

東京大学大学院新領域創成科学研究科

人間環境学専攻

平成 30 年度

修士論文

電力小売事業者の
調達計画作成支援システムの開発

2019 年 2 月 7 日提出

指導教員 稗方 和夫 准教授 印

学生証番号 47-176697

宇野 健介

目次

目次.....	I
図目次.....	IV
表目次.....	V
第1章 序論.....	1
1.1 背景.....	2
1.2 目的.....	2
1.3 本論文の構成.....	2
第2章 関連研究.....	4
2.1 はじめに.....	5
2.2 電力取引支援に関する研究.....	5
2.2.1 電力需要予測に関する研究.....	5
2.2.2 電力市場価格予測に関する研究.....	7
2.2.3 不確実性に対応した電力調達計画に関する研究.....	8
2.2.4 本研究の位置付け.....	8
第3章 支援システムの提案.....	9
3.1 はじめに.....	10
3.2 電力取引概要.....	10
3.2.1 電力調達先.....	10
3.2.2 計画値同時同量.....	11
3.2.3 電力調達計画作成.....	12
3.3 利害関係者分析.....	13
3.4 プロセス分析.....	21
3.5 提案する支援システム.....	24
3.6 まとめ.....	25

第4章 支援システムのプロトタイプ作成	26
4.1 はじめに.....	27
4.2 電力需要量の予測	27
4.2.1 使用するデータ	27
4.2.2 使用するアルゴリズム	28
4.2.3 データの整形.....	30
4.2.4 精度の評価	33
4.3 JEPX スポット市場価格の予測.....	35
4.3.1 使用するデータ	35
4.3.2 使用するアルゴリズム	37
4.3.3 データの整形.....	37
4.3.4 精度の評価	38
4.4 電力調達計画支援システム	39
4.4.1 概要	39
4.4.2 調達が必要な電力量の出力	40
4.4.3 各取引での電力価格の出力	41
4.4.4 調達計画案の評価.....	41
4.5 MICROSOFT AZURE を利用したプロトタイプ開発	43
4.6 まとめ	45
第5章 開発システムの検証	46
5.1 はじめに.....	47
5.2 基本的な機能の検証.....	47
5.2.1 概要	47
5.2.2 勾配ブースティング決定木回帰のアルゴリズムによる出力.....	50
5.2.3 Azure のモジュールによる出力結果との比較	66
5.2.4 まとめ.....	69
5.3 支援システムの有効性の検証	69
5.3.1 概要	69
5.3.2 需要の予測精度の検証	69
5.3.3 電力価格の予測精度の検証	74

5.3.4 電力調達計画支援システムの検証	79
5.3.5 まとめ.....	93
第6章 考察	94
6.1 はじめに.....	95
6.2 電力調達計画支援システムの有用性について	95
6.3 電力調達計画支援システムの感度解析	95
6.3.1 概要	95
6.3.2 解析結果.....	96
6.4 予測精度の要因分析.....	97
6.4.1 概要	97
6.4.2 電力需要量予測精度の要因分析	97
6.4.3 電力価格予測精度の要因分析.....	98
第7章 結論	101
7.1 結論.....	102
7.2 今後の展望	102
参考文献.....	103
謝辞.....	107

図目次

Fig. 2-1 決定木回帰において生成される二分木の例[9].....	7
Fig. 2-2 軸に沿った境界により五つの領域に分割された二次元入力空間[9]	7
Fig. 3-1 実需給と取引時期の関係([19]を一部改変).....	11
Fig. 3-2 インバランス調整の仕組み([20]を一部改変)	12
Fig. 3-3 電力業界の SVN.....	19
Fig. 3-4 電力取引のアクティビティ図	23
Fig. 3-5 提案する支援システム	25
Fig. 4-1 Nested cross validation の概要図	34
Fig. 4-2 電源別発電電力量構成比[28]	36
Fig. 4-3 電力調達計画作成支援システムの概要図.....	39
Fig. 4-4 Microsoft Azure が提供するサービス[34]	44
Fig. 4-5 Machine Learning Studio 用いて開発する際の開発画面	45
Fig. 5-1 Azure のモジュールによる 1 本目の決定木の出力結果.....	48
Fig. 5-2 Azure のモジュールによる 2 本目の決定木の出力結果.....	49
Fig. 5-3 Azure のモジュールによる 1 本目の決定木の出力結果(再掲)	67
Fig. 5-4 2017 年 3 月 14 日の電力需要量予測値と実績値	74
Fig. 5-5 2016 年 7 月 13 日の JEPX スポット市場価格予測値と実績値.....	79
Fig. 5-6 支援システムで出力された電力需要量予測値と実績値	84
Fig. 5-7 支援システムで出力されたスポット価格予測値と実績値	87
Fig. 5-8 支援システムで出力された調達が必要な電力量.....	87
Fig. 5-9 支援システムで出力された各取引での電力価格.....	88
Fig. 5-10 ユーザーにより作成された調達計画案と調達計画案での調達コスト ..	90
Fig. 5-11 ユーザーが作成した調達計画案における調達コスト幅と調達コスト平均	92
Fig. 6-1 予測精度の変化による調達コスト幅と調達コスト平均の変化	96
Fig. 6-2 精度要因検証のため作成された電力需要予測の 1 本目の決定木	98
Fig. 6-3 精度要因検証のため作成された電力価格予測の 1 本目の決定木	100

 表目次

Table 3-1 SVN 作成会議への参加者と作成された SVN に含まれる利害関係者	15
Table 3-2 電力業界の利害関係者のリスト	17
Table 3-3 会議の参加者と列挙された非機能要件.....	20
Table 3-4 最終的に列挙された非機能要件	21
Table 3-5 会議の参加者と列挙されたアクティビティ	22
Table 4-1 電力需要量の予測に使用するデータ	28
Table 4-2 1 日の時刻の余弦・正弦ラベル.....	31
Table 4-3 1 年間の日付の余弦・正弦ラベル.....	32
Table 4-4 電力需要量予測のための決定木作成に用いる学習データ	33
Table 4-5 最適化を行う決定木回帰のハイパーパラメータ	35
Table 4-6 電力価格の予測に使用するデータ	37
Table 4-7 電力需要量予測のための決定木作成に用いる学習データ	38
Table 4-8 調達が必要な電力量の出力で使用する変数	40
Table 4-9 各取引での電力価格の出力で使用する変数	41
Table 4-10 電力調達計画でユーザーが入力する変数.....	42
Table 5-1 検証に用いる学習データ	47
Table 5-2 Gradient Boosting のアルゴリズム検証に用いる設定値	48
Table 5-3 Azure のモジュールによる 2 本の決定木を用いた予測の出力結果	49
Table 5-4 基本的な機能の検証項目	50
Table 5-5 $J = 1, j = 1$ の時の二乗誤差と Q_j	50
Table 5-6 $J = 1, j = 1$ の時の $x(1)$ でソートした際の $Ljdn$	52
Table 5-7 $J = 1, j = 1$ の時の $x(2)$ でソートした際の $Ljdn$	53
Table 5-8 $J = 1$ の時の $Q_j + Ljdn$	54
Table 5-9 $m=1, J = 2$ の時の分割条件	54
Table 5-10 $J = 2, j = 1$ の時の二乗誤差と Q_j	55
Table 5-11 $J = 2, j = 2$ の時の二乗誤差と Q_j	55
Table 5-12 $J = 2, j = 1$ の時の $x(1)$ でソートした際の $Ljdn$	55
Table 5-13 $J = 2, j = 1$ の時の $x(2)$ でソートした際の $Ljdn$	56

Table 5-14 $J = 2, j = 2$ の時の $x(1)$ でソートした際の $Ljdn$	56
Table 5-15 $J = 2, j = 2$ の時の $x(2)$ でソートした際の $Ljdn$	56
Table 5-16 $J = 2$ の時の $Qj + Ljdn$	57
Table 5-17 $m=1, J = 3$ の時の分割条件	57
Table 5-18 アルゴリズムを用いて計算された $m=1$ の時の結果	58
Table 5-19 $J = 1, j = 1$ の時の二乗誤差と Qj	58
Table 5-20 $J = 1, j = 1$ の時の $x(1)$ でソートした際の $Ljdn$	59
Table 5-21 $J = 1, j = 1$ の時の $x(2)$ でソートした際の $Ljdn$	60
Table 5-22 $J = 1$ の時の $Qj + Ljdn$	61
Table 5-23 $m=1, J = 2$ の時の分割条件	61
Table 5-24 $J = 2, j = 1$ の時の二乗誤差と Qj	62
Table 5-25 $J = 2, j = 2$ の時の二乗誤差と Qj	62
Table 5-26 $J = 1, j = 1$ の時の $x(1)$ でソートした際の $Ljdn$	63
Table 5-27 $J = 2, j = 1$ の時の $x(2)$ でソートした際の $Ljdn$	64
Table 5-28 $J = 1$ の時の $Qj + Ljdn$	65
Table 5-29 $m=1, J = 3$ の時の分割条件	65
Table 5-30 アルゴリズムを用いて計算された $m=2$ の時の結果	66
Table 5-31 アルゴリズムを用いて計算された $m=1$ の時の結果(再掲)	67
Table 5-32 アルゴリズムを用いて計算された $m=2$ の時の結果(再掲)	68
Table 5-33 Azure のモジュールによる 2 本の決定木を用いた予測の出力結果(再掲)	68
Table 5-34 電力需要量予測のための決定木作成に用いる学習データ	70
Table 5-35 電力需要予測精度の評価のためのデータセットの分割の仕方	70
Table 5-36 電力需要予測の最適化を行うハイパーパラメータの範囲	71
Table 5-37 電力需要予測の Nested cross validation で精度の評価結果	72
Table 5-38 電力需要予測精度検証の妥当性の確認における前提	73
Table 5-39 電力価格予測のための決定木作成に用いる学習データ	75
Table 5-40 電力価格予測精度の評価のためのデータセットの分割の仕方	75
Table 5-41 電力価格予測の最適化を行うハイパーパラメータの範囲	76
Table 5-42 電力価格予測の Nested cross validation で精度の評価結果	77
Table 5-43 JEPX スポット市場価格予測精度検証の妥当性の確認における前提	

.....	78
Table 5-44 電力調達計画支援システムの検証における前提	80
Table 5-45 電力需要量の予測のためのユーザーによる入力	82
Table 5-46 スポット価格予測のためのユーザーによる入力	85
Table 5-47 ユーザーが作成した調達計画案の入力	89
Table 6-1 解析で入力する計画案.....	95
Table 6-2 変更していく RMSE 値.....	96
Table 6-3 電力需要量予測精度の要因分析のための学習データ	97
Table 6-4 電力需要量予測精度の要因分析のためのハイパーパラメータ	98
Table 6-5 電力価格予測精度の要因分析のための学習データ	99
Table 6-6 電力価格予測精度の要因分析のためのハイパーパラメータ	99

第1章 序論

1.1 背景.....	2
1.2 目的.....	2
1.3 本論文の構成.....	2

1.1 背景

電力小売全面自由化が行われ、発電・送電設備を持つ電気会社だけでなく、一般の企業も電力取引が可能となり、電力小売事業者の小売電力市場でのシェアは増え続けている[1]。小売事業者は購入時期と活用用途の異なる複数の取引先から電力を調達する必要がある。また、小売全面自由化と同時に導入された計画値同時同量制度[2]の下では、電力小売事業者は実需給前に需要・調達計画を提出し、計画値を超える需要が発生すると、ペナルティを支払う必要がある。こうした困難性を持つ電力小売業務のサポートとして、電力需要予測[3]や電力市場価格予測[4]など様々な情報システムの導入が検討されており、個々の情報システムの性能改善の研究が進められている。個々の情報システムの性能改善も重要であるが、電力取引業務プロセスを踏まえ、個々の情報システムの電力取引支援への貢献度合いを考慮した上で、支援システムを開発することが重要である。

1.2 目的

本研究では、電力小売事業者の電力取引を支援するシステムの開発を行う。具体的には、調達が必要な電力量と電力取引価格の提示を行い、ユーザーが入力する調達計画案を電力調達コストで評価することで、電力調達計画作成を支援する。

