

卒業論文中間報告書

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

2023 年 9 月 29 日 提出

指導教員 松橋 隆治 教授

工学部 電子情報工学科

03-220457 吉本 匠

目次

第 1 章	序論	1
1.1	背景	1
1.1.1	電力自由化と電力市場	1
1.1.2	政府のエネルギー政策	1
1.2	JEPX の各市場の特徴	2
1.2.1	一日前市場の役割と詳細	3
1.2.2	時間前市場の役割と詳細	4
1.3	先行研究の紹介	4
1.4	研究の目的	5
第 2 章	手法	6
2.1	時系列モデルの種類	6
2.2	重回帰モデルの概要	7
第 3 章	結果	8
3.1	当日価格を翌日価格の予測値とするモデル	8
3.2	ウィークトレンドに対する重回帰モデル	8
3.3	デイトrendに対する重回帰モデル	9
第 4 章	結論	11
	参考文献	12

第 1 章

序論

1.1 背景

1.1.1 電力自由化と電力市場

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 9 月 8 日時点で登録小売電気事業者数は 732 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。

1.1.2 政府のエネルギー政策

日本政府は 2050 年までのカーボンニュートラルの実現に向けて、第 6 次エネルギー基本計画においてエネルギー政策の道筋を示している [3]。電力部門については、電源構成に占める火力発電比率を引き下げ、再生可能エネルギーを主力電源化することで、温室効果ガス排出量を減らすことを目指している [4]。しかし、火力発電には発電量を調整する力があり発電計画に沿った発電ができるのに対し、再生可能エネルギーは天候によって発電量が左右されるため、天気予報と実際の天気には誤差が生じたりすると発電量は計画値からずれてしまう。従って、火力発電による発電量を減らし再生可能エネルギーによる発電量を増やすという方針は、電力部門から生じる温室効果ガス排出量を減らす代わりに、発電量の不確実性を増やしていると言える。これは後述する JEPX の時間前市場の活性化につながっていると考えられる。

