を用いて翌日のピーク価格を予測するという 2 段階の予測を、いずれも NN モデルで行っている (予測期間は 1 日)。谷・横山 (2007) は、2006 年 10 月 16 日から 10 月 22 日を対象に、まず翌日の最大電力需要を予測し、その需要を用いて翌日のピーク時・昼間・平均の価格を予測し、それらの価格を用いて翌日の 24 時間別の価格を予測するという 3 段階の予測を、いずれも NN モデルで行っている (予測期間は 1 日)。

3. 価格予測モデル

これまで見てきたように、卸電力市場価格の予測研究において用いられてきたモデルは多岐にわたり、その数も多い。その中でも、Statistical モデルと CI モデルによる研究が相対的に多く行われている。これは、諸外国における研究と JEPX を対象とした研究で共通している。ただし、1 年以上の長期予測においては、研究の蓄積が少なく、数年以上先までの価格予測については、ほとんど行われていない。そこで本報告では、予測期間を 3 年間に設定し、JEPX のスポット市場価格の月平均値について、Statistical モデルと CI モデルによる予測を行い、その精度を比較する。

3.1 JEPX スポット市場価格の月次推移

モデルの説明に入る前に、本報告で予測の対象とする JEPX スポット市場におけるシステムプライスの推移について見る。なお、月平均価格の予測を行う先行研究では、システムプライスの平均値を用いているが、電力価格は時間帯別の変動が

²³⁾ 分散不均一を考慮した分散自己回帰 (AutoRegressive Conditional Heteroskedasticity) モデルであり、2.1.4 項で説明した GARCH モデルは、ARCH モデルを拡張したものである。

²⁴⁾ 本田ほか (2009) では重回帰分析と述べられているが、

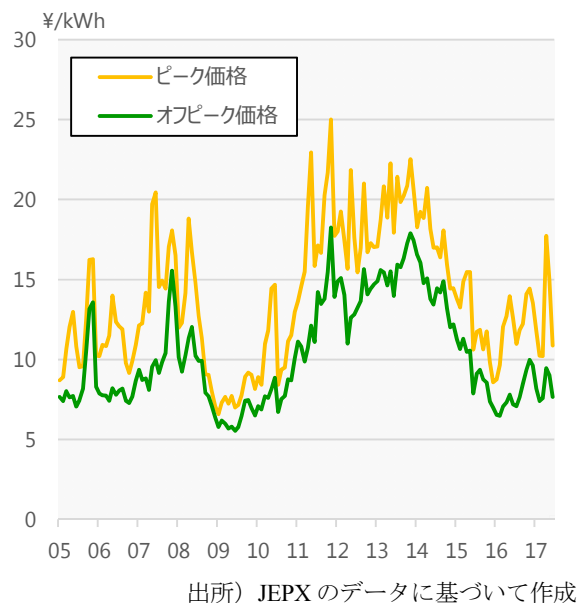
1 週間前の価格を予測に用いているため、Weron (2014) の分類では、ARX モデルに該当する。

²⁵⁾ 1 週間先の同じ曜日の価格予測を行っているという点で、日次というよりは、週次データによる分析と見ることができるだろう。

大きく、特にピーク時間の価格はそれ以外の時間に比べて大きく変動すると考えられるため、ピーク価格とそれ以外（オフピーク価格とする）で分けて考えることとする。本報告では、1日48コマのシステムプライスを1時間ごとに平均して24のシステムプライスにまとめ、そのうち高い方から3時間分の価格をピーク価格と定義する。これは、電力価格のピーク時間帯は季節によって異なるという理由に加えて、近年では太陽光発電の導入増加により、必ずしもピークが昼間時間帯に発生するとは限らなくなってきたため、特定の時間帯をピーク時間帯とするのではなく、価格水準からピークを定義することとした。ゆえに以下では、ピーク価格とオフピーク価格の月平均値をそれぞれ見ていくこととする。

図3.1はピーク価格とオフピーク価格の月平均値について、2005年4月から2017年9月までの推移を示したものである。全期間を通じての推移傾向は両者とも同様であるが、変動はピーク価格の方が明らかに大きい。また、単位根検定の結果、両方の価格とも単位根の存在は棄却されなかった²⁶⁾。つまり、月平均価格データは非定常である²⁷⁾。そこで、対数化、1次階差、対数1次階差の3つの変換を試みたところ、対数系列では単位根の存在は棄却されなかったものの、1次階差系列と対数1次階差系列では、有意水準1%で単位根の存在が棄却された。

時系列データの場合、過去のデータと関連している可能性があるため、(偏)自己相関係数を見たのが図3.2と図3.3である。図3.2はピーク価格、図3.3はオフピーク価格のものであり、それぞれ



出所) JEPX のデータに基づいて作成
**図 3.1 JEPX システムプライスの月平均推移
(ピーク価格・オフピーク価格)**

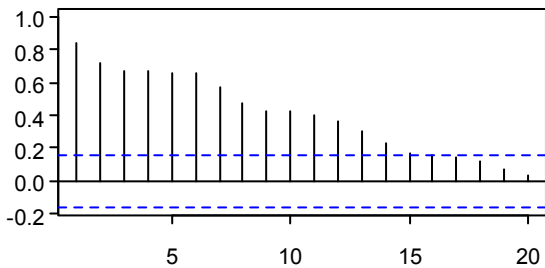
(a) は原系列の自己相関係数、(b) は原系列の偏自己相関係数²⁸⁾、(c) は1次階差系列の自己相関係数、(d) は1次階差系列の偏自己相関係数である。対数系列、対数1次階差系列についても確認したが、特徴は原系列、1次階差系列とほとんど変わらないため、割愛する。図の破線の範囲は、95%信頼区間である。これを見ると、いくらかの違いはあるものの、基本的には、ピーク・オフピークともに、原系列の自己相関は徐々に減衰していき、偏自己相関係数は1次のみが有意となっている。したがって、価格の月平均値は、AR(1)モデルの特徴を示している(沖本, 2010)。次に、階差系列を見ると、ピーク価格においては、2次と3次で若干、6次で強く自己相関があり、これらの回数については、偏自己相関も有意である²⁹⁾。他方で、オフピーク価格については、自己相関も偏自己相

²⁶⁾ 単位根検定としては、Augmented Dicky-Fuller 検定と Phillips-Perron 検定を行った。

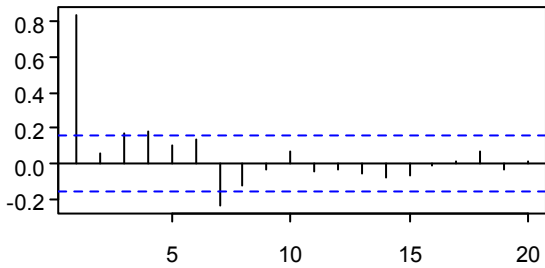
²⁷⁾ データの平均や分散、自己相関が時点によらず一定であるとき、そのデータは(弱)定常過程に従うと言われる。そのため、データが定常であれば、得られるデータでの平均や分散を、特定の時点での平均や分散の推定量とみなすことができる。なお、1階の差分系列が定常過程に従う非定常過程のことを単位根過程と呼ぶ。

²⁸⁾ 仮に、 t 期の価格に影響をもつ過去の価格が $t-1$ 期の価格だけであったとしても、 t 期の価格と $t-k$ 期($k \geq 2$)の価格との自己相関係数はゼロにはならない。これは、 $t-k+1$ 期の価格は $t-k$ 期の価格の影響を受けるためであり、間の期間の価格を通じて $t-k$ 期の価格が t 期の価格に影響するためである。この間の期間の価格を通じた影響を取り除いて、 t 期の価格と $t-k$ 期の価格の直接の相関を見るものが偏自己相関係数である。

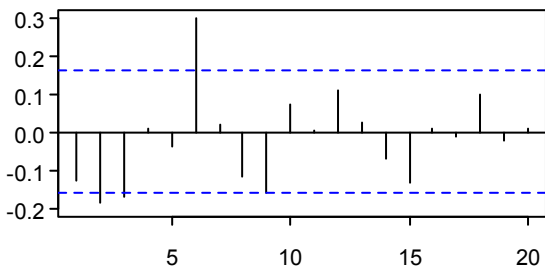
²⁹⁾ 偏自己相関係数については5次も有意である。



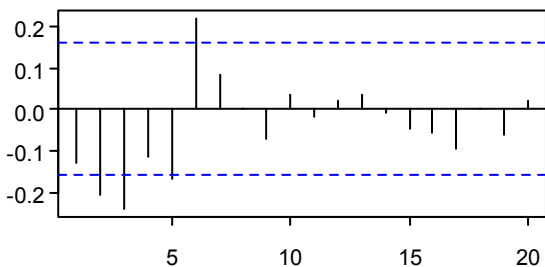
(a) 原系列の自己相関係数



(b) 原系列の偏自己相関係数



(c) 階差系列の自己相関係数



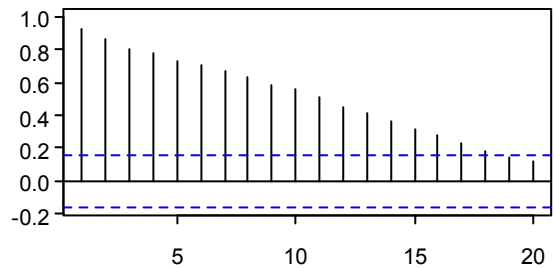
(d) 階差系列の偏自己相関係数

注) 横軸はラグ数、破線の範囲は95%信頼区間を表す。

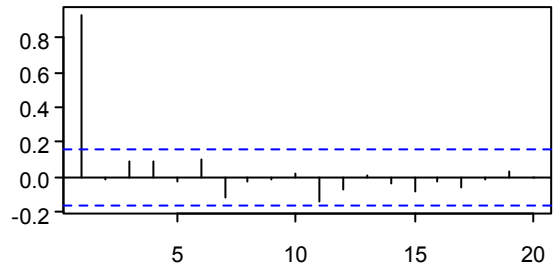
図 3.2 ピーク価格の自己相関係数・偏自己相関係数

関も見られない。

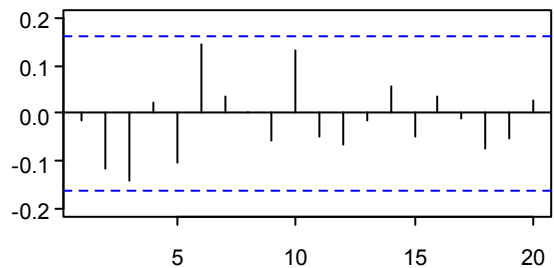
以上、スポット市場価格の月平均推移について、ピーク価格とオフピーク価格に分けてその特徴を見てきたが、どちらも非定常であり、モデルの取り扱いには注意を要する。また、原系列についてはピーク価格・オフピーク価格とも自己相関が見られ、ピーク価格については、階差系列についても自己相関が見られた。ゆえに、予測モデルを構築する際には、自己相関の影響を踏まえたモデル