ケーススタディでは、開発システムの基本的な機能の検証を行った後に、そのシステムが電力小売事業者の意思決定支援のために活用できることを示す。

1.3 本論文の構成

本論文の構成を示す。

第2章では、本研究に関連する研究事例を挙げ、本研究の位置付けについて述べる。

第3章では、電力小売事業者へ向けた電力取引の支援システムの提案を行う。

第4章では、提案する支援システムのプロトタイプを作成する。

第5章では、開発システムの検証を行う。

第6章では、開発した支援システムについて考察する。

第7章では、結論と今後の展望について述べる

第2章 関連研究

2.1 はじめに.....	5
2.2 電力取引支援に関する研究.....	5
2.2.1 電力需要予測に関する研究.....	5
2.2.2 電力市場価格予測に関する研究.....	7
2.2.3 不確実性に対応した電力調達計画に関する研究.....	8
2.2.4 本研究の位置付け.....	8

2.1 はじめに

本章では、まず電力小売事業者に対して、電力取引の支援のために導入が進められている情報技術の研究事例について概説する。それらを踏まえて、本章の最後に本研究の位置付けについて述べる。

2.2 電力取引支援に関する研究

2.2.1 電力需要予測に関する研究

Laurinec ら[5]は顧客をクラスタリングした後に、ランダムフォレストなどの予測手法を用いて個人顧客の電力需要量を予測している。周期性のあるデータの特徴を回帰木に学習させるため、1日の各タイムステップごとのラベルを(2.1)、1週間の各曜日のラベルを(2.2)のように正弦、余弦の形で表現し、学習させている。

$$\left(\sin\left(\frac{2\pi jt}{48}\right), \cos\left(\frac{2\pi jt}{48}\right) \right)_{j=1}^{ds} \quad (2.1)$$

$$\left(\sin\left(\frac{2\pi jt}{7}\right), \cos\left(\frac{2\pi jt}{7}\right) \right)_{j=1}^{ws} \quad (2.2)$$

Papadopoulos ら[6]は、季節 ARIMA モデル(SARIMA)、外生変数付き季節 ARIMA モデル(SARIMAX)、ランダムフォレスト、勾配ブースティング決定木回帰を用いて電力需要の予測を行っており、その精度を比較している。比較の結果、勾配ブースティング決定木回帰を用いた時の二乗誤差和が最も低いことを示している。Wang ら[7]は、複数の回帰モデルを組み合わせることで確率的電力需要予測の精度を向上させている。Mayrink ら[8]は、指数平滑法と勾配ブースティング決定木回帰を組み合わせた電力需要予測手法を提案している。また提案手法を指数平滑法と重回帰を組み合わせたモデル、指数平滑法とニューラルネットワークを組み合わせたモデルと比較し、提案手法の有用性を検証している。Kim ら[9]は、線形回帰、勾配ブースティング線形回帰、勾配ブースティング決定木回帰を用いて家庭の電力使用量を予測し、その精度を比較している。比較の結果、勾配ブースティング決定木

回帰を用いた時の二乗誤差和が最も低いことを示している。Kimら[9]の使用した決定木回帰の基本的なアルゴリズム[10]を以下に示す。

i 次元の変数 $(x^{(1)}, \dots, x^{(i)}, \dots, x^{(d)})$ とラベル t からなる N 個の訓練標本が与えられたとする。葉ノードを $\tau = 1, \dots, |T|$ と番号付け、葉ノード τ は入力空間の領域 \mathcal{R}_τ を表し、 N_τ 個のデータ点を持つとすると、領域 \mathcal{R}_τ に対する予測値は(2.3)で与えられる。

$$y_\tau = \frac{1}{N_\tau} \sum_{x_n \in \mathcal{R}_\tau} t_n \quad (2.3)$$

決定木の葉構造は以下のアルゴリズムで作成される。

- (1) i 次元の値でソートする。
- (2) n 番目と $n + 1$ 番目の訓練標本の間を分離するように閾値を設定し、二乗誤差和 $Q_\tau(T)$ を計算する。 $Q_\tau(T)$ は(2.4)に示す式で求める。

$$Q_\tau(T) = \sum_{x_n \in \mathcal{R}_\tau} \{t_n - y_\tau\}^2 \quad (2.4)$$

- (3) $i = 1, \dots, d$ 次元に対して誤差を計算し、分離した際の誤差が最小となるような変数と閾値を決定する。
- (4) 新たな葉を作成し、(1)~(3)を葉が T になるまで繰り返す。

決定木回帰においては、Fig. 2-1に示すような二分木が最終的に得られるが、これはFig. 2-2に示すような二次元入力空間の軸に沿った境界による分割を意味する。

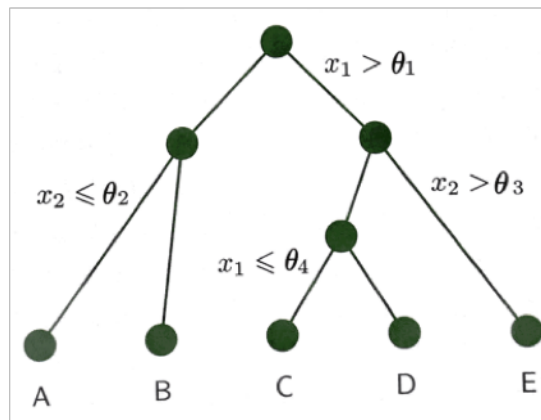


Fig. 2-1 決定木回帰において生成される二分木の例[9]

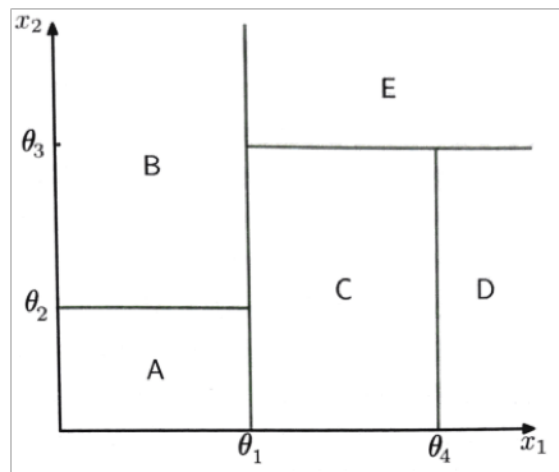


Fig. 2-2 軸に沿った境界により五つの領域に分割された二次元入力空間[9]

2.2.2 電力市場価格予測に関する研究

Gonzálezら[11]は、電力価格予測を決定木をベースとした CART、Bagging、Random Forests を用いて行い、精度を比較している。また電力価格予測に重要な変数として電力需要量と燃料価格を挙げている。板羽ら[12]は 1 ステップ先の電力価格を予測するために、前処理クラスタリングとニューラルネットワークを組み合わせる手法を提案している。提案手法によりスパイクなどの非線形な価格変動にも対応している。Feijooら[13]は、クラスタリングアルゴリズムとサポートベクターマシン、サポートベクターリグレッションを組み合わせた手法で電力価格の予測をしている。

2.2.3 不確実性に対応した電力調達計画に関する研究

最所ら[14]は電力市場価格の推移を平均回帰特性とジャンプ過程を持つ確率微分方程式モデルで表現し、市場価格の不確実性に応じた調達コストを計算している。また市場価格の不確実性が高い場合には、自前発電設備と相対契約を利用することで、調達コストを抑えることができることを論じている。林ら[15]は、電力市場のスポット価格を平均回帰性と価格スパイクが考慮された Vasicek モデルを用いて表現し、モンテカルロシミュレーションによって、相対契約価格に対する年間の期待利益およびリスクを定量的に評価し、最適な相対契約価格を算出する手法を提案している。高森ら[16]は JEPX を利用せず、複数の供給者から前日と当日の2段階の調達で電力を調達する電力小売事業者を想定し、需要側の不確実性と再生可能エネルギー発電による供給側の不確実性に対応する戦略立案のためのモデルを示している。モデルでは前日における意思決定項目として、前日購入の有無、予備容量契約の有無、ディマンドリスpons契約の有無を挙げている。

2.2.4 本研究の位置付け

困難性を持つ電力小売業務の支援のために行われている、電力需要予測、電力市場価格予測、電力調達計画立案などの、個々の業務プロセスを支援する研究について説明した。

個々の業務プロセスの性能改善も重要であるが、電力取引業務のプロセス全体を踏まえて、支援システムを開発することが重要である。以上を踏まえ、本研究では電力取引業務プロセスを踏まえた電力取引支援システムの開発を行う。第3章では、電力取引業務を分析した後、分析に基づいて支援システムの提案を行う。第4章では、提案した支援システムのプロトタイプを作成する。

第3章 支援システムの提案

3.1 はじめに.....	10
3.2 電力取引概要.....	10
3.2.1 電力調達先	10
3.2.2 計画値同時同量	11
3.2.3 電力調達計画作成.....	12
3.3 利害関係者分析	13
3.4 プロセス分析.....	21
3.5 提案する支援システム	24
3.6 まとめ	25

3.1 はじめに

本章では、まず電力取引の概要について述べた後、電力業界の利害関係者分析と電力取引のプロセスを分析する。分析結果をもとに、電力小売事業者に対して、電力取引を支援するシステムの提案をする。

3.2 電力取引概要

3.2.1 電力調達先

自社での発電設備を持たない電力小売事業者が電力を調達する場合、相対取引、Japan Electric Power Exchange(JEPX)、常時バックアップを利用して電力を調達する。相対取引は会社間で1対1で取り決めた特別な料金での契約に基づく取引である。JEPXには先渡市場、スポット市場(一日前市場)、時間前市場(当日市場)がある[18]。先渡市場では、将来の特定期間(1年間・1ヶ月間・1週間)に受け渡しを約束する電気をザラ場で取引する。スポット市場は、翌日に受渡する電気の取引を行う市場であり、一日を30分単位に区切った48商品について取引を行う。約定方式はブラインド・シングルプライスオークションであるため、入札時には他の参加者の入札状況が見ることができず、約定価格より低い価格で入札した場合電力を購入することができない。時間前市場はスポット市場で翌日に受渡する電気の取引がなされた後、実際の受渡までの間に不測の発電不調や需要急増などの翌日計画策定後の不測の需給ミスマッチに対応するための市場である。約定方式は、ザラ場を採用している。常時バックアップとは、「適正な電力取引についての指針」に基づき、旧一般電気事業者が新規参入者に対して、継続的に電力の卸供給を行うことを指す。新電力会社が電力を売る際に、安定で低コストな電力を一定量供給できないときに常時バックアップを受けることができる。電力の調達先は実需給と取引時期との関係やその形態により、その役割が異なり、一般に実需給より遠くなるほどリスクヘッジの観点から、近くなるほど経済的電源調達の観点から活用される。実需給と取引時期の関係を Fig. 3-1 に示す。

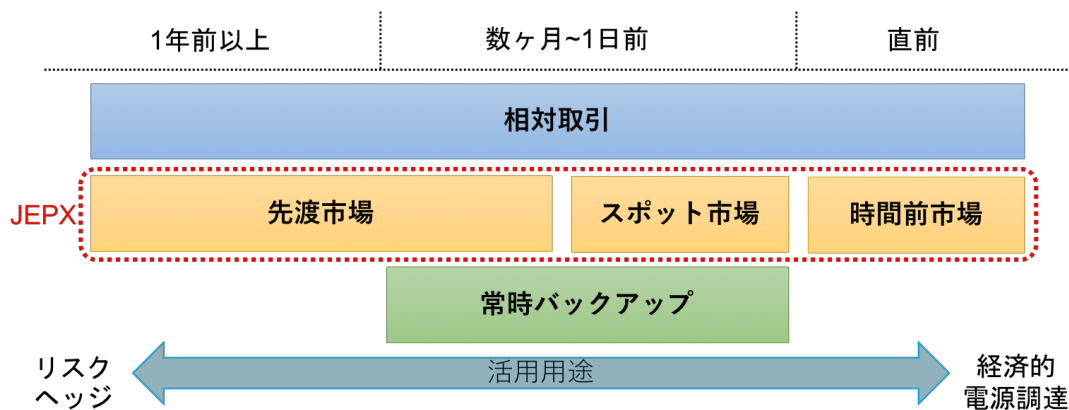


Fig. 3-1 実需給と取引時期の関係([19]を一部改変)

相対取引は1年以上前から直前まで利用可能であり、リスクヘッジ、経済的電源調達の両面で活用用途がある。先渡市場は数ヶ月前まで利用可能でありリスクヘッジの面で活用用途がある。スポット市場は1日前、時間前に電力調達が可能であり、経済的電源調達の面で活用用途がある。常時バックアップは数ヶ月前から数日前まで利用可能であり、リスクヘッジ、経済的電源調達の両面で活用用途がある。