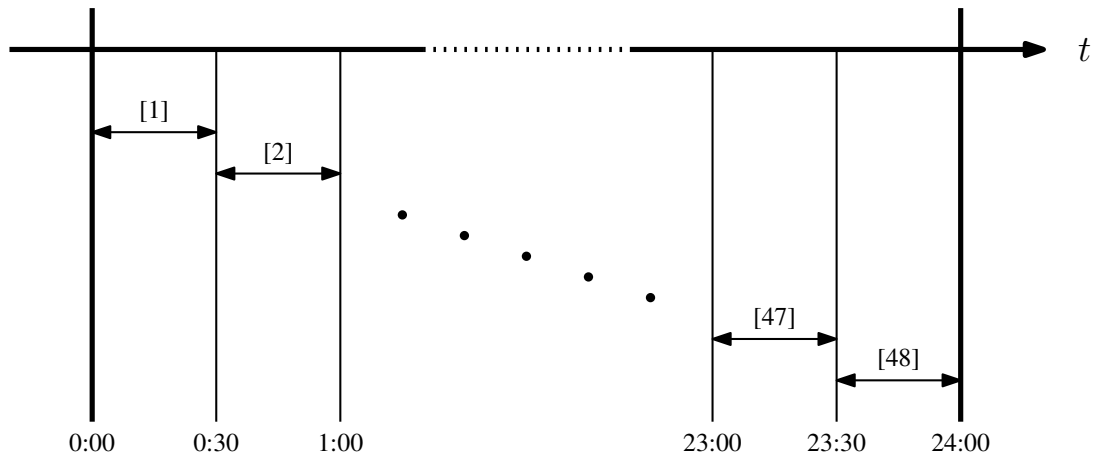


Fig.1.1 時刻コードの振り分け。

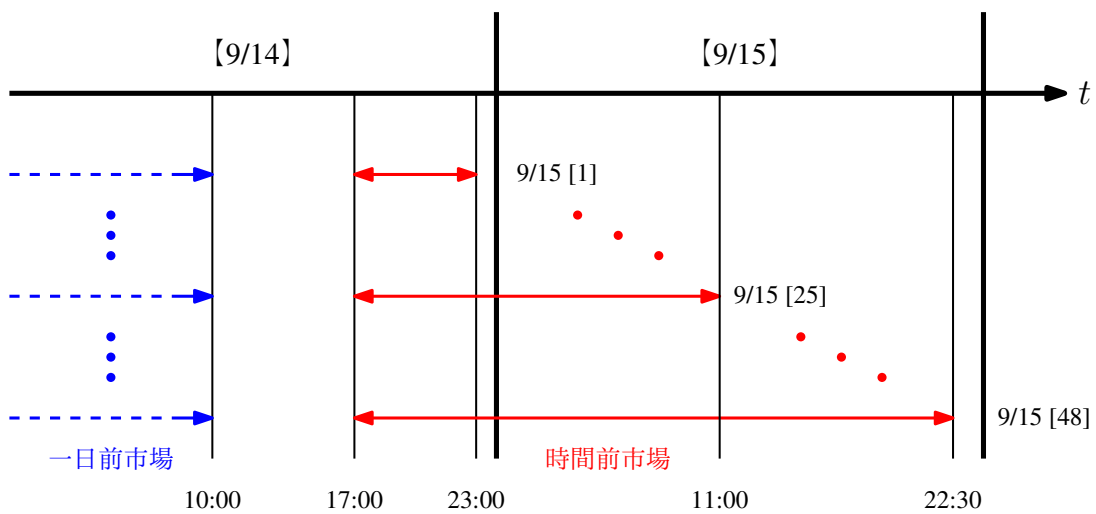


Fig.1.2 9/15 の 48 コマの商品の 2 つの市場における入札受付時間。

1.2 JEPX の各市場の特徴

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。時刻コードは 1 から 48 が存在し、その振り分けを図示すると Fig. 1.1 のようになる。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ており、具体例として Fig. 1.2 では 9/15 の 48 コマの商品について、2 つの市場における入札受付時間の概略を示す。以下で各市場の特徴について述べていく。

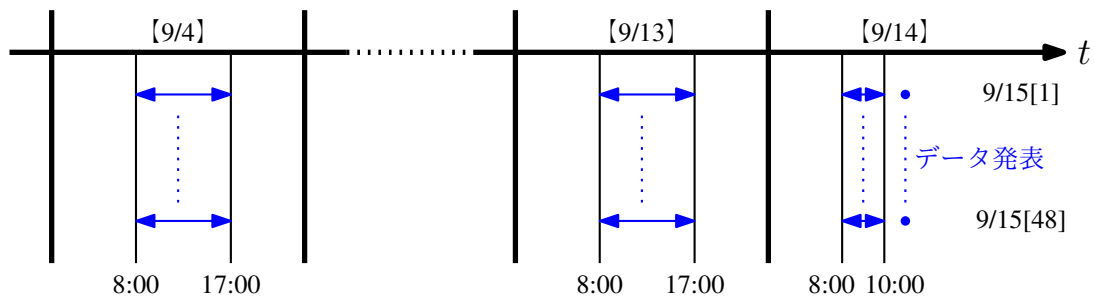


Fig.1.3 9/15 の商品の一日前市場に関する時刻。

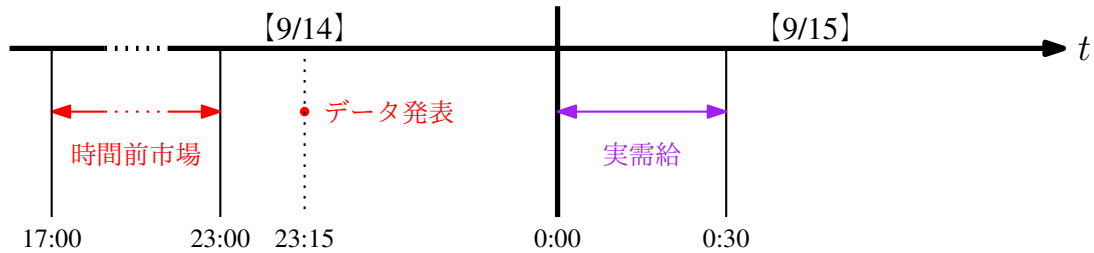


Fig.1.4 9/15 の商品 [1] の時間前市場と実需給に関する時刻。

1.2.1 一日前市場の役割と詳細

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 [5]。

以下では、JEPX の取引ガイド [6] を参照し一日前市場についての情報をまとめる。Fig. 1.3 に示したように、入札受付日は実需給 11 日前から 1 日前までである。入札受付時間は、実需給 1 日前は午前 8 時から午前 10 時、その他の日は午前 8 時から午後 5 時となっている。Fig. 1.2 に示したように、同日の商品であれば入札の締め切りは 1 日前の午前 10 時で同時である。発電事業者は当日の発電計画に応じて売り入札を、小売事業者は当日の需要計画に応じて買い入札をこの期間内に提出する。入札が締め切られた後、全ての入札をもとに需給カーブを作成し、それらの交点で約定価格と量を決定する。入札者は入札した価格によらず、決定された約定価格で売買するシングルプライス方式が採用されている。