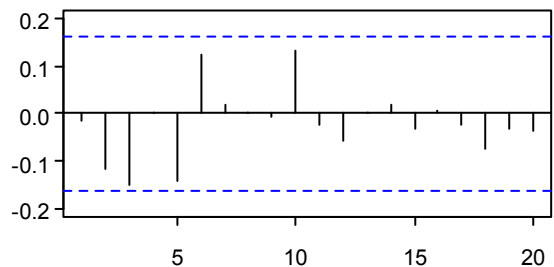
(a) 原系列の自己相関係数



(b) 原系列の偏自己相関係数



(c) 階差系列の自己相関係数



(d) 階差系列の偏自己相関係数

注) 横軸はラグ数、破線の範囲は95%信頼区間を表す。

図 3.3 オフピーク価格の自己相関係数・偏自己相関係数

化が必要となると考えられる。

3.2 ARIMAX モデル

Statistical モデルとしては、ARIMA モデルに価格以外の説明変数を加えた ARIMAX モデルを用いる。前節で見たように、JEPX スポット市場価格の月平均値は、ピーク価格・オフピーク価格とも単位根が存在するため、データ系列の階差をと

る ARIMA モデルを採用する。なお、推定係数の解釈を容易にするため、すべての変数を対数化してから階差をとる場合を中心に検討するが、比較のため、対数化せずに階差をとる場合についても検討する。

また、追加の説明変数を考慮するため、沖本 (2010, pp.47-49) で説明されているような (偏) 自己相関の特徴のみを見て、AR と MA の次数を決めることは難しいと考えられる。この場合、AIC (Akaike Information Criterion) や SIC (Schwarz Information Criterion) といった情報量基準を用いてモデル選択を行うことが一般的である。情報量基準とは、「最尤法の推定結果を基に最適なモデルを選択する客観的な基準」(沖本, 2010 : p.49) であり、推定に用いる学習期間のデータに対する当てはまりと、モデルが複雑になることに対するペナルティの 2 つの部分によって構成される。価格予測を行う場合、モデルの学習期間とは異なる期間の価格について予測する必要があるものの、学習期間のデータ (in-sample data) に対するモデルの当てはまりを良くしても、予測期間の価格 (out-of-sample data) の予測精度が高くなるとは限らない。一般に、学習期間の誤差 (学習誤差) は、モデルを複雑にするほど小さくなる。他方で、予測期間の誤差 (汎化誤差) は、モデルが複雑になるにつれてはじめは低下するが、複雑になりすぎると逆に上昇することになる。これは過学習 (over fitting) の問題として知られており、AIC や SIC では、学習誤差を一定とすれば、モデルが複雑になるほどペナルティが課されるため、これらの情報量基準に基づいてモデルを選択することで、モデルが複雑になり過ぎて過学習が生じることを抑制できる。しかし、基準として学習誤差を

用いていることには変わらないため、本報告では、利用可能なデータを学習期間と予測期間にあらかじめ分け、前者でモデルを推定し、そのモデルを使って後者の卸電力価格を予測する。この予測価格を予測期間の実際の価格と比較して、モデルの予測精度を検証する³⁰⁾。

本報告で採用する ARIMAX モデルは以下の式で表される。

$$\Delta p_t = \sum_r \phi_r \Delta p_{t-r} + \sum_j \beta_j \Delta x_{jt} + \varepsilon_t + \sum_s \theta_s \varepsilon_{t-s} \quad (1)$$

ここで、 Δp_t は t 期の卸電力価格 (ないしはその対数) の 1 次階差、 Δx_{jt} は t 期の価格以外の説明変数 (ないしはその対数) の 1 次階差³¹⁾、 ε_t は t 期のホワイトノイズを表す。 ϕ_r 、 β_j 、 θ_s は推定する係数である。右辺第 1 項が AR 項、第 4 項が MA 項を表す。AR 項の次数 r と MA 項の次数 s については、最大で 2 期 ($r = s = 2$) まで考慮する³²⁾。価格以外の説明変数については、3.4 節で説明する。

3.3 単一隠れ層フィードフォワード型 NN モデル

CI モデルとしては、2.1.5 項において説明した、単一隠れ層のフィードフォワード型 NN モデルを用いる。先行研究には、隠れ層を複数にしたり、活性化関数として、シグモイド関数ではなく放射基底関数 (Radial Basis Function) を用いた RBFNN を用いたりするなど、より複雑なモデルが見られるものの、先述のように、モデルを複雑にしても予測精度が必ずしも改善するとは限らない。また、モデルが複雑になるほど、内部の構造が不明瞭になり、ブラックボックス化しやすくなる。そこで、

³⁰⁾ これは、卸電力価格予測において、一般的に採用される手法である。

³¹⁾ j は説明変数の番号を表すが、特定の説明変数を示すものではなく、あくまでも一般的な表記である。

³²⁾ 図 3.2 を見ると、ピーク価格については 6 次まで考慮

すべきかもしれないが、AR 項と MA 項に加えて他の説明変数についても複数の組み合わせを検討することから、分析が煩雑になりすぎるのを避けるため、本報告では 2 次までを考慮することとした。

NN モデルの中では、相対的に単純なモデルである単一隠れ層フィードフォワード型 NN モデルを用いて、各説明変数と価格の関係の可視化を試みる。具体的には、隠れ層において特徴量 h_i を計算するユニットの数を 5 に固定する³³⁾ ($i = 1, 2, 3, 4, 5$)。なお、当該モデルにおいても、階差系列を対象とした分析を行い、変数を対数化する場合としない場合の両方について検討する。

本報告で採用する単一隠れ層フィードフォワード型 NN モデルは以下の式で表される。

$$\Delta p_t = w_0 + \sum_i w_i h_{it} + \varepsilon_t$$

where

$$h_{it} = \left\{ 1 + \exp \left[- \left(w_{0i} + \sum_j w_{ji} \Delta x_{jt} \right) \right] \right\}^{-1} \quad (2)$$

Δp_t と ε_t については ARIMAX と同様であるが、 Δx_{jt} には AR 項も含めた説明変数が入る。 w_0 、 w_i 、 w_{0i} 、 w_{ji} は図 2.2 のウェイトであり、推定によって求める値である。ARIMAX と同様、AR の次数については 2 次までを考慮する³⁴⁾。

3.4 価格以外の説明変数

スポット市場のシステムプライスは、市場参加者の入札に基づく需要曲線と供給曲線の交点で決

まる。しかし、各参加者の入札価格と入札量のデータは公開されていないため、両曲線を直接推定することは困難である³⁵⁾。そこで本報告では、(1) 式と (2) 式のように、両者を連立させて解いた誘導型モデルを前提として、電力需給に関連する要因として、表 3.1 に挙げた説明変数について検討する。

説明変数は、燃料価格、電源構成、景気要因、気象要因、カレンダー要因に分類される。燃料価格としては、石油価格 (oil) か、oil と LNG 価格を後述の冷暖房度をウェイトにして加重平均して求めた、想定限界電源の燃料価格 (marfuel) を用いる³⁶⁾。市場価格は限界電源の入札価格に応じて決まるが、限界電源は需給の状況によって変化するため、冷暖房度が高い月ほど需給が逼迫し、石油火力が限界電源になりやすいと仮定し、marfuel を設定している。つまり、冷暖房度が高い月ほど oil に、低い月ほど LNG 価格に近くなる。電源構成 (thermal・nuclear・hydro・nuchyd) は、電力調査統計の全国値を用いているため³⁷⁾、必ずしも JEPX に入札される電源の構成とは一致しないが、代理変数として採用している。なお、電源構成は価格の決定要因ではなく、価格と同時に決定される、ないしは価格に応じて決まると考えら

³³⁾ NN モデルの計算に用いる R の nnet 関数では、切片項 (図 2.2 の h_0) を除いたユニット数 (size) と最適化計算の際のウェイト ((2) 式の w_0 、 w_i 、 w_{0i} 、 w_{ji}) の変化量を制約するパラメータ (decay) をあらかじめ設定する必要がある (これらはハイパーパラメータと呼ばれる)。本来であれば、様々な組み合わせから、予測精度を踏まえて選択すべきであるが、計算量が膨大になるため、本報告では size = 5、decay = 0.01 と固定している。これらのハイパーパラメータの違いがもたらす影響については、付録 A を参照されたい。