3.2.2 計画値同時同量

電力は一般的な財物と異なり、容易に貯蔵することができないため、常に需要と供給を一致させる必要がある。この需給バランスを確保するための仕組みとして、2016年4月の小売全面自由化を機に、計画値同時同量制度が導入された。この制度の下では、発電事業者と電力小売事業者はそれぞれ実需給前に発電計画と需要・調達計画を広域機関に提出する必要がある。提出する計画は、年間計画、月間計画、週間計画、翌日計画、当日計画などがある。提出した計画と実際の発電・需要実績に差分(インバランス)がある場合、一般送配電事業者が調整力電源を用いて調整する。調整に要する費用については、卸電力取引所における市場価格をベースとしたインバランス料金を通じて回収される。事前にインバランス料金を予見されるのを防ぐため、事後的にしか判明しない、調整項を設けており、前日段階の発電や需要の計画を事業者が遵守するインセンティブを持たせている。計画値同時同量制度の下における、インバランス調整の仕組みを Fig. 3-2 に示す。

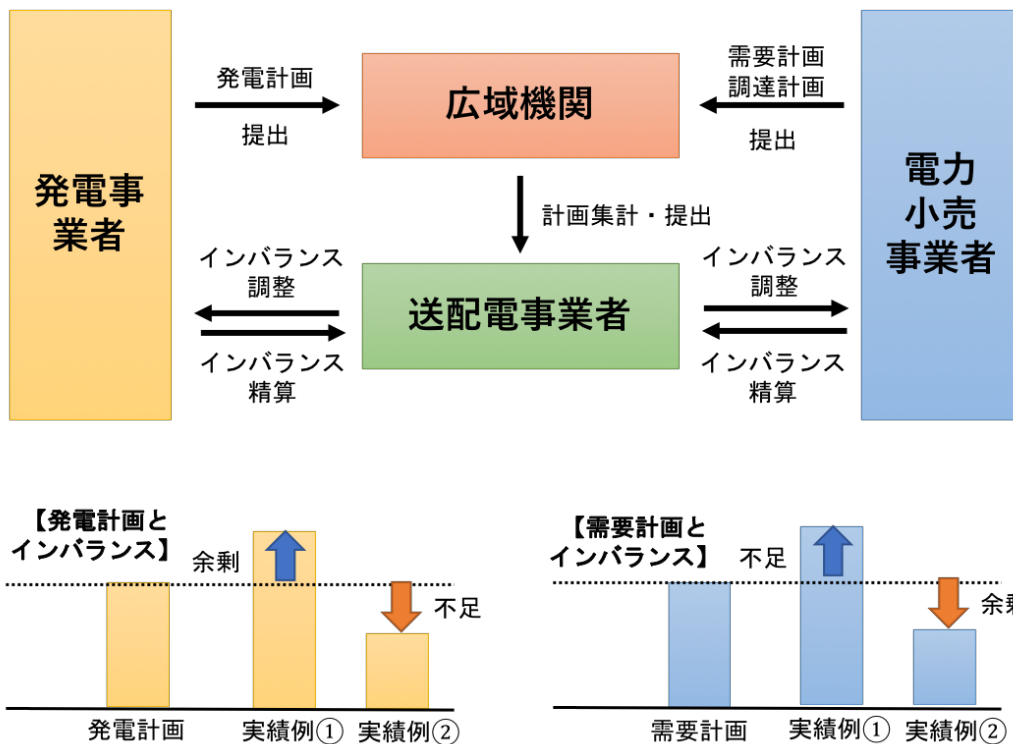


Fig. 3-2 インバランス調整の仕組み([20]を一部改変)

発電計画より発電実績値が少ない場合には、発電事業者から送配電事業者に対してインバランス清算を行う。需要計画よりも需要実績値が大きい場合には、電力小売事業者から送配電事業者に対してインバランス清算を行う。

3.2.3 電力調達計画作成

小売事業者は電力調達計画作成と呼ばれる、需要予測をもとに各調達先からの調達量を決定する作業を行う。実需要の1年以上前~2日前には過去の実績値をベースに月間の需要予測を行い、相対取引、常時バックアップ、先渡市場からの調達量を決定していく。2日前にはより精度の高い需要予測とスポット価格の予測により、相対取引、常時バックアップ、スポット市場での調達量を決定する。当日には顧客の需要量を監視しつつ、調達量が足りない場合は、時間前市場、もしくはバランシンググループ内の他の小売事業者から電力を調達する。最終的に需要に対して調達量が足りない場合は、インバランス精算する必要がある。小売事業者はインバランスを避けつつ、より安い調達先から電力を調達する必要があるため、より正確な需要量予測と電力取引価格の予測・把握が求められる。

3.3 利害関係者分析

利害関係者分析では、対象とするプロジェクトの利害関係者とその関係性を明確にする。Sutherland[21]は定性的な利害関係者モデルと Stakeholder value network(SVN)を提案している。本論文は利害関係者分析をする方法として SVN を利用する。SVN は以下の手順で作成される。

- 1.利害関係者のリストを作成する
- 2.利害関係者間の価値の流れを記入する

まず、利害関係者のリストを作成する。利害関係者は製品またはプロジェクトに直接的に、もしくは間接的に関わるは、人あるいは組織のことである[22]。SVN 上では利害関係者を長方形で表現する。

次に利害関係者間の価値の流れを記入する。価値は費用に対する便益として定義される。便益は利害関係者によって、その価値と重要性が判断される。利害関係者のニーズや期待が他の人々によって満たされると、便益が得られる。SVN 上では価値の流れを矢印で表現する。

SVN 作成の手順に従って電力業界についての SVN を作成した。SVN の作成にあたり、電力業界について詳しい専門家との複数回の会議を行なった。SVN 作成の会議の参加者と作成された SVN に含まれる利害関係者を Table 3-1 に示す。2017/5/22 に作成した SVN では、システムメソッドの専門家 1 人により、文献調査から把握可能な、政府、発電事業者、送電事業者、JEPX、電力小売事業者、情報システム会社、電力需要家など、最低限の利害関係者の列挙が完了している。次に 2017/5/29 に作成した SVN では、2017/5/22 に作成した SVN をもとに、システムメソッド[17]の専門家をさらに 1 人加え、分析を行なった。そのため利害関係者の分析がより詳細になっている。具体的には、電力小売事業者を、電力を調達し、需要家に販売している電力事業部と需要家に対して電力以外のサービスを提供しているその他の事業部とに分解した。電力小売り自由化以降、携帯電話会社やガス会社なども電力小売り事業に参入しており、携帯電話料金やガス料金プランとセットにした電気料金などを提供している。そのような小売り事業者の電力供給以外のサービスを需要家に提供している事業部を、その他の事業部としている。また需要家を、工場やビルなどのような高圧の電力を求める、高圧電力需要家と、一般家庭のような低圧の電力を求める低圧電力需要家の 2 つに分けた。低圧電力需要家は高圧電力需要家と異なり、電力供給以外のサービスを受けることもある。以上のように、2017/5/29 の SVN では電力小売事業者と需要家の分析が

より詳細になった。次に、2017/6/6のSVNでは、2017/5/29に作成したSVNをもとに、電力業界について詳しい専門家4人を新たに加えた計6人によりSVNを作成した。電力業界に詳しい専門家を新たに加えているため、電力業界特有の利害関係者に関する分析がより詳細になっている。具体的には、電力広域的運営推進機関(広域機関)とバラシググループ内電力小売事業者という新たな利害関係者が列挙された。広域機関は電力需給バランスの安定化のため、発電事業者、送電事業者、電力小売事業者に対して監視を行っている。バラシググループとは電力調達量が需要を上回る自体を防ぐために作られる電力小売事業者同士でグループである。グループの中で電力供給不足が起きそうなどときには、互いに電力を補完しあうことで、調達量の調整を行う。以上のように2017/6/6のSVNでは、電力業界特有の利害関係者である広域機関と、バラシググループ内電力小売事業者という新たな利害関係者を加えた。

Table 3-1 SVN 作成会議への参加者と作成された SVN に含まれる利害関係者

日付	参加者	SVN 内の利害関係者
2017/5/22	システムメソッドの専門家 2 人	Government, Power transmission company, Old power producer, New power producer, JEPX, Information service providers, New power supplier, Consumer of electricity
2017/5/29	システムメソッドの専門家 2 人	Government, Power transmission company, Old power producer, New power producer, JEPX, Information service providers, Power industry division in power supplier, Other division in power supplier, Consumer of electricity(high voltage power), Consumer of electricity(low voltage power)
2017/6/6	システムメソッドの専門家 2 人 電力業界について詳しい専門家 4 人	Government, Power transmission company, Old power producer, New power producer, JEPX, Information service providers, Power industry division in power supplier, Other division in power supplier, Consumer of electricity, Consumer of electricity(high voltage power), Consumer of electricity(low voltage power), OCCTO, Power supplier in balancing group

次に完成した SVN に含まれる利害関係者のリストを Table 3-2 に示す。政府は電力ビジネスの安定化のため、発電事業者、一般送配電事業者、電力小売事業者に対して規制や補助を行っている。一般送配電事業者は供給区域内で送電線、変電所などを維持、運用

し、需要家のもとへ電力を送り届けることが主な業務である。電力インフラの安定化のため電力事業の自由化以後も、国から認可を受けた旧一般電気事業者(北海道電力・東北電力・東京電力・北陸電力・中部電力・関西電力・中国電力・四国電力・九州電力・沖縄電力)のみが、送配電業務を行うことができる。旧発電事業者とは、電力事業の自由化以前から電力の発電・販売が認められていた、旧一般電気事業者(北海道電力・東北電力・東京電力・北陸電力・中部電力・関西電力・中国電力・四国電力・九州電力・沖縄電力)のことを指す。新興発電事業者とは電力事業の自由化以降に電力の発電・販売が認められ、新規参入した企業を指す。JEPX は電力事業の自由化に伴い設立された電力取引市場である。JEPX では、発電事業者と電力小売事業者に対して、数ヶ月先の電力を取引する先渡市場、翌日の電力を取引するスポット市場、1 時間後の電力を取引する時間前市場をて提供している。情報システム会社は電力小売事業者に対して、電力小売り業務を支援する情報システムを提供している。電力小売事業者の電力部門では、発電事業者から直接、もしくは JEPX を通して電力調達を行い、需要家に電力を販売している。電力小売事業者のその他の事業部では需要家に対して、電力供給以外のサービスを提供し、付加価値を生み出している。高压電力需要家は工場やビルなどの契約電力が 500kW 以上の需要家である。低压電力需要家は一般家庭などの契約電力が 500kW 未満の需要家である。2016 年に低压電力需要家に対する小売り自由化が完了し、電力小売り全面自由化が完了した。広域機関は電力需給バランスの安定化のため、政府からの管理のもと、発電事業者、一般送配電事業者、電力小売事業者に対して監視を行っている。具体的には、実需給前に発電計画と需要・調達計画を発電事業者と電力小売事業者に提出させ、計画値とズレがある場合にはペナルティーを課す。バランシンググループ内電力小売事業者はバランシンググループ内で実需用に対して調達量が足りない際に互いに電力を融通しあってインバランス料金が発生しないようにしている。

Table 3-2 電力業界の利害関係者のリスト

Stakeholders	Description of stakeholders
Government	Government realizes appropriate and reasonable management of electricity business.
Power transmission company	Power transmission company transmits electric power from power plant to customer.
Old power producer	Old power producer generates electric power by using energy (ex. Thermal power, Hydraulic power, Nuclear power, Solar power). Old power producer is permitted to generates electric power since past time.
New power producer	New power producer generates electric power by using energy (ex. Thermal power, Hydraulic power, Solar power). New power producer is permitted to generates electric power recently.
Japan Electric Power Exchange(JEPX)	Japan Electric Power Exchange(JEPX) is electric power market in Japan.
Information service providers	Information service providers serves to their clients, and customize and integrate new technology into their service to fulfill the needs of customers.
Power industry division in power supplier	Power supplier is permitted to supply electric power with customer recently. Power industry division provide electric power.
Other division in power supplier	Power supplier is permitted to supply electric power with customer recently. Other division provide other service without electric power.
Consumer of electricity(High-voltage)	Consumer of electricity consumes electric power. Contract electric power is over 50kW.
Consumer of electricity(Low-voltage)	Consumer of electricity consumes electric power. Contract electric power is under 50kW.
Organization for Cross-	OCCTO aims to strengthen a stable electricity

regional Coordination of Transmission Operators(OCCTO)	supply system through nationwide and efficient management of electricity supply and demand balancing beyond the conventional supply areas.
Power supplier in balancing group	Balancing group aims to avoid paying imbalance fee to general electric utilities by supplementing electric power with each other when power supply shortage is likely to occur within that group.