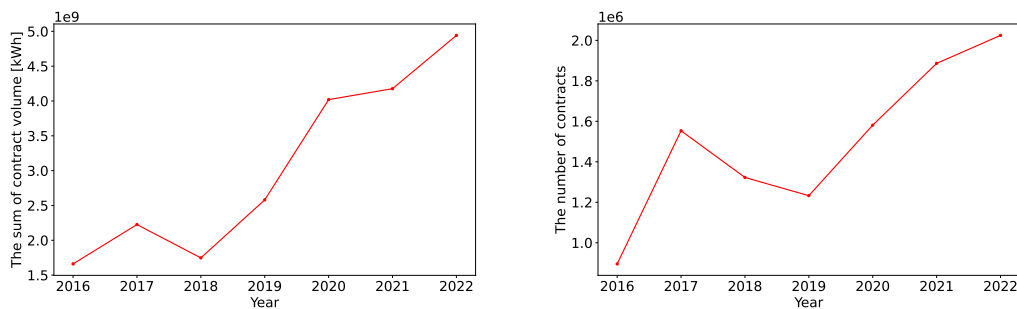
1.2.2 時間前市場の役割と詳細

時間前市場の役割は、一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。

以下では、JEPX の取引ガイド [6] を参照し時間前市場についての情報をまとめる。Fig. 1.2 に示したように、入札受付時間の開始時刻は同日の 48 コマ全ての商品で同時であり、前日 17 時である。終了時刻は商品によって異なり、Fig. 1.4 で示すように実需給開始の 1 時間前となっている。一日前市場と違い取引はザラバ仕法で行われ、入札受付時間において個々の商品価格はリアルタイムで変動する。Fig. 1.4 にあるように、時間前市場の入札受付時間終了の約 15 分後にはザラバ取引の始値、高値、安値、終値、平均、約定量合計、約定件数のデータが発表される。このデータはダウンロード可能であり、その形式については 2 章で述べる。

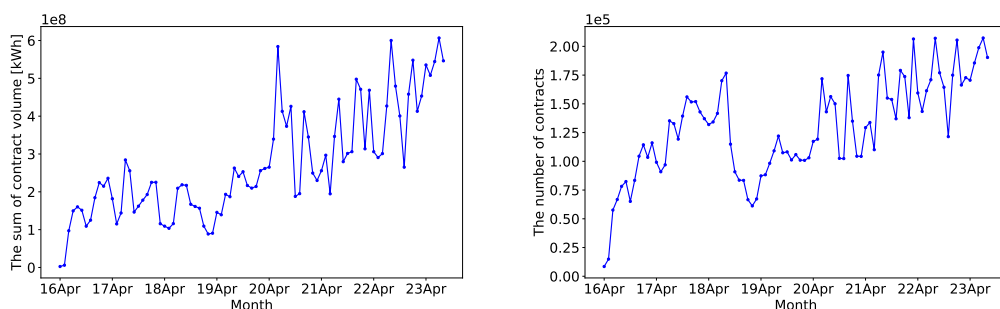
1.3 先行研究の紹介

一日前市場では、全ての商品に対して価格がただ一つに定まり、同日の 48 コマの商品は入札受付時間や約定価格が公表される時刻が統一されている。それに対して時間前市場は、同日の 48 コマの商品の中で入札締切時刻が異なり、入札受付時間では約定価格が変化し続ける。スパースモデルを用いた予測 [7]、電力需給モデルの限界費用による分析 [8] など、一日前市場の価格予測に関する研究は盛んに行われてきているが、上記の市場間の性質の違いよりこれらのモデルをそのまま時間前市場に当てはめることはできない。そして時間前市場の価格予測に関する研究の前例が見られない状況である。