³⁴⁾ 非線形回帰である NN モデルの結果は初期値に依存するため、本報告では、初期値をランダムに変えて 50,000 回の試行を行い、最も予測精度の高い結果を採用する。

³⁵⁾ 山口 (2007) では、JEPX で公表されている約定量、売りと買いの入札総量に加え、その他の電力需給要因を示す外生変数として、燃料価格、季節、原子力発電の停止の影響等を考慮して、需要曲線と供給曲線を推定している。しかし、売りと買いの入札総量を用いてモデルの構築を試みた井上・田中 (2018) において、相対

的に短期間の予測では問題なくとも、予測期間が長くなると予測精度を悪化させる傾向が見られたため、本報告では採用していない。

³⁶⁾ oil と LNG 価格は、貿易統計の CIF 価格を電力調査統計の燃料消費量・発熱量を用いて円/kWh に変換するとともに、そこから計算できる熱効率 100% の場合の発電電力量と実際の発電電力量の比から平均熱効率を求めてその値で割ることにより導出している。なお、予備的な分析において、燃料価格として LNG 価格を用いるよりも、oil か marfuel を用いた方が予測精度は高かったため、本報告の分析では、oil と marfuel の 2 通りのみを推定した。

³⁷⁾ 予備的な分析の結果、原子力と水力の発電電力量を分けて説明変数に入れるよりも、非化石ベース電源として両者の合計を用いることで予測精度が高くなる場合もあったため、両方の場合について検討している。また、全国大ではあるが、電力調査統計からは系統需要のデータも作成可能である。しかし、井上・田中 (2018) において、電力価格との関係はほとんど見られなかったため、採用しなかった。

表 3.1 説明変数の候補と基本統計量

変数名	説明	分類	単位・基準	平均値	最小値	中央値	最大値	標準偏差	
oil	石油 CIF 価格	燃料価格	円/kWh	11.19	4.85	10.57	20.56	3.10	
marfuel	想定限界電源の燃料価格	燃料価格	円/kWh	9.05	4.61	8.34	16.98	2.77	
thermal	火力発電電力量	電源構成	MWh/日	1,812,034	1,157,424	1,798,518	2,498,572	288,378	
nuclear	原子力発電電力量	電源構成	MWh/日	409,297	0	415,131	903,244	365,403	
hydro	水力発電電力量	電源構成	MWh/日	209,155	124,258	210,175	363,466	53,779	
nuchyd	原子力・水力発電電力量	電源構成	MWh/日	618,451	129,695	687,942	1,237,771	375,853	
iip	鉱工業生産指数	景気要因	2010年=100	101.23	73.50	100.75	125.30	9.67	
hcd	冷暖房度	気象要因	度	1.884	0.002	1.376	6.113	1.745	
workday	月平日日数	カレンダー要因	日	20.60	18.00	21.00	23.00	1.17	
md	月ダミー変数	カレンダー要因	4月を基準とするダミー変数						

れるため、内生性の問題が懸念される。しかし、燃料調達状況や規制の制約の影響により、電源構成は完全に内生的に決められるものではない³⁸⁾。また、長期的な価格動向と強く関係する変数を探索することも本報告の目的である。経済産業省(2013)が示したように、わが国では、エネルギーの需給見通しとして、2030年度における電源構成の見通しが立てられており、長期的な価格予測をする際に電源構成を考慮することは、シナリオプランニングと親和性が高いと考えられる。そこで本報告では、価格動向に強く関連する説明変数の候補として、電源構成を考慮する。鉱工業生産指数(iip: 景気要因)と冷暖房度(hcd: 気象要因)は需要に影響しうると考えた。冷暖房度は、林田ほか(2013)による月次の冷暖房度日を月の日数で割って求めており、気温が空調温度を下回ったり(冬季)、上回ったり(夏季)することによる需要への影響を考慮した変数である。カレンダー要因としては、月ごとの平日の日数(workday)と月ダミー変数(md)を考慮する。これは、平日と土日休日では電力需要が異なるため、その影響を調整するためという理由と、カレンダー要因は将来シナリオによらず一定であるため、長期的な価格予測に使いやすいという理由がある。

実際には、これらの説明変数をすべて利用する

ということではなく、様々な組み合わせについて、相対的に計算量が少ない ARIMAX モデル(対数階差)による予備的な予測を行い、その予測精度の結果を参考に、ARIMAX モデル(階差)と NN モデル(対数階差・階差)において、ピーク・オフピーク価格別に採用する変数を絞り込む³⁹⁾。

3.5 予測精度の指標

モデルによる予測の精度を検証するため、分析期間をモデル推定に用いる学習期間と、モデルによる予測価格と実際の価格を比較する予測期間に分割する。2章の最後で述べたように、本報告では予測期間を3年間(=36ヶ月間)とする。具体的には、データが得られる直近の3年間である2014年10月から2017年9月までを予測期間とし、2014年9月以前を学習期間とする。データの開始期間は2005年4月であるが、データの階差をとった上で、最大で2次までのAR項を考慮するため、はじめの3ヶ月は利用することができない。したがって、学習期間は2005年7月から2014年9月までの9年3ヶ月間(=111ヶ月間)となる。

予測精度の検証には、多くの先行研究で用いられている平均二乗誤差平方根(Root Mean Square Error, RMSE)を用いる。本報告で用いる RMSE

³⁸⁾ その意味で、本報告で説明変数としている電源構成は、電気事業者が自由に選択可能な発電電力量というよりも、むしろ、その電源で賄う需要量の構成を示しているものと考えられる。

³⁹⁾ 変数を対数化する際に、原子力発電電力量について0をとる時期があることが問題となる。そこで本報告では、発電電力量については、対数化する際に、すべて1MWh/日を加えている。

は以下のように定義される。

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{36} \sum_{t=112}^{147} (p_t - \hat{p}_t)^2}. \quad (3)$$

p_t は実際の価格、 \hat{p}_t は予測価格である。 $t = 112$ は予測期間が始まる2014年10月、 $t = 147$ は予測期間が終わる2017年9月を示す。36は予測期間の長さ(36ヶ月)を表す。予測誤差が大きくなるほどRMSEは大きくなるため、RMSEが小さいほど、予測精度が高いことになる。

(3)式は二乗誤差により予測精度を測るが、絶対誤差で測る方法(Mean Absolute Error、MAE)もある。

$$\text{MAE} = \frac{1}{36} \sum_{t=112}^{147} |p_t - \hat{p}_t|.$$

さらに、誤差率として、次の指標もよく使われる。

$$\text{MAPE} = \frac{1}{36} \sum_{t=112}^{147} \frac{|p_t - \hat{p}_t|}{p_t}. \quad (4)$$

(4)式は平均絶対誤差率(Mean Absolute Percentage Error、MAPE)と呼ばれる。2.2節で述べたように、異なる分析対象間での予測モデルの比較は重要な意味をもたないが、本報告のモデルの予測精度がどの程度の水準にあるのかを客観的に見るため、次章では先行研究との予測精度の比較も行う。その際、諸外国の卸電力価格を対象とする先行研究では、RMSEやMAEは、当該国の通貨単位に基づき提示されるため、JEPXの予測誤差と比較することができない。それに対して、パーセント表示されるMAPEであれば比較は可能であるため、先行研究との予測精度比較では、主にMAPEを用いる⁴⁰⁾。

4. 予測結果とモデルの特徴

本章では、前章で説明した2つのモデルを用いて、3年間のJEPXスポット市場価格(ピーク・

オフピークごとの月平均価格)の予測を行った結果を示す。予測モデルの構築においては、第一に予測精度が重要であると考えられるため、まず、各モデルにおけるRMSEの結果を示す。次に、相対的に予測精度の高いケースについて推定結果を示し、各説明変数と価格の関係を合理的に説明できているかを確認する。

4.1 予測結果

予測の対象とする月平均価格がピークとオフピークに分かれるため、それぞれの結果を表4.1、表4.2に示す。なお、説明変数の組み合わせについては、燃料価格(oil / marfuel)、電源構成(nuclear・hydro / nuchyd / なし)⁴¹⁾、景気要因(iip / なし)、気象要因(hcd / なし)、カレンダー要因(workday / md / workday・md / なし)について、合計96通りが考えられるものの、先行してARIMAXモデル(対数階差)においてすべての組み合わせによる予測を行い、予測精度が低くなる組み合わせについては、あらかじめ除外している。なお、ピークとオフピークで採用された組み合わせは異なる。

本報告では、価格のAR項を除き、予測期間における説明変数は実績値を用いる。本来であれば、これら説明変数も未知のものであるから、まず説明変数を予測し、その予測結果を用いて価格を予測する必要がある。そのためには、説明変数の予測モデルと価格の予測モデルをそれぞれ構築しなければならない。しかし本報告では、3年先までの価格予測モデルの構築を通じて、価格と強い関係をもつ変数を探ることも目的とするため、価格予測モデル単体での予測精度の高さを重視し、説明変数の予測モデルについては扱わない⁴²⁾。