完成した電力業界の SVN を Fig. 3-3 に示す。一般に、矢印の色は価値の種類によって4つ存在し、ポリシーと規制は青色、お金は緑色、商品とサービスは紫色、知識と技術は赤色の矢印で表現する。電力小売り事業者の電力事業部は高圧電力需要家と低圧電力需要家に対して電力を供給し、それに対する対価を受け取る。電力小売り事業者のその他の事業部では、電力供給以外のサービスを需要家に対して提供する。情報システム会社は電力小売り事業者に対して、電力取引支援のための情報システムサービスを提供して、それに対する対価を受け取る。バランシンググループ内の電力小売事業者は電力調達が足りない際に、他の電力小売り事業者と互いに電力を融通し合い、融通し合った電力に対して対価を支払う。電力小売り事業者は旧発電事業者と新興の発電事業者から JEPX を通じて電力を調達するか、相対契約という直接2者間でやりとりする取引方法で電力を調達する。また、新しく参入してきた電力小売り事業者に対しては、旧発電事業者から常時バックアップという名で足りない分の電力を購入することができる。発電事業者と電力小売り事業者が電力取引をする際には、JEPX に対して、それぞれ手数料を支払う。JEPX は両者に対して、電力取引サービスを提供する。電力小売り事業者との売買契約が結ばれると、発電事業者は事業者に対して対価を支払い、送配電サービスを受ける。政府は一般送配電事業者に対して送配電事業の許認可を与える。政府は発電事業者、電力小売り事業者、広域機関に対して、法律により規制をする。広域機関は政府の管理の下、発電事業者、電力小売事業者に対して、監視を行う。作成した SVN より電力小売事業者は情報システム会社のシステム支援を受けながら、インバランスが発生しないようにしながら発電事業者や JEPX から電力を調達し、それを需要家に対して提供していることが分かる。

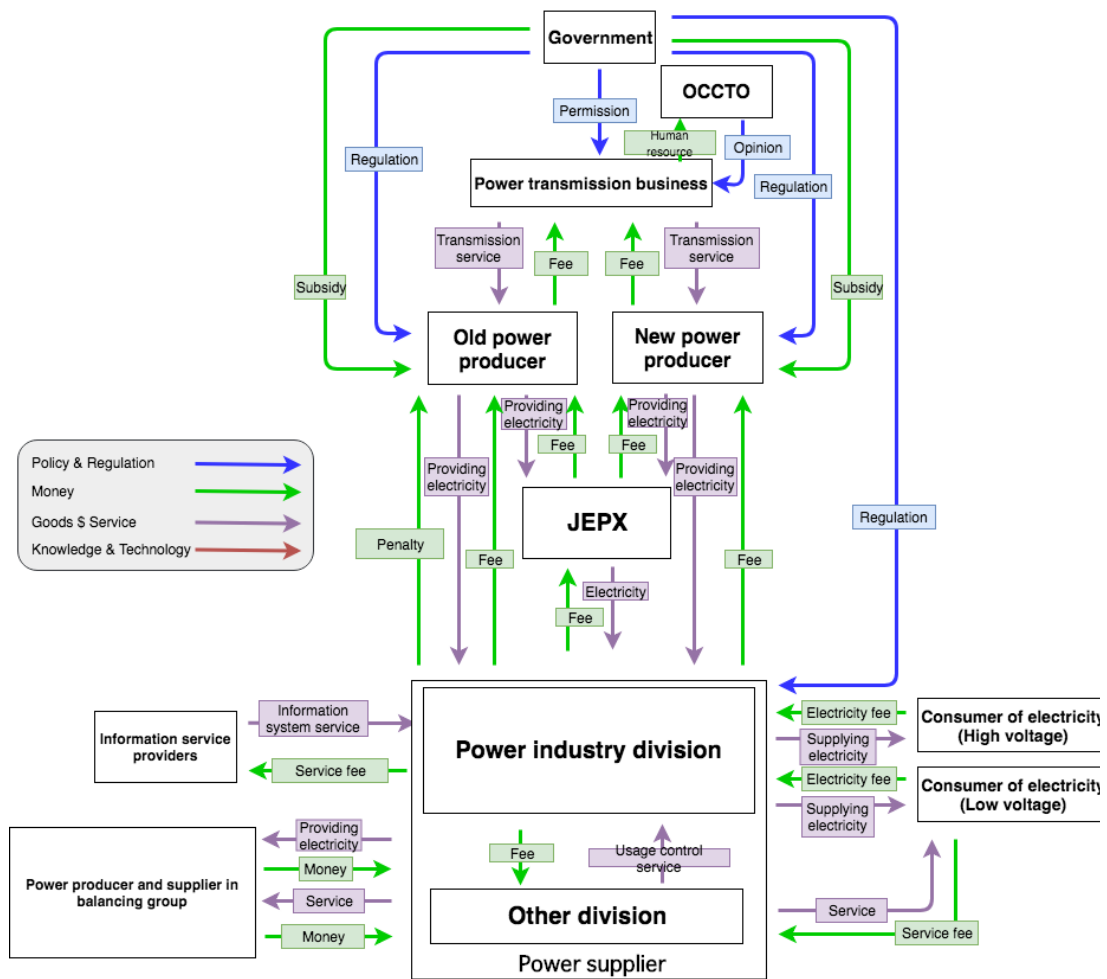


Fig. 3-3 電力業界の SVN

次に電力小売事業者が需要家に対して行なっている、電力を提供するという価値に対する非機能要件を列挙した。非機能要件とは、提供する価値の望まれる特性、性能を示すものである[23]。非機能要件列挙するにあたり、電力業界について詳しい専門家との複数回の会議を行なった。非機能要件列挙のための会議の参加者と、列挙された非機能要件を Table 3-3 に示す。2017/10/3 の会議では、システムメソッドの専門家 1 人と電力業界について詳しい専門家 1 人で会議を行い、電力小売事業者が電力を提供することに対する非機能要件を列挙した。2017/10/3 の会議で列挙した非機能要件をもとに、2017/11/6 の会議では、新たな非機能要件の列挙し、その詳細について話し合った。

Table 3-3 会議の参加者と列挙された非機能要件

日付	参加者	列挙した非機能要件
2017/9/27	システムメソッドの専門家 1 人 電力業界について詳しい専門家 1 人	柔軟性、持続可能性、信頼性、環境性、応答性
2017/10/3	システムメソッドの専門家 2 人 電力業界について詳しい専門家 4 人	電力調達の柔軟性、電力需要への応答性、会社としての持続可能性、電力供給の信頼性、会社のブランド性、電気事業の商習慣への適合性、事務手続きの簡便性、提供コストの安定性

最終的に列挙された非機能要件とその詳細を Table 3-4 に示す。電力調達の柔軟性は、幅広い選択肢の中から電気を調達することができるかを示す。具体的には、JPEX・他の事業者等のうち単独あるいは複数の調達先から、電力を持ってこることが可能かどうかを示す。電力需要への応答性は、調達計画と実需要の不整合を許容するかを示す。具体的には、前日市場後の需要家の需要変化に対応するかを示す。会社としての持続可能性は将来的に会社を経営し続けることが可能かを示す。電力供給の信頼性は、お金さえ払えば電気を滞りなく供給できるか、といった性能を示す。会社のブランド性は、会社としての評判が高いかを示す。具体的には、規模が大きいか、広告等でのイメージは良いか、環境に優しい電気を使用しているかなどで決まる。電気事業の商習慣への適合性は広域機関や電力会社の提示する商習慣と事業との適合する比率を示す。具体的には、余剰電力による仮想通貨のマイニングビジネスなど、従来型電気事業と小売以外の合法と非合法の狭間の事業をしていないかを示す。事務手続きの簡便性は電力を利用する時の事務手続きが簡単かを示す。具体的には、契約の手続きを紙媒体だけではなく電子媒体を用いて行うことができるかを示す。調達コストの安定性は 1kWh ごとの調達コストの価格安定性を示す。具体的には、コストが安く安定している市場から電力を調達しているかを示す。これらの非機能要件を列挙したのち、専門家にとどの性能が電力小売事業者にとって特に重要であるか、といったヒアリングを行った。ヒアリングの結果、調達コストの安定性が電力小売事業者に特に求められる非機能要件

であることが判明した。これらの分析、調査をもとに、本研究における電力小売事業の支援システムでは、電力の調達コストの安定化につながる支援システムの開発を目指すものとする。

Table 3-4 最終的に列挙された非機能要件

非機能要件	詳細
電力調達の柔軟性	幅広い選択肢の中から電気を調達することができるか。
電力需要への応答性	調達計画と実需要の不整合を許容するか。
会社としての持続可能性	将来的に会社を経営し続けるか。
電力供給の信頼性	お金さえ払えば電気を滞りなく供給するか。
会社のブランド性	会社としての評判が高いか。
電気事業の商習慣への適合性	広域機関や電力会社の提示する商習慣と事業との適合する比率。
事務手続きの簡便性	電力を利用する時の事務手続きが簡単か。
調達コストの安定性	1kWh ごとの調達コストの価格安定性。

3.4 プロセス分析

既存の電力取引プロセスを詳細に分析するため、SysML ダイアグラムのアクティビティ図 [24]を用いて表現する。アクティビティ図では連続的なフローの振る舞いをモデリングすることが可能である。角の丸い四角でアクティビティ(処理)を表し、矢印がその遷移を表す。黒丸でフローの開始点を表し、蛇の目の記号でアクティビティの終了点を表す。太い線で複数の処理が平行で行われる箇所の開始と終了を表す。アクティビティ図作成のため、文献調査と電力業界について詳しい専門家との複数回の会議によりアクティビティの列挙を行なった。アクティビティ列挙のための会議の参加者と列挙されたアクティビティを Table 3-5 に示す。2017/9/27 では、システムメソッドの専門家 1 人が電力業界について詳しい専門家 1 人に対して聞き取りを行い、アクティビティを列挙した。2017/9/27 に列挙したアクティビティをもとに、2017/10/3 にはシステムメソッドの専門家 2 人が電力業界について詳しい専門家 4 人に対して、聞き取りを行い、電力の調達に関して、相対取引、常時バックアップ、先渡市場、スポット市場、時間前市場など調達先の詳しい情報が加わった。

Table 3-5 会議の参加者と列挙されたアクティビティ

日付	参加者	列挙されたアクティビティ
2017/9/27	システムメソッドの専門家 1 人 電力業界について詳しい専門家 1 人	電力需要量を予測する、JEPX の価格を予測する、調達先を決定する、顧客分析を行う、電気料金を決定する、電力を販売する
2017/10/3	システムメソッドの専門家 2 人 電力業界について詳しい専門家 4 人	電力需要量を予測する、JEPX の価格を予測する、調達先を決定する、相対取引で電力を調達する、常時バックアップで電力を調達する、先渡市場で電力を調達する、スポット市場で電力を調達する、時間前市場で電力を調達する、顧客分析を行う、電気料金を決定する、電力を販売する

列挙したアクティビティとさらなる文献調査をもとに、アクティビティ図を作成した。作成したアクティビティ図を Fig. 3-4 に示す。まず、電力調達に関するアクティビティでは、年間の調達計画を立てるために、既存の顧客数、過去の需要データなどから、月別の電力需要量を予測する。予測結果をもとに年間の電力調達計画を作成する。電力調達計画作成とはどの取引からどれくらいの電力を調達するのかを決めることである。作成した電力調達計画をもとに相対取引、常時バックアップ、先物市場で電力を調達する。実需要の 2 日前には、2 日後の電力需要量の予測と次の日の JEPX スポット市場価格を予測を行う。電力需要予測の結果と調達済みの電力量からどれだけの電力を調達するのかを決め、スポット市場価格予測結果と他の取引での価格と比較することで、どの取引でどれくらいの割合を調達するのかを決め、電力調達計画を作成する。作成した電力調達計画をもとに相対取引、常時バックアップ、スポット市場で電力を購入する。実需要の当日には、送電事業者から送られてくる電力消費速報値を確認し、電力調達量よりも需要が上回りそうな時は、時間前市場で電力を購入するか、バランシンググループ内の他の電力小売事業者から電力を購入する。次に電力販売に関するアクティビティについて説明する。まずはじめに過去の需要家の電力消費パター