(a) 2016 年度から 2022 年度までの約定量の推移。(b) 2016 年度から 2022 年度までの約定件数の推移。

Fig.1.5 年足で見た時間前市場の約定結果の推移。



(a) 2016 年 4 月から 2023 年 8 月までの約定量の推移。(b) 2016 年 4 月から 2023 年 8 月までの約定件数の推移。

Fig.1.6 月足で見た時間前市場の約定結果の推移。

1.4 研究の目的

Fig. 1.5 では年単位での、Fig. 1.6 では月単位での時間前市場における合計約定量と約定件数の推移を示している。このように時間前市場における取引は増加傾向にあり年々その存在感は増している。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。入札受付時間において商品価格が変動する中で、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、入札戦略を立てるにあたっての基準となり役立つと考えている。

第 2 章

手法

2.1 時系列モデルの種類

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。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 [9]。

AR モデル (AutoRegressive 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。 c は定数、 β_i は回帰係数、 ε_t は t 時点でのノイズ、 σ_ε は ε_t の分散とすると、 p 時点過去までの値を使う $AR(p)$ モデルの一般形は次式で表される。 $p = 1$ のときは単回帰モデル、 $p \geq 2$ のときは重回帰モデルと呼ばれる。

$$y_t = c + \sum_{i=1}^p \phi_i y_{t-i} + \varepsilon_t \quad \varepsilon_t \sim N(0, \sigma_\varepsilon^2)$$

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、 σ_ε は ε_t の分散とすると、 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で表される。

$$y_t = c + \sum_{j=1}^q \theta_j \varepsilon_{t-j} + \varepsilon_t \quad \varepsilon_t \sim N(0, \sigma_\varepsilon^2)$$

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。

$$y_t = c + \sum_{i=1}^p \phi_i y_{t-i} + \sum_{j=1}^q \theta_j \varepsilon_{t-j} + \varepsilon_t \quad \varepsilon_t \sim N(0, \sigma_\varepsilon^2)$$

他にも、ARMA モデルを非定常な時系列データに対して有効にした ARIMA モデル (AR Integrated MA model)、ARIMA モデルに周期性を取り入れた SARIMA モデル (Seasonal ARIMA model) などが存在する。

Table2.1 JEPX の時間前市場のデータ形式

年月日	時刻 コード	始値 (円/kWh)	高値 (円/kWh)	安値 (円/kWh)	終値 (円/kWh)	平均 (円/kWh)	約定量合計 (kWh)	約定 件数
2023/4/1	1	14.79	16.64	5.74	14.68	10.55	157850	77
2023/4/1	2	9.4	14.09	9.3	9.51	12.66	94900	52
2023/4/1	3	11.83	12.94	9.02	9.02	10.82	134550	76
.
2023/8/31	48	16	16	8.63	9.89	13.08	189950	84

2.2 重回帰モデルの概要

現時点の本研究では、時間前市場の平均価格予測をするにあたって複数の重回帰モデルを用意し、その予測を Python 3 で行った。使用するデータとしては、JEPX のホームページ [10] から得られる時間前市場の価格情報を主に利用する。CSV ファイルとしてダウンロードでき Table 2.1 にその形式を記す。目的変数として時刻コード t の商品の平均価格を、説明変数として n 日前の時刻コード t' の商品の平均価格を用いるとき

- 目的変数： $Ave(d, t)$
- 説明変数： $Ave(d - n, t')$

と表現することにする。

重回帰モデルの性能指標としては、決定係数と RMSE を使用する。決定係数 (R^2) は目的変数に対する予測値の説明力を表す指標である。0 から 1 の値をとり、1 に近いほどモデルの性能が高いと言える。 y_i をサンプルの実測値、 \hat{y}_i をサンプルの予測値、 \bar{y} を実測値の平均値、 n をサンプルの個数とすると、決定係数は以下の式で表される。

$$R^2 = 1 - \sum_{i=1}^n \frac{(y_i - \hat{y}_i)^2}{(y_i - \bar{y})^2}$$

RMSE (Root Mean Square Error) は実測値と予測値がどれほど離れているか計算した値であり、値が小さいほどモデルの性能が良いことを示す。誤差の二乗平均に対して平方根を取ることで、二乗した影響を補正している。 y_i をサンプルの実測値、 \hat{y}_i をサンプルの予測値、 n をサンプルの個数とすると、RMSE は以下の式で表される。