⁴⁰⁾ 二乗誤差に基づく誤差率の指標も存在するが、MAPEと比べると、一般的な指標ではない。

⁴¹⁾ 火力発電電力量(thermal)は常に考慮する。

⁴²⁾ 10年先など、より長期の予測を行う場合、これらの

4.1.1 ピーク価格

表 4.1 と表 4.2 では、各モデルにおいて、予測精度が低くなるほど表中のセルを暗くしている。ピーク価格予測の RMSE を示した表 4.1 を見ると、予測精度が最も高いのは、ARIMAX モデル（対数階差）において、燃料価格として marfuel、電源構成として thermal・nuclear・hydro、カレンダー要因として md を設定し、AR の次数を 0 とする場合（表には記載していないが、MA の次数は 1 である）であり、RMSE が 1.036 円/kWh となっている。これは、36 ヶ月間の平均的な予測誤差が 1 円/kWh を若干上回る程度であることを示す。ARIMAX（階差）、NN（対数階差・階差）においても、最も予測精度の高い組み合わせにおける予測誤差は、1.2～1.5 円/kWh 程度になっている。ただし、各モデルで採用される説明変数と AR の次

数は必ずしも一致しない。図 4.1 は、各モデルにおいて最も予測精度が高くなる場合（表 4.1 で RMSE の値に下線を引いたもの）の予測結果を、実際のピーク価格の月平均値と比べたものである。RMSE の結果が示すように、NN モデルに比べ、ARIMAX モデルの方が各期の変動をうまく予測できている。ただし、ピーク価格は月ごとの変動が大きく、細部を見ていくと、大幅に価格が上昇した 2017 年 7 月（前月に比べて 7.5 円/kWh 超の上昇）など、いずれのモデルにおいても、予測誤差が 3 円/kWh を上回る月は存在する。これは一般的に、予測期間が長くなるほど予測精度が下がることは避けられないことに加え、価格系列の階差をとっており、予測誤差が累積されることによるずれも生じるためである。しかし、長期予測の場合、各期の変動を正確に予測することよりも、

表 4.1 ピーク価格の説明変数の組み合わせ別予測精度

説明変数		P-case1	P-case2	P-case3	P-case4	P-case5	P-case6	P-case7	P-case8	
モデル	oil	○	○	○	○					
	marfuel					○	○	○	○	
	thermal	○	○	○	○	○	○	○	○	
	nuclear			○	○			○	○	
	hydro			○	○			○	○	
	hcd		○		○		○		○	
	md	○	○	○	○	○	○	○	○	
	データ加工	AR 次数	円/kWh	円/kWh	円/kWh	円/kWh	円/kWh	円/kWh	円/kWh	
ARIMAX	対数階差	AR(0)	1.422	1.549	1.369	1.294	1.460	1.538	1.036	1.043
		AR(1)	1.701	1.945	1.149	1.190	1.497	1.552	1.061	1.058
		AR(2)	2.196	2.197	1.228	1.235	1.426	1.069	1.049	1.043
ARIMAX	階差	AR(0)	1.776	1.579	1.453	1.375	2.236	2.344	1.618	1.630
		AR(1)	2.458	2.177	1.779	1.287	2.257	2.373	1.384	1.438
		AR(2)	3.145	2.777	2.312	1.479	2.456	2.545	1.436	1.171
NN	対数階差	AR(0)	5.463	5.549	1.562	2.299	4.840	8.776	1.561	1.975
		AR(1)	4.706	4.356	1.886	1.757	4.064	7.564	1.755	1.666
		AR(2)	5.594	11.188	1.526	2.181	4.198	8.245	1.623	2.070
NN	階差	AR(0)	1.515	1.538	1.441	1.379	1.713	1.466	1.529	1.327
		AR(1)	1.547	1.396	1.365	1.401	1.568	1.563	1.316	1.486
		AR(2)	1.603	1.493	1.534	1.426	1.678	1.392	1.476	1.437

注 1) ARIMAX については、AR の次数ごとに、最も予測精度の高かった MA の次数の結果を示している。

注 2) RMSE に下線を引いているケースは、各モデルにおいて、RMSE が最も低くなるケースを表している。

説明変数は様々に変化しうるため、単一の予測値を求めるというよりは、シナリオプランニング等により、いくつかのケースを想定して、ケースごとに予測値を導出する方が有意義であると考えられる。Nord Pool の

スポット市場価格を 15 年先まで予測した Leuwendal (2013) でも、説明変数について 4 つのシナリオを設定して、予測値を導出している。

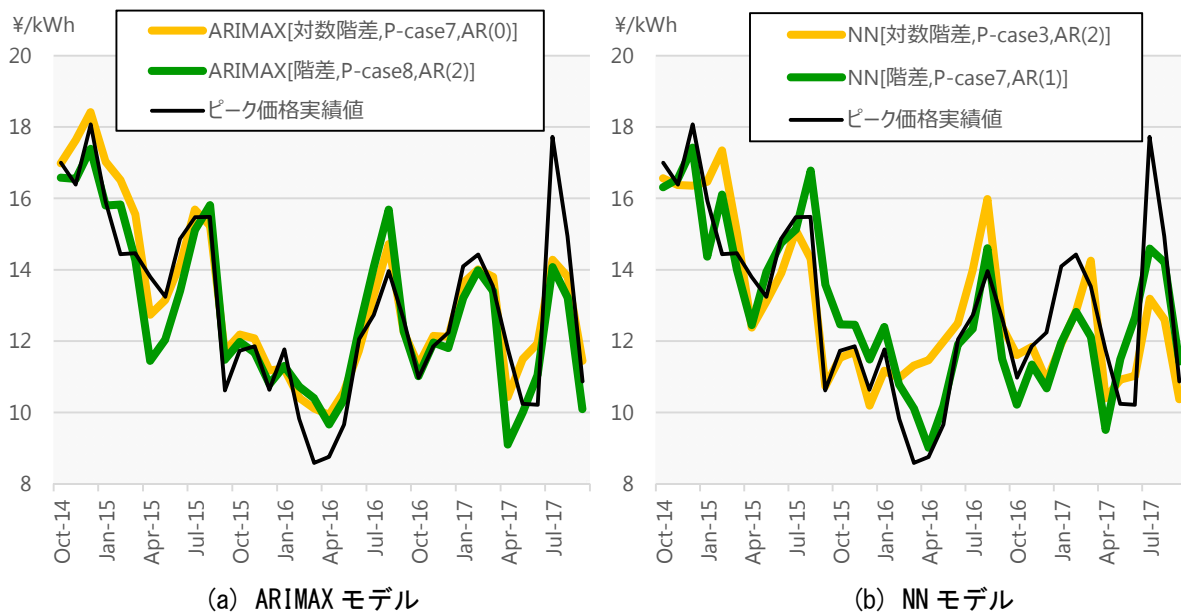


図 4.1 モデル別のピーク価格最良予測結果

価格水準の傾向を予測することの方が重要であるため、月ごとの誤差については重視しない。

各変数が予測精度にもたらす影響について見ると、電源構成については火力だけでなく、原子力と水力も考慮した方が結果は良い傾向にある。これに対して、燃料価格として oil と marfuel のどちらを用いるか、冷暖房度を考慮するか否かについては一概には言えない。

4.1.2 オフピーク価格

表 4.2 では、オフピーク価格予測の RMSE を示している。予測精度が最も高いのは、NN モデル（階差）において、燃料価格として marfuel、電源構成として thermal・nuchyd、カレンダー要因として md を設定し、AR の次数を 0 とする場合であり、RMSE は 0.735 円/kWh と、平均予測誤差は 1 円/kWh を下回っている。1 円/kWh を下回るのは ARIMAX モデル（対数階差・階差）も同様である。また、ARIMAX モデルでは、対数階差と階差で採用される説明変数と AR の次数が一致しており、景気要因として iip、気象要因として hcd を考慮することによって予測精度が改善している。図 4.2 は、各モデルにおいて最も予測精度が高くなる場合（表 4.2 で RMSE の値に下線を引いたも

の）の予測結果を、実際のオフピーク価格の月平均値と比べたものである。RMSE が 1 円/kWh を下回る 3 つのモデルでは、電力価格の水準がある程度予測できており、予測誤差が相対的に大きい NN モデル（対数階差）であっても、各期の変動はある程度予測できている。

ピーク価格ほど、各変数が予測精度にもたらす影響についての一致した傾向は見られないが、ピーク価格予測では予備的な分析の結果を踏まえて採用しなかった景気要因（iip）を考慮することで、ARIMAX モデルにおける予測精度は改善している。ここからは、一見、ピーク価格に比べてオフピーク価格は、経済動向に影響を受けやすいという解釈が成り立つようにも見えるが、4.2.1 項で説明するように、ARIMAX モデルにおいて、iip は有意な説明変数ではなく、推定係数の符号も経済学的に想定されるものとは異なっている。表 4.2 において、iip を説明変数に入れるケースと外すケースを比較すると、半分以上のモデル・ケースで、iip を考慮することで予測精度は改善しているが、それによる改善幅は平均で 0.1 円/kWh にも満たず、わずかな影響である。

表 4.2 オフピーク価格の説明変数の組み合わせ別予測精度

説明変数		O-case1	O-case2	O-case3	O-case4	O-case5	O-case6	O-case7	O-case8	
モデル	marfuel	○	○	○	○	○	○	○	○	
	thermal	○	○	○	○	○	○	○	○	
	nuchyd	○	○	○	○	○	○	○	○	
	iip					○	○	○	○	
	hcd			○	○			○	○	
	workday		○		○		○		○	
	md	○	○	○	○	○	○	○	○	
データ加工	AR 次数	円/kWh	円/kWh	円/kWh	円/kWh	円/kWh	円/kWh	円/kWh	円/kWh	
ARIMAX	対数階差	AR(0)	1.449	1.494	1.465	1.518	1.495	1.512	1.504	1.529
		AR(1)	1.355	1.378	1.347	0.972	0.972	1.433	0.957	0.965
		AR(2)	1.456	1.496	1.505	1.551	1.475	1.496	1.501	1.557
ARIMAX	階差	AR(0)	1.725	1.744	1.728	1.747	1.825	1.833	1.837	1.841
		AR(1)	0.997	0.996	0.986	0.986	0.993	0.996	0.978	0.981
		AR(2)	1.854	1.879	1.852	1.877	1.705	1.761	1.637	1.660
NN	対数階差	AR(0)	1.787	1.833	2.624	2.767	1.743	1.795	2.524	2.634
		AR(1)	1.743	1.773	2.678	2.900	1.684	1.737	2.639	2.837
		AR(2)	2.387	2.401	3.501	3.655	2.294	2.361	3.336	3.597
NN	階差	AR(0)	0.735	0.792	0.859	0.780	0.801	0.783	0.780	0.790
		AR(1)	0.908	0.779	0.848	0.768	0.874	0.849	0.769	0.850
		AR(2)	0.844	0.924	0.967	0.801	0.818	0.889	0.848	0.910