ンを分析し、需要家の消費パターンに合わせた電気料金プランを作成する。その後電気料金プランをもとに、契約電力 500kW 以上の工場やビルなどの高圧電力需要家と契約電力 500kW 未満の一般家庭などの低圧電力需要家と契約を結び電力を販売する。

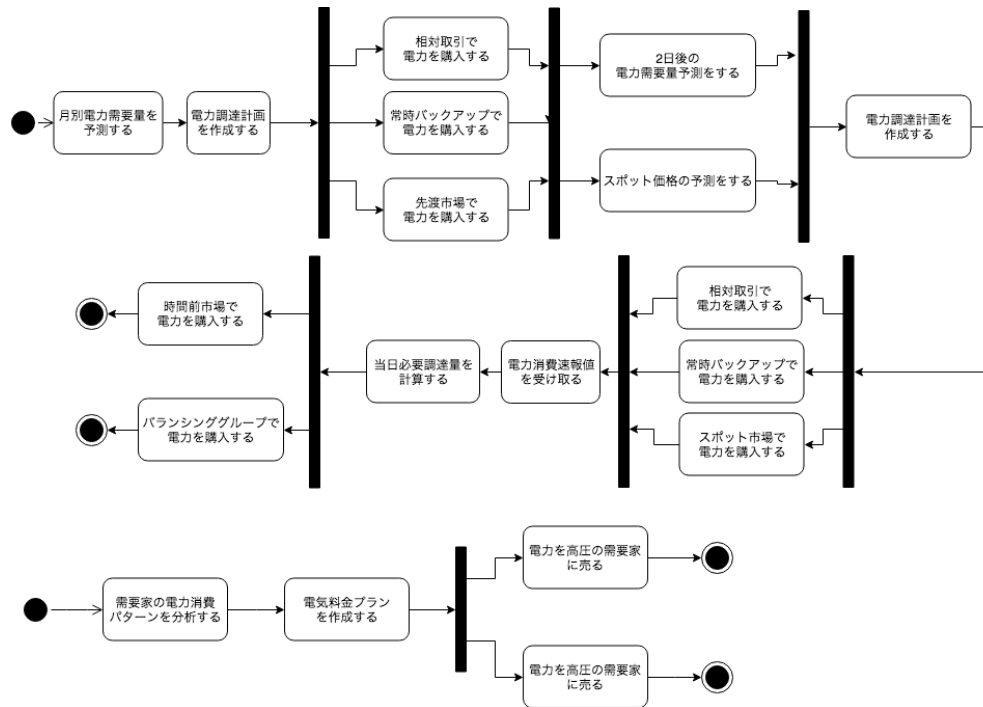


Fig. 3-4 電力取引のアクティビティ図

3.3 で述べた通り、利害関係者分析において、調達コストの安定化が特に重要であるという意見を得ることができた。実需要の数ヶ月前の電力調達計画作成では、月別電力需要量の精度が低いため、調達不足にならないように一定量の電力を調達する電力調達計画の作成になる。この段階では、調達コストの安定化等は考慮されない。一方、実需要直前の電力調達計画作成では、需要量の予測精度が高まり、スポット価格の予測と合わせることで、安い取引先から安定的に電力を調達することが可能になり、調達コストの安定化に繋がる。このことから、本研究では実需要直前の電力調達計画作成に注目する。実需要直前の電力調達計画作成には、その直前でのスポット価格の予測と、電力需要予測が必要である。よって本研究では、それら2つの予測に基づき、電力調達計画案を提示することで、電力小売事業者の調達計画作成の支援を行うシステムを開発する。

3.5 提案する支援システム

提案する支援システムを Fig. 3-5 に示す。提案システムは、スポット価格の予測システム、電力需要量の予測システム、電力調達計画作成支援システムの3つのシステムから構成される。

スポット価格の予測システムでは、過去のスポット価格や過去の気象データ、燃料価格をもとにスポット価格の予測モデルを作成する。作成した予測モデルに、インプットデータとして予測対象日の気象予報データと燃料価格データを入力すると、アウトプットデータとしてスポット価格の予測値が出力される。

電力需要の予測システムでは、過去の電力需要量や過去の気象データをもとに電力需要量の予測モデルを作成する。作成した予測モデルに、インプットデータとして予測対象日の気象予報データを入力すると、アウトプットデータとして電力需要量の予測値が出力される。

調達計画作成支援システムでは、電力需要予測値、スポット価格予測値から調達が必要な電力量と各取引での電力価格を視覚化する。ユーザーは視覚化された情報をもとに、調達計画量と、常時 BU、相対取引の調達量合計値を、調達計画案としてシステムに入力する。支援システムでは、入力された調達計画案に対して、1kWhあたりの調達コスト、調達コストの平均、調達コストの変動幅を設計案に対する評価として出力する。出力結果をもとに、ユーザーは再度入力値を決め、その出力を確認する。この作業を繰り返すことで、ユーザーは最終的な調達計画を意思決定する。

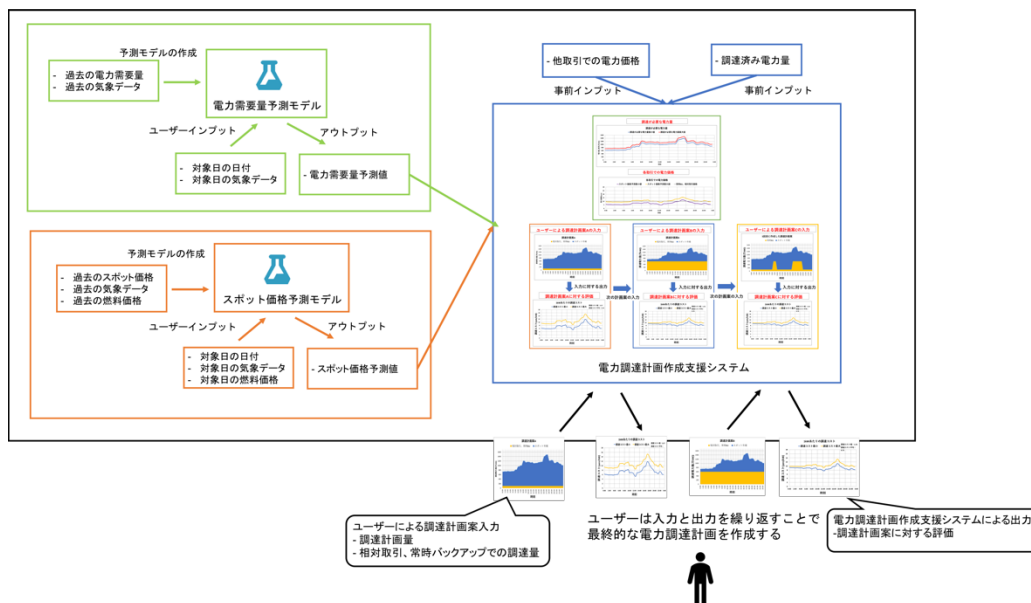


Fig. 3-5 提案する支援システム

3.6 まとめ

本章では電力業界に詳しい専門家とともに電力業界の利害関係者の分析を行なった。分析の結果、本研究で開発するシステムの目的を、電力小売事業者の調達コストの安定化と定めた。次に電力業界に詳しい専門家とともに電力小売りプロセスの分析を行った。分析の結果の基づき、スポット価格の予測と、電力需要予測に基づく、調達が必要な電力量と各取引での電力価格を視覚化と、ユーザーの設計案に対する評価を出力することで、電力小売事業者の調達計画作成の支援を行うシステムを提案した。

第4章 支援システムのプロトタイプ作成

4.1 はじめに.....	27
4.2 電力需要量の予測	27
4.2.1 使用するデータ	27
4.2.2 使用するアルゴリズム	28
4.2.3 データの整形.....	30
4.2.4 精度の評価	33
4.3 JEPX スポット市場価格の予測.....	35
4.3.1 使用するデータ	35
4.3.2 使用するアルゴリズム	37
4.3.3 データの整形.....	37
4.3.4 精度の評価	38
4.4 電力調達計画支援システム	39
4.4.1 概要	39
4.4.2 調達が必要な電力量の出力	40
4.4.3 各取引での電力価格の出力	41
4.4.4 調達計画案の評価.....	41
4.5 MICROSOFT AZURE を利用したプロトタイプ開発	43
4.6 まとめ	45

4.1 はじめに

本章では第3章の Fig. 3-5 に示した、支援システムのプロトタイプを作成する。支援システムでは、ユーザーは視覚化された情報をもとに、調達計画量と、常時 BU、相対取引の調達量合計値を、調達計画案としてシステムに入力する。ユーザーが入力する入力値は 4.4.4 の Table 4-10 で示す。支援システムでは、入力された調達計画案に対して、1kWh あたりの調達コスト、調達コストの平均、調達コストの変動幅を設計案に対する評価として出力する。支援システムが出力する値は、4.4.4 の(4.8)、(4.10)、(4.11)、(4.12)に示す。出力結果をもとに、ユーザーは再度入力値を決め、その出力を確認する。この作業を繰り返すことで、ユーザーは最終的な調達計画を意思決定する。

支援システムに必要な機能として、電力需要量予測の機能について 4.2 で述べ、電力市場価格予測について 4.3 で述べ、電力小売事業者の電力調達計画立案補助の機能について 4.4 で述べ、プロトタイプの作成を行う。

4.2 電力需要量の予測

4.2.1 使用するデータ

電力需要量と気温、湿度、天候などの気象情報は相関が強い[25]ことから、気象情報は電力需要量を予測する際によく使われる。本研究では気象情報を予測の際に用いる入力変数とする。具体的には、気象庁が提供している東京都千代田区の過去の気象データ(気温、相対湿度、日射時間、風速)[26]のうち、1時間ごとに計測されたデータを用いる。予測対象とする電力需要量として、東京電力パワーグリッドが提供している東京電力管轄内の電力需要量のデータ[27]を用いる。こちらも1時間ごとに計測されたデータを用いる。

Table 4-1 電力需要量の予測に使用するデータ

使用するデータ	参照元
気温[°C] 相対湿度[%] 降水量[mm] 日射時間[h] 風速[m/s]	国土交通省気象庁[26]
電力需要量[万 kW]	東京電力パワーグリッド[27]

4.2.2 使用するアルゴリズム

本研究では Papadopoulos ら[6]、Wang ら[7]、Mayrink ら[8]、そして Kim ら[9]を参考に決定木回帰をベースとした、弱学習器を逐次的に構築していく勾配ブースティング決定木回帰を用いて電力価格の予測を行う。

勾配ブースティング決定木回帰について説明する。 d 次元の学習データ入力値 $\{\mathbf{x}_i\}_1^N$ 、学習データ出力値 $\{y_i\}_1^N$ をもとに決定木を作成するとする。作成した決定木では、入力値 \mathbf{x} を与えると、構造のトップにある根ノードからスタートし、各ノードの判定基準に従いながら特定の末端の葉ノード j に落ちていく。葉ノード j が表す領域 \mathcal{R}_j に含まれる学習データ数を $N_{\mathcal{R}_j}$ とし、葉ノード j での予測値 b_j を(4.1)に示す通り、 \mathcal{R}_j 内に含まれる出力値 y の平均値とする。

$$b_j = \frac{1}{N_{\mathcal{R}_j}} \sum_{\mathbf{x}_j \in \mathcal{R}_j} y \quad (4.1)$$

決定木回帰をベースとした決定木回帰をベースとした、弱学習器を逐次的に構築していく Gradient Boosting のアルゴリズムを以下に示す。

- (1)初期値 $f_0(\mathbf{x}) = 0$
- (2) d 次元の学習データ入力値 $\{\mathbf{x}_i\}_1^N$ 、学習データ出力値 $\{y_i\}_1^N$
- (3)For $m = 1$ to M
 - (ア) For $i = 1$ to N
 - ① 残差 $r_{im} = y_i - f_{m-1}(\mathbf{x}_i)$
 - ② 残差 $\{r_{im}\}_1^N$ を学習データ出力値とする m 本目の決定木を作成する。