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}$$

第 3 章

結果

3 章では、時間前市場における時刻コード 1 の商品に絞り、平均価格予測を行った結果を示していく。まず、従来法の 1 つである当日の価格を翌日の価格に等しいとするモデルの予測結果について記す。ここで得られた結果はモデルの評価基準として用いていく。次に、2 種類の重回帰モデルによる平均価格予測を行った。これら 2 つのモデルの条件と予測結果については以下に記す。

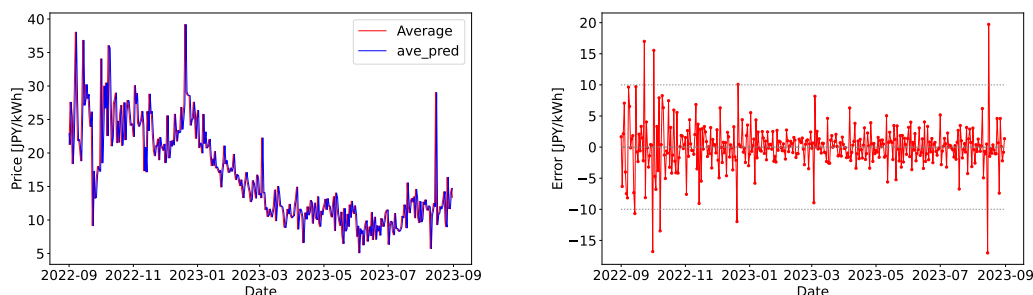
3.1 当日価格を翌日価格の予測値とするモデル

Fig. 3.1(a) では、2022 年 9 月 1 日から 2023 年 8 月 31 日までの時間前市場の時刻コード 1 の商品について、実際の平均価格と予測した平均価格の折れ線グラフを示している。当日の平均価格を翌日の平均価格の予測値として用いるモデルなので、実際の平均価格グラフ（赤の折れ線グラフ）を横軸正方向に 1 目盛移動させたものが、予測した平均価格グラフ（青の折れ線グラフ）となっている。これらの誤差を Fig. 3.1(b) でグラフ化している。このモデルの RMSE を計算すると 3.685 となった。

3.2 ウィークトレンドに対する重回帰モデル

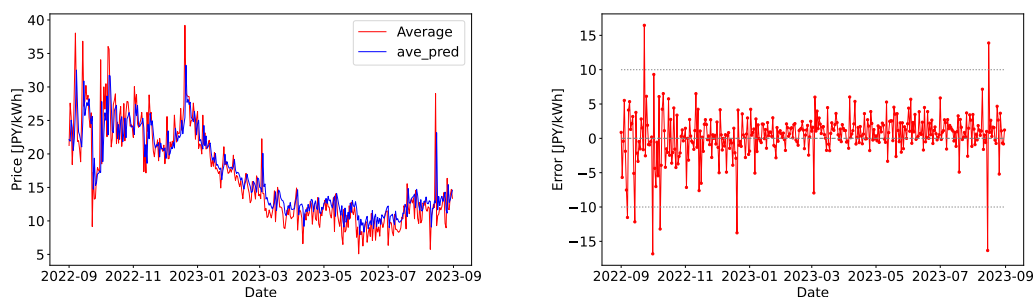
目的変数には $Ave(d, 1)$ を設定した。説明変数には 7 日前から 1 日前の時刻コード 1 の商品の平均価格を使用しており、価格の 1 週間のトレンドを捉える。2021 年 9 月 1 日から 2022 年 8 月 31 日までのデータを学習に使用し、2022 年 9 月 1 日から 2023 年 8 月 31 日までのデータは学習結果の検証に用いた。

実際の平均価格と予測した平均価格を 1 つのグラフにまとめると Fig. 3.2(a) のようになった。これらの差をとりグラフにしたものが Fig. 3.2(b) である。回帰係数を Table 3.1 に記す。予測対象の日に近づくにつれて回帰係数が増加していく傾向が見られる。RMSE は 3.315 となり、前日の平均価格をそのまま予測値として用いるモデルよりは精度が上がっている。