注 1) ARIMAX については、AR の次数ごとに、最も予測精度の高かった MA の次数の結果を示している。
 注 2) RMSE に下線を引いているケースは、各モデルにおいて、RMSE が最も低くなるケースを表している。

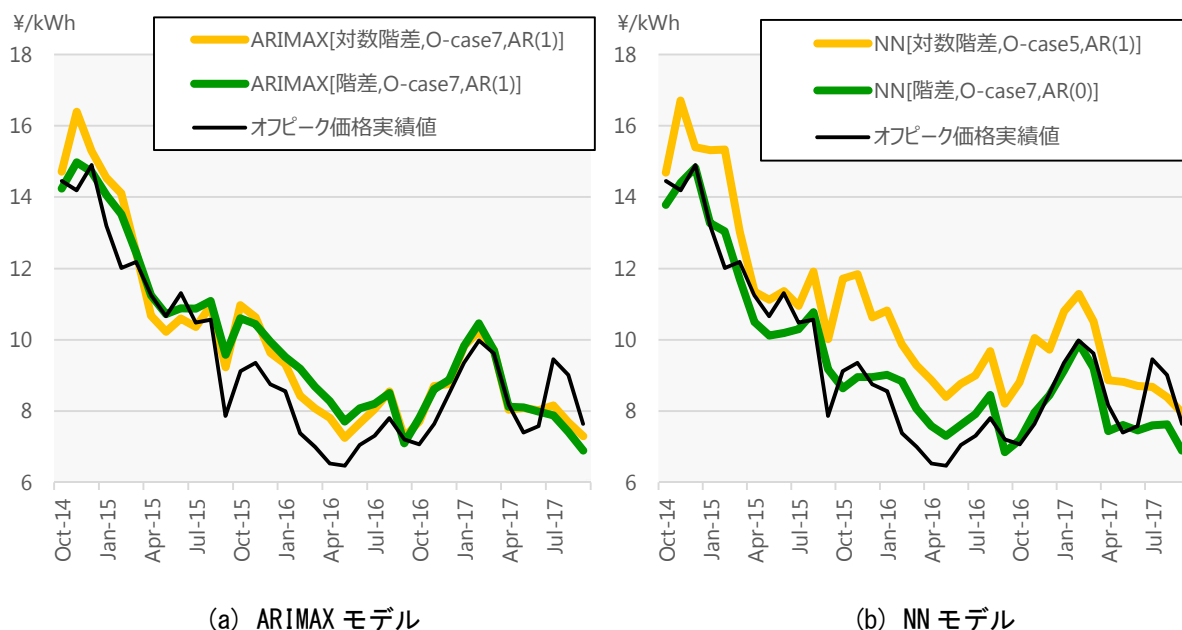


図 4.2 モデル別のオフピーク価格最良予測結果

4.1.3 予測精度の水準

本節でこれまで見てきた予測精度について、2.2 節で取り上げた 5 つの先行研究との比較を行

ったものが表 4.3 である。先述のように、予測対象市場や予測期間が異なるため、これだけを比較

表 4.3 先行研究との予測精度比較

文献	予測精度	卸電力取引所	予測期間	予測モデル
VP (2005)	RMSE = 1.8 EUR/MWh	Nord Pool	12ヶ月：2001.01-2001.12	Parameter rich (Fundamental)
TZT (2010)	MAPE = 9.67%	Nord Pool	12ヶ月：2009.01-2009.12	ARX (Statistical)
Torbaghan (2010)	MAPE = 6.62%	Nord Pool	12ヶ月：2009.01-2009.12	SVM (CI)
	MAPE = 13.54%	Ontario	12ヶ月：2009.11-2010.10	SVM (CI)
OUAM (2016)	MAPE = 4.74%	MIBEL	12ヶ月：2012.01-2012.12	NN (CI)
Leeuwendal (2013)	MAPE = 18.22%	Nord Pool	58ヶ月：2008.01-2012.10	ARMAX (Statistical)
本報告 (ピーク)	MAPE = 6.38%	JEPX	36ヶ月：2014.10-2017.09	ARIMAX (Statistical)
本報告 (オフピーク)	MAPE = 6.79%	JEPX	36ヶ月：2014.10-2017.09	NN (CI)

注) 各文献において、最も予測精度が高いモデルの結果を記載。

してモデルの優劣をつけることはできない⁴³⁾。しかし、少なくとも、本報告における予測精度は、先行研究と比べて、見劣りするものではない⁴⁴⁾。

なお、ARIMAX モデルの予測精度については、一部を除き、対数階差モデルの方が階差モデルよりも高くなる傾向が見られる。それに対して、NN モデルでは、階差モデルの方が対数階差モデルよりも高い精度を示す傾向が見られる⁴⁵⁾。

4.2 推定したモデルの妥当性

予測モデルの構築においては、予測精度の高さが最も重要ではあるものの、実際に予測したいのは、手元にない未知の価格であるため、厳密な意味では、予測精度を検証することはできない。そこで、構築したモデルを評価する際には、各説明変数と価格の関係が合理的に説明できるものであるか否か、という点も重要になると考えられる。また、価格と強い関係をもつ説明変数が判明すれば、それを電気事業の長期計画におけるリスク要因として捉えることができる。そこで本節では、

ARIMAX モデルと NN モデルそれぞれにおいて、予測精度の最も高い (RMSE の最も低い) ケースの推定係数を確認し、電源の運用特性や経済学に基づく想定と整合的になっているか否かについて見ていく。なお、NN モデルにおいては、図 2.2 で見たように、説明変数間の関係が複雑に絡み合い、個別のウェイトの大きさを見ても、その結果を判断することは困難であるため、各説明変数が限界的に変化した場合の影響を平均値で評価した結果を示すこととする⁴⁶⁾。

4.2.1 ARIMAX モデルの推定結果

表 4.4 (a)、(b) は、ピーク・オフピーク価格別に、対数階差・階差それぞれの ARIMAX モデルにおいて RMSE が最も低いケースの推定係数をまとめたものである。ピーク価格については、燃料価格 (marfuel) と火力発電電力量 (thermal) が正で有意となっている。これは、前月に比べて、燃料価格や火力発電の稼働量が上昇している月はピーク価格が上昇するというを示す。燃料価格は発電の短期限界費用の大半を占めるため、それが

⁴³⁾ しかも先行研究では、説明変数についても別途予測を行ったり (VP (2005)、OUAM (2016))、学習期間の平均値や市場運営者の予測値に基づいて予測期間の説明変数を設定したり (Torbaghan (2010)、TZT (2010)) しているため、価格予測モデル単体での比較が難しいことにも留意しなければならない。

⁴⁴⁾ VP (2005) は RMSE しか示されていないものの、予測期間中の平均価格は約 25 ユーロ/MWh であることから、RMSE との比は $1.8/25 = 0.072$ である。本報告の予測結果で同様の計算を行うと、ピーク価格で $1.036/12.968 =$

0.080、オフピーク価格で $0.735/9.362 = 0.079$ となる。

⁴⁵⁾ ただし、NN モデルでは 50,000 回の試行計算の中で最も予測精度の高かった結果を示しており、50,000 回すべての RMSE の平均値で見ると、対数階差モデルの方が高い精度を示すケースが多かった。

⁴⁶⁾ なお、厳密には、推定結果からわかるのは価格と各説明変数の相関であり、価格に対する影響 (因果関係) を見ているものではないということには留意が必要である。

表 4.4 ARIMAX モデルの推定結果

(a) ピーク価格			(b) オフピーク価格		
データ加工 case AR 次数	対数階差 P-case7 0	階差 P-case8 2	データ加工 case AR 次数	対数階差 O-case7 1	階差 O-case7 1
marfuel	0.401 *** (0.122)	0.478 *** (0.093)	marfuel	0.509 *** (0.084)	0.615 *** (0.067)
thermal	1.014 *** (0.151)	6.70E-06 *** (1.30E-06)	thermal	0.333 * (0.182)	1.20E-06 (1.70E-06)
nuclear	-0.008 (0.006)	-5.70E-06 ** (2.70E-06)	nuchyd	-0.273 *** (0.085)	-8.00E-06 *** (2.00E-06)
hydro	-0.022 (0.094)	-5.50E-06 (3.60E-06)	iip	-0.219 (0.210)	-0.008 (0.020)
hcd		0.232 (0.223)	hcd	-0.006 (0.011)	-0.119 (0.195)
md	あり	あり	md	あり	あり
ar(1)		1.144 *** (0.081)	ar(1)	0.730 *** (0.060)	0.615 *** (0.072)
ar(2)		-0.497 *** (0.085)			
ma(1)	-0.535 *** (0.075)	-1.736 *** (0.035)	ma(1)	-1.000 (1360.249)	-1.000 (1349.000)
ma(2)		1.000 *** (0.036)			
RMSE	1.036	1.171	RMSE	0.957	0.978