(イ) $f_m(\mathbf{x}) = f_{m-1}(\mathbf{x}) + \eta b_{jm}$ を更新する。

(4) 予測値 $\hat{f}(\mathbf{x}) = f_M(\mathbf{x})$

上記のアルゴリズムのうち、(3)の(ア)の②に示す決定木の構造を決めるアルゴリズムを以下に示す。 J_{max} は1つの決定木に生成する最大の末端葉ノード数を示す設定値である。

(1) d 次元の学習データ入力値 $\{\mathbf{x}_i\}_1^N$, 学習データ出力値 $\{y_i\}_1^N$

(2) 末端の葉ノード数初期値 $J = 1$

(3) While $J = J_{max}$

(ア) For $j = 1$ to J

① j 番目の末端ノードの予測値と学習データの二乗誤差和 Q_j を求める。

$$Q_j = \sum_{\mathbf{x}_j \in \mathcal{R}_j} \{y - b_j\}^2 \quad (4.2)$$

② j 番目の末端ノードの領域 \mathcal{R}_j 内での新たな分割を考える。

$N_{\mathcal{R}_j} = N_{min}$ ならば終了

For $d = 1$ to D

1. 領域 \mathcal{R}_j 内の学習データを $x^{(d)}$ でソートする。

2. For $n = 1$ to $N_{\mathcal{R}_j} - 1$

(ア) ソートした学習データの n 番目と $n + 1$ 番目の学習データの間を分離した時のにできる新たな領域を $\mathcal{R}_{j-(d,n)}$ 、 $\mathcal{R}_{j-(d,n')}$ とする。二乗誤差和 L_{jdn} は(4.3)に示す式で求める。

$$L_{jdn} = \sum_{\mathbf{x}_{j-(d,n)} \in \mathcal{R}_{j-(d,n)}} \{y - b_{j-(d,n)}\}^2 + \sum_{\mathbf{x}_{j-(d,n')} \in \mathcal{R}_{j-(d,n')}} \{y - b_{j-(d,n')}\}^2 \quad (4.3)$$

(イ) $Q_j + L_{jdn}$ を最小にするノード j において、新たに $x^{(d)}$ の n 番目と $n + 1$ 番目の値の平均値を閾値としてノードを分割する。

(ウ) 末端の葉ノード数更新 $J = J + 1$

4.2.3 データの整形

本研究では周期性のあるデータの特徴を決定木に学習させるため、Laurinceら[5]を参考に1日の時刻のラベルと1年間の日付のラベルを(4.4)、(4.5)のように正弦、余弦の形で表現する。整形したラベルをTable 4-2、Table 4-3に示す。

$$\left(\sin\left(\frac{2\pi i}{48}\right), \cos\left(\frac{2\pi i}{48}\right) \right)_{i=1}^{48} \quad (4.4)$$

$$\left(\sin\left(\frac{2\pi j}{365}\right), \cos\left(\frac{2\pi j}{365}\right) \right)_{j=1}^{365} \quad (4.5)$$

Table 4-2 1日の時刻の余弦・正弦ラベル

Time	Time step (i)	cos θ	sin θ
0:00-0:30	1	0.99144486	0.13052619
0:30-1:00	2	0.96592583	0.25881905
1:00-1:30	3	0.92387953	0.38268343
1:30-2:00	4	0.8660254	0.5
2:00-2:30	5	0.79335334	0.60876143
2:30-3:00	6	0.70710678	0.70710678
3:00-3:30	7	0.60876143	0.79335334
3:30-4:00	8	0.5	0.8660254
4:00-4:30	9	0.38268343	0.92387953
4:30-5:00	10	0.25881905	0.96592583
5:00-5:30	11	0.13052619	0.99144486
5:30-6:00	12	0	1
6:00-6:30	13	-0.1305262	0.99144486
6:30-7:00	14	-0.258819	0.96592583
...
22:30-23:00	46	0.96592583	-0.258819
23:00-23:30	47	0.99144486	-0.1305262
23:30-24:00	48	1	0

Table 4-3 1年間の日付の余弦・正弦ラベル

Date	Date step (j)	cos	sin
4/1	1	0.99985184	0.01721336
4/2	2	0.9994074	0.03442161
4/3	3	0.99866682	0.05161967
4/4	4	0.99763031	0.06880243
4/5	5	0.99629817	0.0859648
4/6	6	0.99467082	0.1031017
4/7	7	0.99274872	0.12020804
4/8	8	0.99053245	0.13727877
4/9	9	0.98802267	0.15430882
4/10	10	0.98522011	0.17129314
4/11	11	0.98212561	0.18822671
4/12	12	0.97874008	0.2051045
4/13	13	0.97506453	0.22192151
4/14	14	0.97110005	0.23867277
...
3/29	363	0.9994074	-0.0344216
3/30	364	0.99985184	-0.0172134
3/31	365	1	0

決定木の作成のため、温度、相対湿度、降水量、日射時間、風速、時間余弦ラベル、時刻正弦ラベル、日付余弦ラベル、日付正弦ラベルの9次元の変数と電力需要量を学習データとして用いる。決定木作成のために用いる学習データを Table 4-4 に示す。

Table 4-4 電力需要量予測のための決定木作成に用いる学習データ

Name	Value			
気温	$x_1^{(1)}$	$x_2^{(1)}$...	$x_N^{(1)}$
相対湿度	$x_1^{(2)}$	$x_2^{(2)}$...	$x_N^{(2)}$
降水量	$x_1^{(3)}$	$x_2^{(3)}$...	$x_N^{(3)}$
日射量	$x_1^{(4)}$	$x_2^{(4)}$...	$x_N^{(4)}$
風速	$x_1^{(5)}$	$x_2^{(5)}$...	$x_N^{(5)}$
時刻余弦ラベル	$x_1^{(6)}$	$x_2^{(6)}$...	$x_N^{(6)}$
時刻正弦ラベル	$x_1^{(7)}$	$x_2^{(7)}$...	$x_N^{(7)}$
日付余弦ラベル	$x_1^{(8)}$	$x_2^{(8)}$...	$x_N^{(8)}$
日付正弦ラベル	$x_1^{(9)}$	$x_2^{(9)}$...	$x_N^{(9)}$
電力需要量	t_1	t_2	...	t_N

4.2.4 精度の評価

本研究では、電力需要量予測の精度の指標に Root Mean SquareError(RMSE)を用いる。RMSE を(4.6)で示す式で表す。

$$RMSE = \sum_{n=1}^N (y_n - \hat{f}_n(\mathbf{x}))^2 \quad (4.6)$$

本研究では、Oppedal ら[30]を参考に Nested cross validation を用いて予測精度の評価を行う。Nested cross validation の概要を Fig. 4-1 に示す。

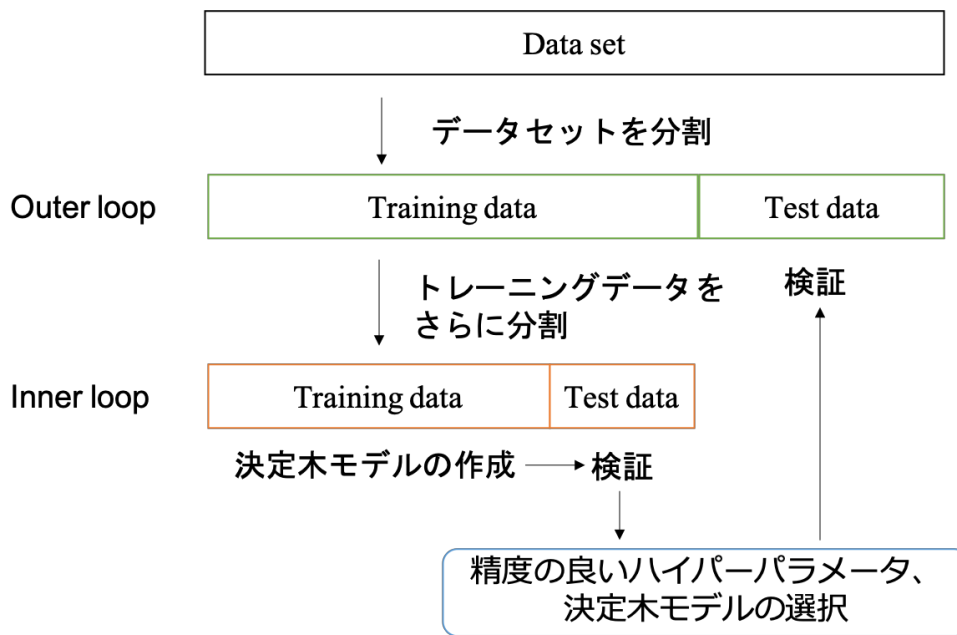


Fig. 4-1 Nested cross validation の概要図

Nested cross validation ではデータセットを Outer loop のトレーニングデータとテストデータに分割する。Outer loop のトレーニングデータをさらに Inner loop のトレーニングデータとテストデータに分割する。Inner loop のトレーニングデータを用いて決定木モデルを作成し、ハイパーパラメータの最適化を行う。範囲を決めてランダムサーチを行い、RMSE を最小とするハイパーパラメータを探索する。Inner loop のテストデータを用いて、作成した決定木モデルと最適化したハイパーパラメータの精度を検証する。検証は Inner loop の全分割パターンについて行う。全分割パターンの中で、最も RMSE が小さくなるハイパーパラメータと決定木モデルを選択し、Outer loop のテストデータを用いて精度を検証する。検証は Outer loop の全分割パターンについて行う。全分割パターンの中で、最も RMSE が小さくなるハイパーパラメータと決定木モデルを用いて予測を行う。最適化するハイパーパラメータを Table 4-5 に示す。

Table 4-5 最適化を行う決定木回帰のハイパーパラメータ

Parameter	Description
Maximum number of leaves per tree, J	1つの木で作成される末端葉ノード数の最大値を示す。数を増やすと精度の向上が期待できる一方で、過学習とトレーニング時間が長くなることの2つのリスクがある。
Learning rate, η	学習率を示し、0から1の間の値で定義する。
Total number of trees constructed, M	作成される決定木の本数を示す。数を増やすと精度の向上が期待できる一方で、過学習とトレーニング時間が長くなることの2つのリスクがある。
Minimum number of samples per leaf node, N_{min}	末端葉ノードに含まれる最小のサンプル数を示す。

Maximum number of leaves per tree は1つの木で作成される末端葉ノード数の最大値を示す。数を増やすと精度の向上が期待できる一方で、過学習とトレーニング時間が長くなることの2つのリスクがある。Learning rate は学習率を示し、0から1の間の値で定義する。Total number of trees constructed は作成される決定木の本数を示す。数を増やすと精度の向上が期待できる一方で、過学習とトレーニング時間が長くなることの2つのリスクがある。Minimum number of samples per leaf node は末端葉ノードに含まれる最小のサンプル数を示す。

4.3 JEPX スポット市場価格の予測

4.3.1 使用するデータ

Gonzalez ら[11]は電力需要量と燃料価格を重要な変数として挙げている。そこで本研究では、需要量予測の際に用いる気象データに加え、発電に必要な燃料の価格をスポット価格を予測する際に用いる入力変数とする。燃料価格としては、Fig. 4-2 に示す通り発電量の

多くを占める石油、石炭、天然ガスの価格を用いる。具体的には、インベスティング・ドットコム [29]が提供している、原油(WTI)先物取引価格、石炭先物取引価格、天然ガス先物取引価格の1日の終値をその日の特徴付けるデータとして用いる。予測対象とする電力需要量として、JEPX[31]が提供しているJEPXスポット価格を用いる。30分ごとに区切られた1日48コマ分のスポット価格のデータである。