(a) 実際の平均価格と予測した平均価格。 (b) 予測した平均価格から実際の平均価格を引いた誤差。

Fig.3.1 当日価格を翌日価格の予測値とするモデルの予測結果。



(a) 実際の平均価格と予測した平均価格。 (b) 予測した平均価格から実際の平均価格を引いた誤差。

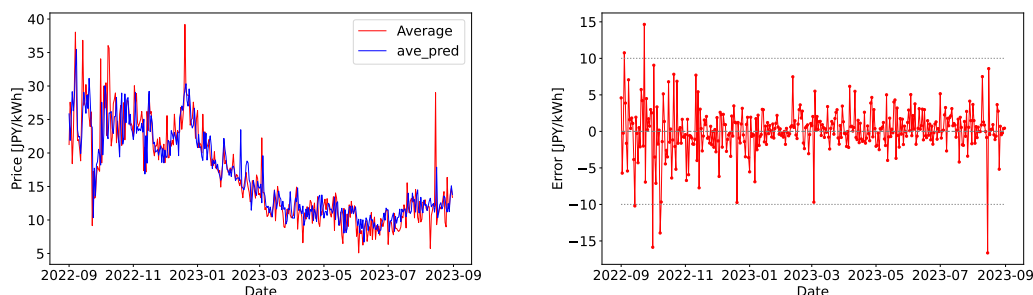
Fig.3.2 ウィークトレンドに対する重回帰モデルの予測結果。

Table3.1 ウィークトレンドに対する重回帰モデルの回帰係数

説明変数	係数	説明変数	係数	説明変数	係数	説明変数	係数
$Ave(d-1, 1)$	0.627	$Ave(d-3, 1)$	0.095	$Ave(d-5, 1)$	0.031	$Ave(d-7, 1)$	0.009
$Ave(d-2, 1)$	0.034	$Ave(d-4, 1)$	0.014	$Ave(d-6, 1)$	0.068	定数項	2.390

3.3 デイトrendに対する重回帰モデル

目的変数には引き続き $Ave(d, 1)$ を設定した。説明変数には、2 日前の時刻コード 37 から 48 の商品、1 日前の時刻コード 1 から 36 までの商品の平均価格を使用しており、価格の 1 日のトレンドを捉える。時刻コード 1 の商品の入札受付開始時刻は 1 日前の 17 時であり、この時刻より前に発表されているデータを使うと上記のような説明変数セットになる。2021 年 9 月 1 日から 2022 年 8 月 31 日までのデータを学習に使用し、2022 年 9 月 1 日から 2023 年 8 月 31 日までのデータは学習結果の検証に用いた。



(a) 実際の平均価格と予測した平均価格。 (b) 予測した平均価格から実際の平均価格を引いた誤差。

Fig.3.3 デイトレンドに対する重回帰モデルの予測結果。

Table3.2 デイトレンドに対する重回帰モデルの回帰係数

説明変数	係数	説明変数	係数	説明変数	係数	説明変数	係数
$Ave(d-2, 37)$	-0.085	$Ave(d-1, 1)$	0.351	$Ave(d-1, 13)$	-0.111	$Ave(d-1, 25)$	0.043
$Ave(d-2, 38)$	0.048	$Ave(d-1, 2)$	-0.026	$Ave(d-1, 14)$	0.062	$Ave(d-1, 26)$	-0.094
$Ave(d-2, 39)$	-0.072	$Ave(d-1, 3)$	0.121	$Ave(d-1, 15)$	-0.008	$Ave(d-1, 27)$	-0.286
$Ave(d-2, 40)$	0.241	$Ave(d-1, 4)$	-0.179	$Ave(d-1, 16)$	-0.017	$Ave(d-1, 28)$	0.031
$Ave(d-2, 41)$	0.070	$Ave(d-1, 5)$	-0.168	$Ave(d-1, 17)$	0.162	$Ave(d-1, 29)$	-0.136
$Ave(d-2, 42)$	-0.294	$Ave(d-1, 6)$	0.460	$Ave(d-1, 18)$	-0.117	$Ave(d-1, 30)$	0.003
$Ave(d-2, 43)$	-0.048	$Ave(d-1, 7)$	-0.081	$Ave(d-1, 19)$	0.017	$Ave(d-1, 31)$	0.245
$Ave(d-2, 44)$	0.162	$Ave(d-1, 8)$	0.029	$Ave(d-1, 20)$	0.017	$Ave(d-1, 32)$	0.031
$Ave(d-2, 45)$	-0.123	$Ave(d-1, 9)$	0.104	$Ave(d-1, 21)$	-0.133	$Ave(d-1, 33)$	0.002
$Ave(d-2, 46)$	-0.215	$Ave(d-1, 10)$	-0.172	$Ave(d-1, 22)$	0.161	$Ave(d-1, 34)$	0.011
$Ave(d-2, 47)$	-0.096	$Ave(d-1, 11)$	0.301	$Ave(d-1, 23)$	0.213	$Ave(d-1, 35)$	0.014
$Ave(d-2, 48)$	0.416	$Ave(d-1, 12)$	0.011	$Ave(d-1, 24)$	-0.095	$Ave(d-1, 36)$	0.098
						定数項	1.753