注 1) () の数字は標準誤差を表している。

注 2) * は有意水準 10% (** は 5%、*** は 1%) で、統計的に有意であることを示す。

注 3) md の推定係数は、月別を示すと煩雑になるため、省略している。

上昇するとき価格も上昇するというのは経済理論と整合的である。火力発電は短期限界費用の高いミドル・ピーク電源を多く含むため、この稼働量の増加と価格の上昇に有意な関係が見られるというのも、妥当な結果であろう。他方で、ベース電源である原子力と水力の発電電力量 (nuclear・hydro) が一部を除いて有意ではないのも、ピーク価格の変動を説明する変数としては、理にかなっている。階差モデルでは、冷暖房度 (hcd) も考慮しているが、有意ではないのは、同変数に基づいて marfuel のウェイトを構築していることで、気象要因の影響が両者に分散されたためであると考えられる。AR と MA の影響も強く出ており、過去の価格変化が現在の価格変化に少なからず関係していることも見てとれる。

オフピーク価格に対して、燃料価格 (marfuel) が正で有意となっているのはピーク価格と同様であるが、原子力・水力発電電力量 (nuchyd) が負

で有意となっているのは、短期限界費用の低いベース電源の稼働が増える月に、価格が低下していることを示しており、電源の運用特性と整合的である。階差モデルで火力発電電力量 (thermal) が有意でないのは、ピーク価格の結果との裏返しで、オフピーク価格の変動を説明する変数としては、有意ではないということであろう。また、鉱工業生産指数 (iip) と冷暖房度 (hcd) はいずれも有意ではなかった。hcd についてはピーク価格の場合と同じ理由も考えられるが、そもそも、これらの説明変数は、オフピーク価格に対して統計的に有意な影響をもたないものと見られる。MA は有意ではないものの、AR は有意であり、過去の価格変化は現在の価格変化に影響していることもわかる。

以上のように、ARIMAX モデルにおける推定結果は、燃料価格・電源構成という主要な説明変数について、基本的に経済学や電源の運用特性に

表 4.5 NN モデルの推定結果

(a) ピーク価格			(b) オフピーク価格		
データ加工 case AR 次数	対数階差 P-case3 2	階差 P-case7 1	データ加工 case AR 次数	対数階差 O-case5 1	階差 O-case1 0
Δx	$\partial(\Delta p)/\partial(\Delta x)$		Δx	$\partial(\Delta p)/\partial(\Delta x)$	
oil	0.031		marfuel	0.337	0.357
marfuel		0.350	thermal	0.261	2.48E-06
thermal	1.108	8.53E-06	nuchyd	-0.324	-8.28E-06
nuclear	0.006	1.79E-05	iip	-0.200	
hydro	-0.194	-1.19E-05	md	あり	あり
md	あり	あり	ar(1)	0.035	
ar(1)	-0.117	-0.308	ar(2)		
ar(2)	-0.154				
RMSE	1.526	1.316	RMSE	1.684	0.735

注) md の推定結果は、月別に表示すと煩雑になるため、省略している。

基づいて合理的に説明できるものとなっている。

4.2.2 NN モデルの推定結果

表 4.5 (a)、(b) は、ピーク・オフピーク価格別に、対数階差・階差それぞれの NN モデルにおいて RMSE が最も低いケースの推定結果をまとめたものである。なお、NN モデルにおいて推定するのは、(2) 式のウェイト (w_0 、 w_i 、 w_{oi} 、 w_{ji}) であるが、その数は 81~96 と多いため、推定値を個別に見ても、各説明変数の影響を判断することは難しい。そこで表 4.5 では、各変数の平均値で評価した限界的な影響 ($\partial(\Delta p)/\partial(\Delta x)$) を示している (月ダミー変数 md は 0 で評価している)⁴⁷⁾。燃料価格 (oil ないし marfuel)、火力発電電力量 (thermal) とピーク価格との関係は正となっており、ARIMAX モデルの結果と整合的である。さらに、あくまでも平均値で評価した結果ではあるが、対数階差モデルでは、絶対値で見たときに、原子力と水力の発電電力量 (nuclear・hydro) の推定値は、火力発電電力量のそれと比べて小さく、4.2.1 項で説明したように、ピーク価格との関係という意味では理にかなっていない。ただし、階差

モデルにおいては、符号は変わらないものの、火力発電電力量の推定値は、絶対値で見て、原子力・水力よりも小さく、ミドル・ピーク電源の稼働量とピーク価格との関係が小さく評価されると言える。また、前期の価格変化 (AR(1)) の影響は負となっており、ARIMAX モデルにおける AR(1) の符号とは逆になっている。

オフピーク価格では、燃料価格 (marfuel) が正、原子力・水力発電電力量 (nuchyd) が負となっている。平均値で評価した値ではあるものの、ベース電源の稼働量変化と価格変化の関係 (絶対値) は、火力発電電力量 (thermal) の推定結果が示す、ミドル・ピーク電源の稼働量変化との関係に比べて強く、電源の運用特性と整合的であると言えよう。また、対数階差モデルでは、鉱工業生産指数 (iip) は負となっている。前期の価格変化 (AR(1)) の影響は対数階差モデルにおいて正となっており、ARIMAX モデルの結果と一致している。

以上で見てきたように、ピーク価格・オフピーク価格それぞれに対する NN モデルの推定結果とも、符号条件という点では、経済学における想定

⁴⁷⁾ 本報告の分析では、ニューラルネットワークの推定係数の有意性については検証できなかったため、上記

の結果が統計的に有意か否かの判別はしていない。

と整合的である。ただし、ピーク価格に対して、原子力や水力の発電電力量の変化よりも火力発電電力量の変化との関係が弱いという結果を示すモデルもある。これは電源の運用特性から合理的に想定されるものとは異なる結果であるため、今後、火力発電電力量のデータをより詳しく検証し、他の変数との代替も含め、モデルの修正を検討する必要がある。

5. 結論と今後の課題

本報告では、JEPX のスポット市場価格をピーク価格とオフピーク価格に分け、月平均値について、3 年先までの予測を行った。その際、普遍的に精度が高くなるような価格予測モデルは存在しないことから、単一のモデルではなく、複数のモデルを用いた。具体的には、Statistical モデルとして ARIMAX、CI モデルとして NN を採用した。さらに、各モデル内で説明変数の組み合わせや AR の次数を複数設定して、予測精度を比較することで、より予測精度の高いモデルを選定した。

その結果、先行研究と比べて、誤差の水準に遜色のない程度の予測精度を達成できた。最も予測精度の高いモデルは、ピーク価格では ARIMAX、オフピーク価格では NN であったが、NN モデルは選択する変数による結果のばらつきが大きく、ARIMAX モデルの方が安定的な結果を示している。Weron (2014) が示したように、短・中期の卸電力価格予測においては、NN を中心とする CI モデルを用いた先行研究が相対的に多く存在する。論文数の多寡はモデルの有用性とは必ずしも比例しないため、それだけで Statistical モデルよりも CI モデルの方が価格予測に有用であるとは言えないものの、多く採用されてきた背景には、予測

精度の高さもあるだろう。しかし、本報告の結果からは、月平均価格を対象とする長期予測においては、ARIMAX 等の Statistical モデルも有用であると言える。

他方、CI モデルには多様な手法があるため、適切なモデル選択さえできれば、高い予測精度を実現することも可能であろう。そのためには、特定の CI モデル（フィードフォワード型 NN、リカレント型 NN、SVM など）の選択に加え、各モデルにおいて計算を行う前に設定しなければならないパラメータ（NN モデルであれば、層の数や各層におけるユニット数などであり、これをハイパーパラメータと呼ぶ）の選択も必要になる。モデルが異なれば結果も異なるのは当然であるが、付録 A で示すように、同じモデルにおいても、ハイパーパラメータの設定次第で結果が大きく異なる。ハイパーパラメータの候補は無数に存在するため、その中から適切なものを選ぶのは非常に困難である⁴⁸⁾。その結果、CI モデルは Statistical モデルに比べて計算コストが高くなる。また、本報告では、先行研究の多くで行われているように、データ期間を時系列順に学習期間と予測期間に分割し、予測精度の検証を行った。多くの先行研究がこの手法により予測精度を検証しているため、一般的な方法ではあるものの、よりモデルの精度を高めるためには、どの期間のデータであっても高い予測精度を示すような説明変数や、ハイパーパラメータを選択することが重要である。それには、k 分割交差検証（k-fold cross validation）を行う方が望ましいものの⁴⁹⁾、そのためには本報告で行ったものと同じ計算を、k 分割交差検証において分割したデータセットの数（k 回）だけ行わなければならないため、計算コストの高さは、最適モデルの探索にとって、大きな制約となる⁵⁰⁾。

⁴⁸⁾ 仮に候補がいくつか絞れるとしても、その候補の数だけ、本報告でここまで行ってきた NN モデルによる計算と同様の計算を行わないと、最適なパラメータを選択することはできない。

⁴⁹⁾ k 分割交差検証については付録 B を参照されたい。

⁵⁰⁾ 事業計画の策定にどれだけの時間を割けるかにより、許容できる計算コストは変化するが、モデルの前提等、計算条件の変化に対する柔軟性という点では、

他方、Statistical モデルにおいても、ARIMAX が最適ということではなく、様々な手法を検討する必要がある。例えば、ARIMAX モデルでは、誤差項 ((1) 式の ε) について、互いに独立であり、分散は一定で、正規分布に従うという前提を置いているが、卸電力価格予測では、分散不均一性を考慮した GARCH モデルによる予測も行われていることは2章でも示した通りである。また、JEPX における価格の短期予測では既に用いられているように、状態空間モデルを用いた予測も有力な候補として考えられるだろう。ゆえに、本報告で用いてきた手法に限定することなく、より広範な選択肢の中から、最適なモデルを検討していくことが重要になる。