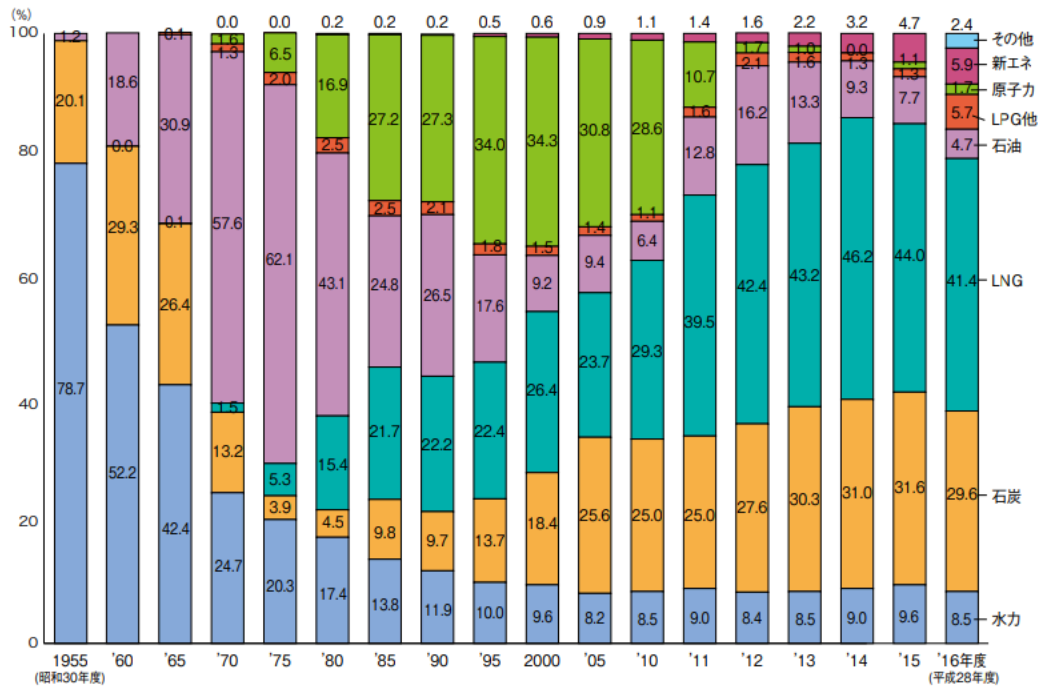


Fig. 4-2 電源別発電電力量構成比[28]

Table 4-6 電力価格の予測に使用するデータ

使用するデータ	参照元
気温[°C] 相対湿度[%] 降水量[mm] 日射時間[h] 風速[m/s]	国土交通省気象庁 HP[26]
原油(WTI)先物取引価格[\$] 石炭先物取引価格[\$] 天然ガス先物取引価格[\$]	インベスティング・ドットコム HP[29]
JEPX スポット価格[円/kWh]	JEPX HP[31]

4.3.2 使用するアルゴリズム

本研究では電力需要量予測と同様に決定木回帰をベースとした、弱学習器を逐次的に構築していく Gradient Boosting を用いて電力価格の予測を行う。アルゴリズムは 4.2.2 と同様である。

4.3.3 データの整形

本研究では周期性のあるデータの特徴を決定木に学習させるため、Laurinec ら[5]を参考に 1 日の時刻のラベルと1年間の日付のラベルを正弦、余弦の形で表現する。整形したラベルは Table 4-2、Table 4-3 と同様である。

決定木の作成のため、温度、相対湿度、降水量、日射時間、風速、原油(WTI)先物取引価格、石炭先物取引価格、天然ガス先物取引価格、時刻余弦ラベル、時刻正弦ラベル、日付余弦ラベル、日付正弦ラベルの 12 次元の変数と JEPX スポット価格を学習データとして用いる。決定木作成のために用いる学習データを Table 4-4 に示す。

Table 4-7 電力需要量予測のための決定木作成に用いる学習データ

Name	Value			
気温	$x_1^{(1)}$	$x_2^{(1)}$...	$x_N^{(1)}$
相対湿度	$x_1^{(2)}$	$x_2^{(2)}$...	$x_N^{(2)}$
降水量	$x_1^{(3)}$	$x_2^{(3)}$...	$x_N^{(3)}$
日射量	$x_1^{(4)}$	$x_2^{(4)}$...	$x_N^{(4)}$
風速	$x_1^{(5)}$	$x_2^{(5)}$...	$x_N^{(5)}$
原油(WTI)先物取引価格	$x_1^{(6)}$	$x_2^{(6)}$...	$x_N^{(6)}$
石炭先物取引価格	$x_1^{(7)}$	$x_2^{(7)}$...	$x_N^{(7)}$
天然ガス先物取引価格	$x_1^{(8)}$	$x_2^{(8)}$...	$x_N^{(8)}$
時刻余弦ラベル	$x_1^{(9)}$	$x_2^{(9)}$...	$x_N^{(9)}$
時刻正弦ラベル	$x_1^{(10)}$	$x_2^{(10)}$...	$x_N^{(10)}$
日付余弦ラベル	$x_1^{(11)}$	$x_2^{(11)}$...	$x_N^{(11)}$
日付正弦ラベル	$x_1^{(12)}$	$x_2^{(12)}$...	$x_N^{(12)}$
JEPX スポット価格	t_1	t_2	...	t_N

4.3.4 精度の評価

本研究では、電力価格予測の精度の指標に Root Mean SquareError(RMSE)を用いる。RMSE は(4.6)で示した式と同様である。

本研究では、Oppedal ら[30]を参考に Nested cross validation を用いて予測精度の評価を行う。Nested cross validation の概要は Fig. 4-1 に示したものと同様である。適化するハイパーパラメータも Table 4-5 に示したものと同様である。

4.4 電力調達計画支援システム

4.4.1 概要

電力調達計画支援システムの概要図を Fig. 4-3 に示す。

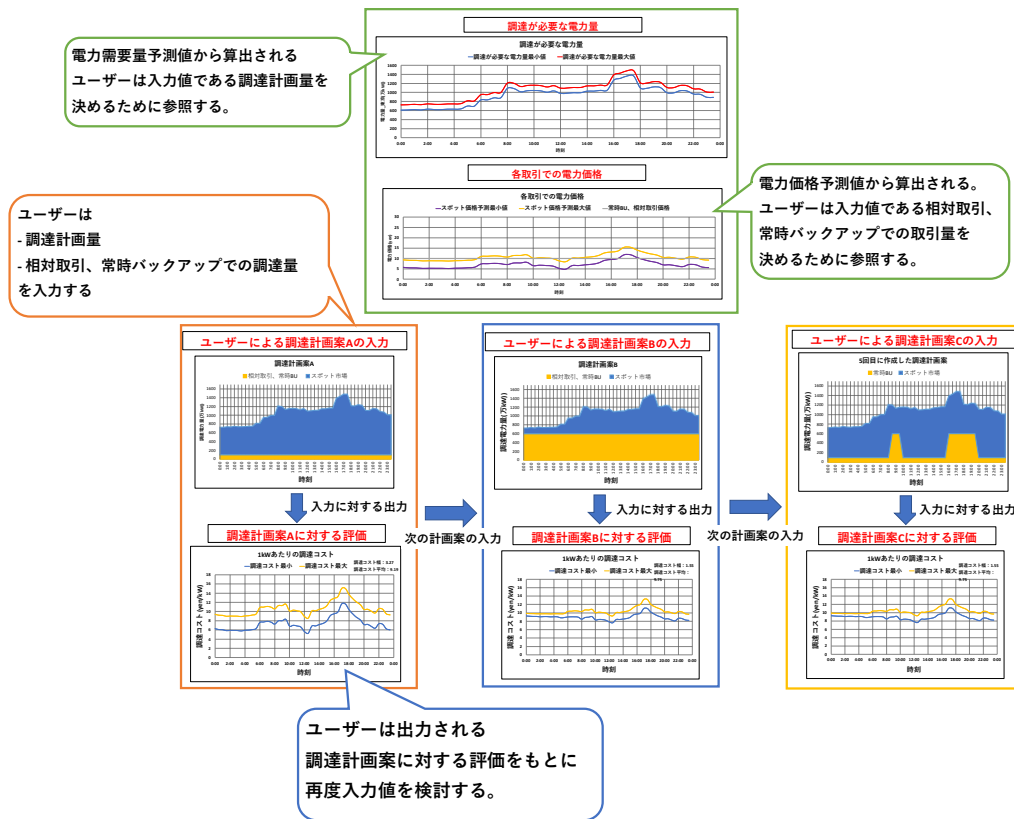


Fig. 4-3 電力調達計画作成支援システムの概要図

支援システムは電力需要量予測値から調達が必要な電力量を出力する。ユーザーは調達計画量を決めるために、調達が必要な電力量を参照する。調達が必要な電力量は電力需要量予測値の誤差分だけ、幅を持たせて表現している。また、支援システムは電力価格予測値から各取引での電力価格を出力する。調達が必要な電力量の出力に関して、4.4.24.4.2で述べる。ユーザーは相対取引、常時バックアップでの取引量を決めるために、各取引での電力価格を参照する。スポット価格は電力価格予測値の誤差分だけ、幅を持たせて表現し

ている。各取引での電力価格の出力に関して 4.4.3 で述べる。ユーザーは調達計画量と相対取引、常時バックアップでの取引量を変更することが可能であり、それが調達計画案となる。入力された調達計画案に対して、1kWh あたりの調達コスト、調達コストの平均、調達コストの変動幅を設計案に対する評価として出力する。出力結果をもとに、ユーザーは再度入力値を決め、その出力を確認する。この作業を繰り返すことで、ユーザーは最終的な調達計画を意思決定する。

4.4.2 調達が必要な電力量の出力

調達が必要な電力量の出力で使用する変数を Table 4-8 に示す。

Table 4-8 調達が必要な電力量の出力で使用する変数

変数	詳細
$D_{n_forecast}$	電力需要量予測値
σ_d	電力需要量予測の RMSE
$D_{n_max} = D_{n_forecast} + \sigma_d$	電力需要量予測最大値
$D_{n_min} = D_{n_forecast} - \sigma_d$	電力需要量予測最小値
P_{n_past}	既に調達済みの電力量
$P_{n_max} = D_{n_max} - P_{n_past}$	調達が必要な電力量最大値
$P_{n_min} = D_{n_min} - P_{n_past}$	調達が必要な電力量最小値

タイムステップ n での電力需要量予測値を $D_{n_forecast}$ 、電力需要量予測の RMSE を σ_d とする。 $D_{n_forecast}$ に σ_d を加えたものを需要量最大値 D_{n_max} と表現し、 $D_{n_forecast}$ から σ_d を引いたものを D_{n_min} と表現する。また、既に調達済みの電力量を P_{n_past} とする。ユーザーは事前に既に調達済みの電力量を入力することが必要である。調達が必要な電力量最大値は D_{n_max} から P_{n_past} を引いたものとして表現することができ、調達が必要な電力量最小値は D_{n_min} から P_{n_past} を引いたものとして表現することができる。 P_{n_max} と P_{n_min} を調達が必要な電力量として出力する。

4.4.3 各取引での電力価格の出力

調達が必要な電力量の出力で使用する変数を Table 4-8 に示す。

Table 4-9 各取引での電力価格の出力で使用する変数

変数	詳細
$S_{n_forecast}$	スポット市場価格予測値
σ_s	電力市場価格予測での RMSE
$S_{n_max} = S_{n_forecast} + \sigma_s$	スポット価格予測最大値
$S_{n_min} = S_{n_forecast} - \sigma_s$	スポット価格予測最小値
A_n	相対取引での電力価格
J_n	常時バックアップでの電力価格

タイムステップ n でのスポット市場価格予測値を $S_{n_forecast}$ 、スポット価格市場予測での RMSE を σ_s とする。 $S_{n_forecast}$ に σ_s を加えたものをスポット価格予測最大値 S_{n_max} と表現し、 $S_{n_forecast}$ から σ_s を引いたものをスポット価格予測最小値 S_{n_min} と表現する。相対取引での電力価格を A_n と表現し、常時バックアップでの電力価格を J_n と表現する。ユーザーは事前に既に相対取引での電力価格と常時バックアップでの電力価格を入力することが必要である。各取引での電力価格として、 S_{n_max} , S_{n_min} , A_n , J_n を出力する。

4.4.4 調達計画案の評価

入力された調達計画案に対して、1kWh あたりの調達コスト、調達コストの平均、調達コストの変動幅を設計案に対する評価として出力する。電力調達計画でユーザーが決める変数を Table 4-10 に示す。

Table 4-10 電力調達計画でユーザーが入力する変数

変数	詳細
x_n	調達計画量
j_n	常時バックアップでの購入量
a_n	相対取引での購入量

調達計画量を x_n と表現する。また常時バックアップでの購入量を j_n と表現し、相対取引での購入量を a_n と表現する。これらの変数はユーザーが自分で変更可能な値であり、これらを決定すると1つの調達計画案となる。ユーザーは、調達が必要な電力量と各取引での電力価格を参考にして、安いもしくは安定した調達コストになるように変数を決める。タイムステップ n での調達コスト最小値 C_{n_min} を(4.7)のように表す。

$$C_{n_min} = a_n \times A_n + j_n \times J_n + (x_n - a_n - j_n) \times S_{n_min} \quad (4.7)$$