検証データと予測の結果を1つのグラフにまとめると Fig. 3.3(a) のようになった。予測した平均価格から実際の平均価格を減算しグラフにまとめたものが Fig. 3.3(b) である。回帰係数を Table 3.2 に記す。RMSE は 3.558 となり、前日の価格を予測値として用いるモデルよりは精度が改善しているが、ウィークトレンドに対する重回帰モデルよりは精度が低い。

第 4 章

結論

現時点では、 $Ave(d, 1)$ に対して 1 つの従来法と 2 つの重回帰モデルで価格予測を行った。しかし、JEPX の一日前市場の価格情報 [10] や天気予報データ [11] も時間前市場の価格と関連のある要素であり説明変数となりうるため、これらのデータを用いた重回帰モデルも構築していく必要がある。こうして得られた複数のモデルを融合させて 1 つの学習モデルを生成するアンサンブル学習を行い、さらなる予測精度の改善を目指す。

また、以上は時刻コード 1 の商品に対する予測だったが、最終的には全時刻コードの商品価格の予測を可能にしていく。しかし、時刻コード 1 の入札受付時間は前日 17 時から前日 23 時、時刻コード 48 の入札受付時間は前日 17 時から当日 22 時半となっており、48 個の商品の中で非対称性が存在する。そこで入札受付締め切りの 6 時間前に平均価格予測を出すことを前提として対称性を確保した上で、30 分スロットごとに逐次的に学習を行うモデルを作成していく。

参考文献

- [1] 資源エネルギー庁, 電力システム改革について, 2023 年 9 月 14 日アクセス.
URL https://www.enecho.meti.go.jp/category/electricity_and_gas/electric/electricity_liberalization/pdf/system_reform.pdf
- [2] 資源エネルギー庁, 登録小売電気事業者一覧, 2023 年 9 月 14 日アクセス.
URL https://www.enecho.meti.go.jp/category/electricity_and_gas/electric/summary/retailers_list/
- [3] 資源エネルギー庁, エネルギー基本計画, 2023 年 9 月 14 日アクセス.
URL https://www.enecho.meti.go.jp/category/others/basic_plan/pdf/20211022_01.pdf
- [4] 資源エネルギー庁, エネルギー基本計画の概要, 2023 年 9 月 14 日アクセス.
URL https://www.enecho.meti.go.jp/category/others/basic_plan/pdf/20211022_02.pdf
- [5] 堀内利一, ホリウチトシカズ, 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) 102–116.
- [6] 日本卸電力取引所, 取引概要, 2023 年 9 月 14 日アクセス.
URL <https://www.jepx.jp/electricpower/outline/>
- [7] 金子奈々恵, 井上智弘, スパースモデルを用いた jepx スポット市場価格の予測および要因分析, エネルギー・資源学会論文誌 44 (4) (2023) 160–170.
- [8] 荻本和彦, 岩船由美子, 占部千由, 東仁, 磯永彰, 電力需給モデルの限界費用によるスポット市場価格分析, エネルギー・資源学会論文誌 42 (4) (2021) 185–193.
- [9] AVILEN AI Trend, 定常時系列の解析に使われる arma モデル・sarima モデルとは?, 2023 年 9 月 28 日アクセス.
URL https://ai-trend.jp/basic-study/time-series-analysis/sarima_model/
- [10] 日本卸電力取引所, Jepx 取引市場データ, 2023 年 9 月 14 日アクセス.
URL <https://www.jepx.jp/electricpower/market-data/spot/>
- [11] 気象庁, 気象庁データ, 2023 年 9 月 14 日アクセス.
URL <http://database.rish.kyoto-u.ac.jp/arch/jmadata/>