本報告では、電源の新設や維持・廃止の際に有用な電力価格予測モデルの構築の準備として、月平均価格を予測するモデルについて分析を行った。1年を超える長期の予測を行う先行研究がほとんど見られないことを踏まえると、3年間の予測期間で精度検証を行い、平均で1円/kWh前後の予測誤差となるモデルを構築したことで、一定程度その目的は達成できたと言えよう。燃料価格や電源構成を考慮したモデルが、月平均での価格水準を一定の精度で予測できたため、将来シナリオ想定において、これらの変数を設定することは、価格水準の長期的な動向を説明する際に有用であると考えられる。その一方で、価格と強く関係する説明変数の探索については改善の余地が大きい。特に、オフピーク価格と電源構成の関係について、一部、経済学的に見て不自然な結果も出ており、長期的な価格水準の動向と強く関係する変数（特に発電事業におけるリスク要因）とその関係の大きさを特定するまでには至っていない。今後は、予測精度のさらなる改善を図りつつ、リスク要因を特定すべく、各説明変数の影響を定量的に把握

できるように、分析モデルの改善を進めていく。

参考文献

- [1] 井上智弘・田中拓朗 (2018) 「JEPX スポット市場価格の長期予測モデル比較」『第34回エネルギーシステム・経済・環境コンファレンス講演論文集』, 277-282.
- [2] 大藤建太・兼本茂 (2008) 「状態空間モデルを用いた JEPX 価格モデリングの基礎検討」『電気学会論文誌 B』128 巻1号, 27-65.
- [3] 沖本竜義 (2010) 『経済・ファイナンスデータの計量時系列分析』朝倉書店.
- [4] 経済産業省 (2013) 「長期エネルギー需給見通し」, 平成27年7月.
- [5] 後藤美香・Karolyi, G.A. (2004) 「電力価格ボラティリティの分析—米国、北欧および豪州市場の計測と比較—」電力中央研究所研究報告 Y03006.
- [6] 谷洋平・横山隆一 (2007) 「ニューラルネットワークを用いた3段階24時間別電力市場価格予測手法」『平成19年電気学会全国大会講演論文集』, 284.
- [7] 中嶋明宏・熊谷誠治・佐藤正志 (2012) 「説明変数を加えた SARIMA モデルによる JEPX 電力スポット価格予測の基礎的検討」『平成24年電気学会電力・エネルギー部門大会論文集』31, 11-12.
- [8] 西川寛 (2007) 「Box-Jenkins 法による JEPX スポット価格の時系列解析」『電気学会論文誌 B』127 巻7号, 827-832.
- [9] Hastie, T.・R. Tibshirani・J. Friedman 著、杉山将・井手剛・神尾敏弘・栗田多喜夫・前田英作監訳 (2014) 『統計的学習の基礎—データマイニング・推論・予測—』共立出版.

Statistical モデルの方が優位であろう。なお、計算コストについては、モデルの推定に用いるコンピュータの

性能にも大きく依存する。

- [10] 服部徹 (2017) 「欧州主要国の卸電力市場の流動化とスポット市場の取引量」電力中央研究所研究報告 Y16003.
- [11] 林田元就・間瀬貴之・浜潟純大 (2013) 「日本経済と電力需要の短期予測—世界経済停滞・長期金利上昇・消費税率据置のシミュレーション分析—」電力中央研究所研究報告 Y13001.
- [12] 本田和正・辻隆男・大山力 (2009) 「JEPX 前日スポット市場価格予測」『平成 21 年電気学会全国大会講演論文集』, 184-185.
- [13] 山口順之 (2007) 「同時方程式モデルを用いた JEPX の電力取引動向の実証研究」電力中央研究所研究報告 Y06006.
- [14] Hamm, G. and A. Borison (2006) "Forecasting long-run electricity prices", *Electricity Journal* **19(7)**, 47-57.
- [15] Kossov, V.V. (2014) "Medium-term forecasting demand prices on example of electricity prices for industry", *Studies on Russian Economic Development* **25(5)**, 456-466.
- [16] Leeuwendal, J. (2013) "Analysing & forecasting Nordic electricity prices: Utilizing technical and fundamental analyses to develop long-term forecasts for the system price", Master Thesis, University of Twente.
- [17] Nowotarski, J. and R. Weron (2016) "Recent advances in electricity price forecasting: A review of probabilistic forecasting", HSC Research Report, HSC/16/07, Hugo Steinhaus Center, Wrocław University of Technology.
- [18] Ohta, Y., Y. Tani, J. Sugimoto and R. Yokoyama (2006) "Novel price prediction by using neural network under large volatility in electric power exchange", *Proceedings of the 6th WSEAS International Conference on Power Systems*, Lisbon, Portugal, 143-148.
- [19] Ortiz, M., O. Ukar, F. Azevedo and A. Múgica (2016) "Price forecasting and validation in the Spanish electricity market using forecasts as input data", *Electrical Power and Energy Systems* **77**, 123-127.
- [20] Singh, N. and S.R. Mohanty (2015) "A review of price forecasting problem and techniques in deregulated electricity markets", *Journal of Power and Energy Engineering* **3**, 1-19.
- [21] Torbaghan, S.S. (2010) "Data driven medium term electricity price forecasting in Ontario electricity market and Nord Pool", Master Thesis, Chalmers University of Technology.
- [22] Torghaban, S.S., H. Zareipour and L.A. Tuan (2010) "Medium-term electricity market price forecasting: A data-driven approach", *North American Power Symposium 2010*, 1-7.
- [23] Vehviläinen, I. and T. Pyykkönen (2005) "Stochastic factor model for electricity spot price — the case of the Nordic market", *Energy Economics* **27**, 351-367.
- [24] Weron, R. (2014) "Electricity price forecasting: A review of the state-of-the-art with a look into the future", *International Journal of Forecasting* **30**, 1030-1081.

付録 A NNモデルにおけるハイパーパラメータの設定

5章で述べたように、NNモデルにおいて、ハイパーパラメータの設定は結果に大きな影響を与える。本報告でNNモデルの計算に用いたRのnnet関数では、図2.2における隠れ層のユニット数(h_0 を除く) size と、最適化計算の際のウェイトの変化量を制約するパラメータ decay を事前に設定する必要がある。Hastieほか(2014)で指摘されるように、過学習の問題に適切に対処できるのであれば、size は少なすぎるよりも多すぎる方がよいとされる。これは、「隠れユニットが少なすぎると、データに含まれる非線形性を吸収するのに十分な柔軟性をモデルに持たせることができなくなる」(Hastieほか, 2014 : p.458) ためである。しかし、ユニット数が多すぎると、モデルが複雑になるため、計算コストは相応に高くなる。そこで本論では size を5と設定した⁵¹⁾。decay については、過学習を回避するために設定しているが、先験的に望ましい値というものはないため、本来は様々な組み合わせについて、試行錯誤的に求める必要がある。しかし、こちらも計算コストが膨大になるため、本論では decay を0.01と設定した。したがって、これらのハイパーパラメータは必ずしも最適なものではない。そこで以下では、本論で示したNNモデルにおいて、予測精度が最も高いケースに限定し、size については、2、5、10、20の4パターン、decay については、0、0.001、0.01、0.1、0.5、1の6パターンを設定して、ピーク価格・オフピーク価格別、対数階差・階差別のそれぞれについて、50,000回の試行計算を行い、最も低いRMSEの値を求めた。なお、size = 5、decay = 0.01は本論で用いたパターンであり、比較

表 A.1 NNモデルにおけるハイパーパラメータの選択とRMSE

(a) NN[対数階差, P-case3, AR(2)]						
size\decay	0	0.001	0.01	0.1	0.5	1
2	1.359	1.421	1.736	2.499	4.302	6.094
5	2.121	2.526	1.526	2.968	4.258	6.057
10	3.859	2.305	1.577	3.536	4.304	6.077
20	2.640	2.479	1.672	2.828	4.300	6.083

(b) NN[階差, P-case7, AR(1)]						
size\decay	0	0.001	0.01	0.1	0.5	1
2	1.578	1.579	1.214	1.360	1.596	1.698
5	1.457	1.380	1.316	1.217	1.423	1.235
10	1.432	1.324	1.265	1.159	1.208	1.250
20	1.431	1.167	1.393	1.201	1.228	1.195

(c) NN[対数階差, 0-case5, AR(1)]						
size\decay	0	0.001	0.01	0.1	0.5	1
2	0.716	0.969	1.611	4.073	6.003	5.995
5	0.905	1.154	1.684	3.983	6.005	5.985
10	1.181	1.267	1.683	4.017	6.000	5.986
20	1.257	1.368	1.688	4.033	6.002	5.985

(d) NN[階差, 0-case1, AR(0)]						
size\decay	0	0.001	0.01	0.1	0.5	1
2	2.925	0.807	0.865	1.183	1.417	1.987
5	1.902	0.714	0.735	0.873	0.981	1.160
10	1.529	0.815	0.814	0.760	1.074	1.131
20	1.982	0.840	0.717	0.643	0.747	1.043

注) (a) はピーク価格・対数階差、(b) はピーク価格・階差、(c) はオフピーク価格・対数階差、(d) はオフピーク価格・階差の結果である。

のために含めている。

表 A.1 は、それぞれの結果をまとめたものである。本論で用いたハイパーパラメータを基準として、それよりもRMSEが低いケースを明るいセル、高いケースを暗いセルで表している。ピーク価格・オフピーク価格別、対数階差・階差別の4つのいずれにおいても、本論で用いた size = 5、decay = 0.01 よりも、予測精度の高いハイパーパラメータが存在する。特に、(c) のモデルについては、RMSEが1円/kWh近く低下するケースが存在する。したがって、この結果だけを見ても、NN

⁵¹⁾ Hastieほか(2014)では、「通常、隠れユニット数は5~100に設定され、入力変数の次元数や訓練事例の数が多くなるに従って、隠れユニット数も多くしたほう

がよい」(p.458)と書かれているため、本論のモデルは非常に単純なNNモデルであると言えるだろう。

モデルに改善の余地があることは明らかである。さらに、本来であれば、ハイパーパラメータの組み合わせごとに説明変数の選択についても考慮しなければならず、さらに厳密には、付録 B で説明する k 分割交差検証も行うことが望ましい。しかし、それを行う際の計算コストは甚大である。ゆえに本論では行わなかったが、今後、より予測精度の改善を図る上では、検討しなければならない課題である。

付録 B 4 分割交差検証

予測モデルを構築する場合、モデルによって求めたいのは未知のデータであるため、既知のデータについての当てはまりのみを追求しても、過学習の問題が生じ、予測精度は改善しない。そこで、データを学習期間と予測期間に分けて、学習期間でモデルを推定し、そのモデルを使って予測期間のデータを予測して、実際のデータと比較して予測精度を検証するという方法を用いることが一般的である。JEPX スポット市場価格については、月平均で見ると、150 程度のデータが存在するため、本論のように 3 年間 (36 ヶ月) 分を予測期間とする程度であれば、その 3 倍の 110 ヶ月程度の学習期間は確保できる。しかし、それでは不十分

かもしれないし、さらに予測期間を延ばせば、その分学習期間は短くなり、モデルの推定に問題が生じやすくなる。そのような場合に、学習データの数を減らさずに予測精度の検証を行う方法として、k 分割交差検証が有用とされる。

k 分割交差検証の方法は、図 B.1 のようになる。分析データを k 個 (図 B.1 では 4 個) に分割し、そのうちの 1 つを予測データ、それ以外を学習データとする。そうすると、学習データと予測データの組み合わせが 4 つできることになる。次に、それぞれの組み合わせにおいて、学習データでモデルを推定し、予測データで誤差を計算する。この 4 つの組み合わせにおける誤差を平均したものがモデルの予測精度となる。この方法は、分析データを単純に一組の学習データと予測データに分けて分析する場合とは異なり、結果的に、モデルの推定に分析データすべてを用いることができるという長所がある。他方で、同じモデルを k 回推定しなければならないため、その分だけ計算コストは大きくなる。

以下では、オフピーク価格に対する ARIMAX と NN それぞれの対数階差モデルを対象に、交差検証を行う。なお、k の値としては、5 や 10 などが一般的であるが、本論の予測期間が 36 ヶ月であり、分析に使えるデータ数 147 から、 $147/36 \approx$

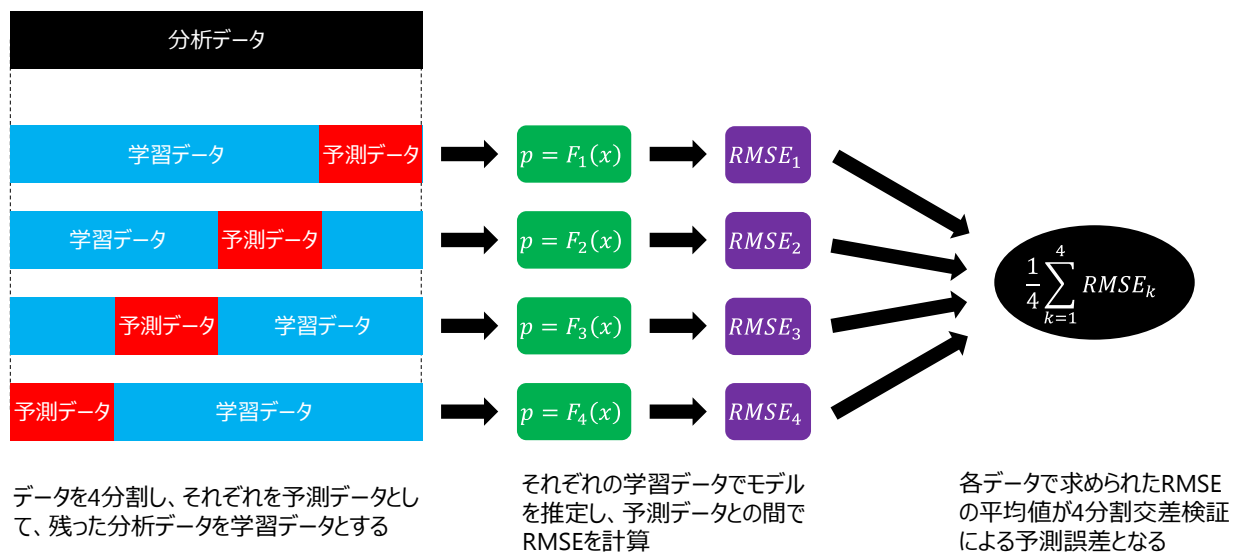


図 B.1 4 分割交差検証による予測誤差の計算方法

表 B.1 4分割交差検証を用いたオフピーク価格の説明変数の組み合わせ別予測精度

説明変数		O-case1	O-case2	O-case3	O-case4	O-case5	O-case6	O-case7	O-case8	
モデル	marfuel	○	○	○	○	○	○	○	○	
	thermal	○	○	○	○	○	○	○	○	
	nuchyd	○	○	○	○	○	○	○	○	
	iip					○	○	○	○	
	hcd			○	○			○	○	
	workday		○		○		○		○	
	md	○	○	○	○	○	○	○	○	
	データ加工	AR 次数	円/kWh	円/kWh	円/kWh	円/kWh	円/kWh	円/kWh	円/kWh	
ARIMAX	対数階差	AR(0)	<u>1.220</u>	1.237	1.222	1.240	1.232	1.242	1.230	1.240
		AR(1)	1.222	1.262	1.224	1.260	1.238	1.258	<u>1.228</u>	1.253
		AR(2)	1.232	1.252	1.233	1.253	1.248	1.261	1.240	1.256
NN	対数階差	AR(0)	<u>1.527</u>	1.534	2.017	2.181	1.553	1.555	2.173	2.237
		AR(1)	1.567	1.589	2.006	2.191	<u>1.632</u>	1.640	2.131	2.300
		AR(2)	1.719	1.730	2.157	2.263	1.742	1.763	2.221	2.315

注 1) ARIMAX については、AR の次数ごとに、最も予測精度の高かった MA の次数の結果を示している。

注 2) RMSE に下線を引いているケースは、表 4.2 において、RMSE が最も低くなっていたケースであり、二重下線を引いているケースは、4 分割交差検証において RMSE が最も低いケースである。

4 となるため、 $k = 4$ として交差検証を行った⁵²⁾。結果は表 B.1 の通りである。表の見方は、表 4.2 と同様であるが、表 4.2 において最も RMSE が低かったケースに下線、4 分割交差検証において最も RMSE が低いケースに二重下線を引いている⁵³⁾。これを見ると、本論で選択された説明変数とは異なり、ARIMAX・NN モデルともに、鉱工業生産指数 (iip) や冷暖房度 (hcd) を考慮しないケースの RMSE が最も低い。ただし、本論で選択されたケースとの差は 0.01~0.1 円程度であり、その影響は軽微なものと言えそうである。また、この結果からは、少なくともオフピーク価格の対数階差系列においては、月平日日数 (workday) を考慮することで予測精度が悪化する傾向が見られる。本論における予測精度が高いケースにおいても workday は選択されなかったが、4 分割交差検証

の結果から見ても、妥当な選択であると言えよう。

⁵²⁾ 厳密には、予測期間を 36 ヶ月としてデータを 4 分割すると 3 ヶ月分が余計になるため、以下の 4 つの期間を予測期間としてデータを分割した。[1] 2014 年 10 月~2017 年 9 月、[2] 2011 年 9 月~2014 年 8 月、[3] 2008 年 8 月~2011 年 7 月、[4] 2005 年 7 月~2008 年 6 月。なお [1] については、本論のデータ分割とまったく同様である。また、NN モデルについては初期値に応じて大きく結果が変わるため、それぞれ 10,000 回の試行計算を行い、その平均値を使っている。これは、[1] から [4]

のそれぞれで RMSE が最も低くなる結果の初期値は異なるため、単にそれを 4 つ集めて平均するよりも、10,000 回の平均値をとった方が、変数選択による影響を適切に捉えられると判断したためである。なお、計算コストがかかるため、試行計算を 50,000 回ではなく 10,000 回としている。

⁵³⁾ 予測期間が異なるため、RMSE の定義は (3) 式とは若干異なることに留意が必要である。

電力中央研究所報告

[不許複製]

編集・発行人 一般財団法人 電力中央研究所
社会経済研究所長
東京都千代田区大手町1-6-1
電話 03 (3201) 6601 (代)
e-mail src-rr-ml@criepi.denken.or.jp

発行・著作・公開 一般財団法人 電力中央研究所
東京都千代田区大手町1-6-1
電話 03 (3201) 6601 (代)

ISBN978-4-7983-1647-5