相対取引での調達コストと、常時バックアップでの調達コストを計算する。調達計画量から相対取引での購入量と、常時バックアップでの購入量を引いた量が、スポット価格での購入量になる。スポット市場で入札して一番安く約定した場合の価格が S_{n_min} であるため、 S_{n_min} を購入価格とする。それらをすべて足した値が調達コスト最小値になる。また1kWh 調達するのに必要な調達コストの最小値 W_{n_min} を(4.8)で表す。

$$W_{n_min} = \frac{C_{n_min}}{x_n} \quad (4.8)$$

次にタイムステップ n での調達コスト最大値 C_{n_max} を(4.9)のように表す。

$$C_{n_max} = a_n \times A_n + j_n \times J_n + (x_n - a_n - j_n) \times S_{n_max} + (D_{n_max} - x) \times I_{n_max} \quad (4.9)$$

相対取引での調達コストと常時バックアップでの調達コストを計算する。調達計画量から相対取引での購入量と、常時バックアップでの購入量を引いた量が、スポット価格での購入量になる。スポットで市場で一番高く購入した場合の価格が S_{n_max} であるため、 S_{n_max} を購入

価格とする。また、調達計画量より需要量が大きい場合、時間前市場で不足分を調達する必要がある。一般に、時間前市場での約定価格はスポット価格での約定価格との相関関係があり、時間帯ごとにも差があるものの概ねスポット市場約定価格+数円の範囲で推移している[32]。時間前市場の価格最大値を I_{n_max} とし、追加購入量 $D_{n_max} - x$ を購入する際の購入価格とする。また1kWh 調達するのに必要な調達コストの最大値 W_{n_max} を(4.10)で表す。

$$W_{n_max} = \frac{C_{n_max}}{D_{n_max}} \quad (4.10)$$

1日の1kWhあたりの調達コストの平均 $W_{average}$ を(4.11)で表す。

$$W_{average} = \frac{W_{n_max} + W_{n_min}}{2} \quad (4.11)$$

1日の1kWhあたりの調達コストの幅 $W_{deviation}$ を(4.12)で表す。

$$W_{eviation} = W_{n_max} - W_{n_min} \quad (4.12)$$

支援システムは調達計画案としてユーザーが入力した値に対して、(4.8)、(4.10)、(4.11)、(4.12)を出力する。

4.5 Microsoft Azure を利用したプロトタイプ開発

本研究では、開発時間の短縮、デプロイ時間短縮のため、Microsoft Azure[33]を用いてプロトタイプの開発を行う。Microsoft Azure とはマイクロソフト社が提供しているクラウドプラットフォームである。Fig. 4-4 に Microsoft Azure が提供するサービスを示す。

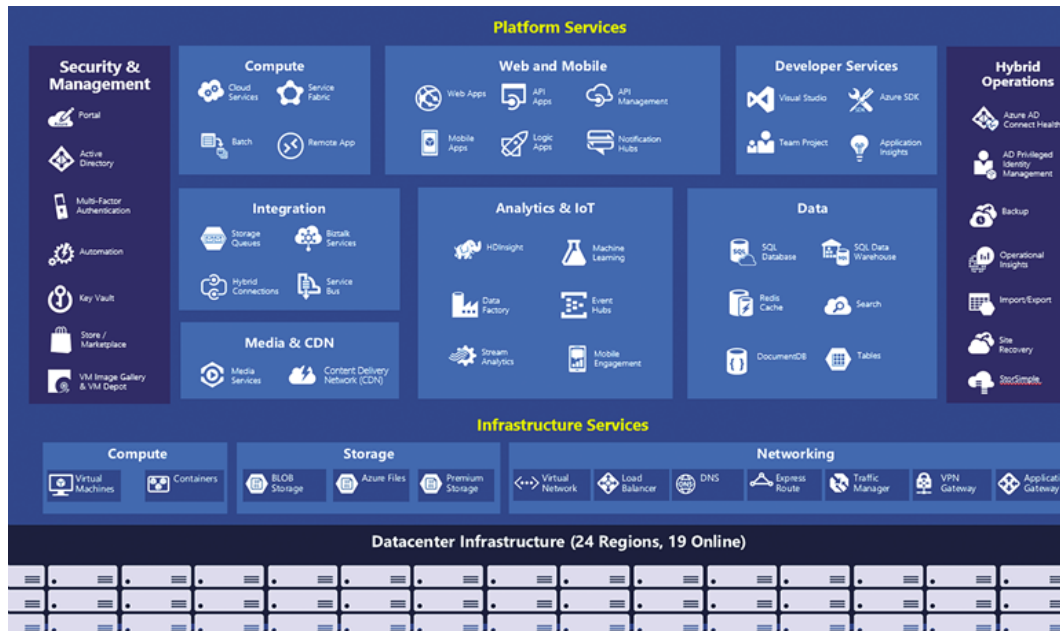


Fig. 4-4 Microsoft Azure が提供するサービス[34]

ネットワーク、ストレージ、データベース、データ分析などの多様なサービスを提供している。

本研究ではこのうち、Machine Learning Studio を使って電力需要量予測システム、電力価格予測システムのプロトタイプを開発する。Machine Learning Studio を用いて開発する際の開発画面を Fig. 4-5 に示す。

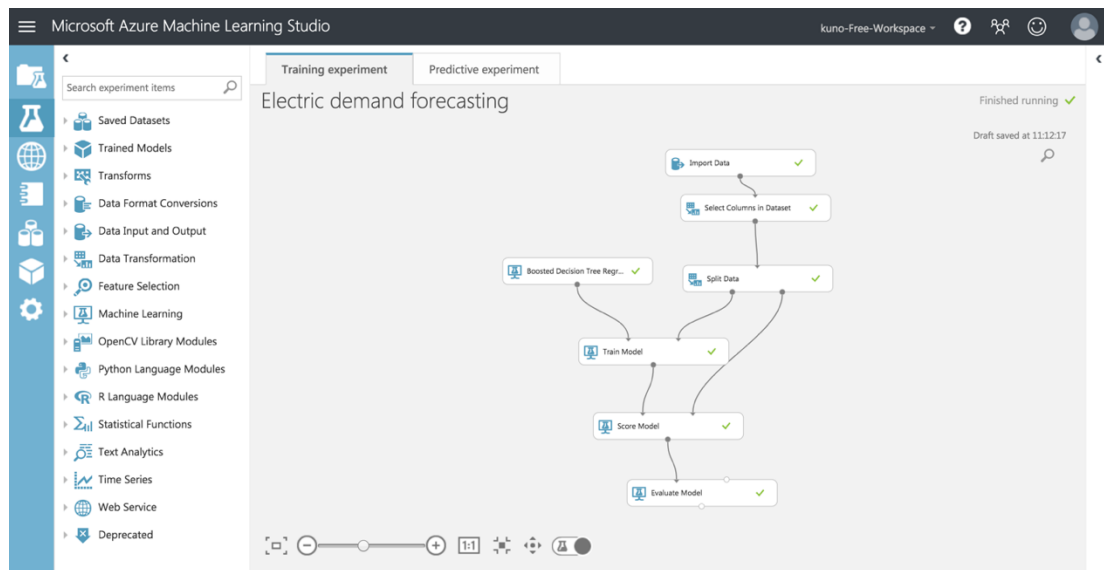


Fig. 4-5 Machine Learning Studio 用いて開発する際の開発画面

Machine Learning Studio は、データを活用した予測分析ソリューションの構築、テスト、デプロイをドラッグ アンド ドロップで行うことができる、コラボレーションに対応したツールである。モジュールと呼ばれるデータに対して実行できるアルゴリズムとデータセットを結ぶことで、予測モデルを作成することができる。Machine Learning Studio には、データの受信機能や、データのトレーニング、スコア付け、検証などに対応したさまざまなモジュールが用意されている。今回は決定木回帰をベースとした、弱学習器を逐次的に構築していく Gradient Boosting を実装するため、Booster Decision Tree Regression のモジュールを用いる。

4.6 まとめ

本章では設計した支援システムの電力需要量予測、電力市場価格予測、電力小売事業者の電力調達計画立案補助の機能についてプロトタイプの作成を行った。

第5章 開発システムの検証

5.1 はじめに.....	47
5.2 基本的な機能の検証.....	47
5.2.1 概要.....	47
5.2.2 勾配ブースティング決定木回帰のアルゴリズムによる出力.....	50
5.2.3 Azure のモジュールによる出力結果との比較.....	66
5.2.4 まとめ.....	69
5.3 支援システムの有効性の検証.....	69
5.3.1 概要.....	69
5.3.2 需要の予測精度の検証.....	69
5.3.3 電力価格の予測精度の検証.....	74
5.3.4 電力調達計画支援システムの検証.....	79
5.3.5 まとめ.....	93

5.1 はじめに

本章では、第4章で開発した支援システムの基本的な機能の検証と支援システムの有効性の検証を行う。

5.2 基本的な機能の検証

5.2.1 概要

4.2.2 に示した決定木回帰をベースとした勾配ブースティング決定木のアルゴリズムによって生成される決定木と Machine Learning Studio の Boosted Decision Tree Regression の Azure モジュールを用いて作成される決定木を比較して、Azure モジュールの挙動の確認を行う。検証に用いる学習データを Table 5-1 に示す。

Table 5-1 検証に用いる学習データ

y	$x^{(1)}$	$x^{(2)}$
0.5	1	2
1.3	3	6
2.4	4	5
3.3	8	4
4.2	12	3
5.1	6	11

また検証に用いる設定値を Table 5-2 に示す。

Table 5-2 Gradient Boosting のアルゴリズム検証に用いる設定値

Parameter	Value
Minimum number of samples per leaf node, J	3
Learning rate, η	0.9
Total number of trees constructed, M	2
Minimum number of samples per leaf node, N_{min}	1

1つの木に生成させる葉ノードを最大3つとする。学習率は0.9とする。生成させる木の数を2本とする。1つの葉ノードに含ませられる最小のデータ数を1とする。

以上の学習データと設定値を条件に、Azure のモジュールで決定木を作成し、作成した決定木に対して学習データの x を入力して予測を行った。作成された1本目の決定木を Fig. 5-1 に示し、作成された2本目の決定木を Fig. 5-2 に示す。

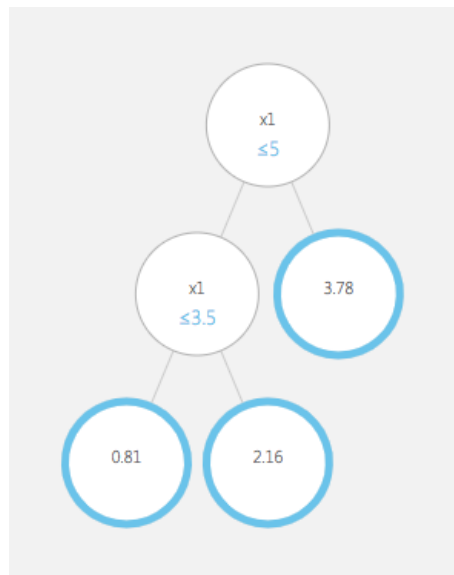


Fig. 5-1 Azure のモジュールによる1本目の決定木の出力結果

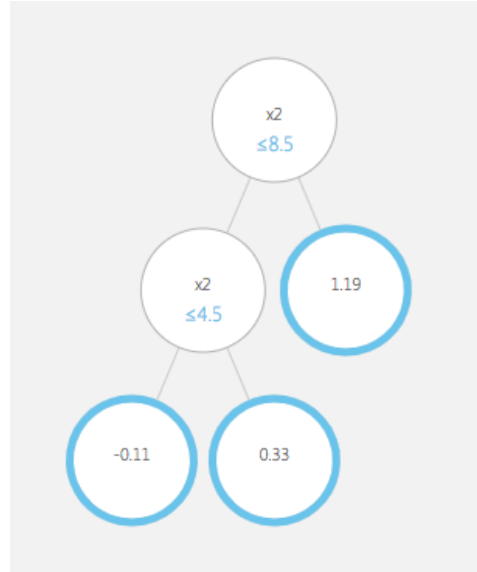


Fig. 5-2 Azure のモジュールによる 2 本目の決定木の出力結果

Azure のモジュールが出力する決定木では、灰色の丸内に領域を分割する変数と閾値が示されている。青色の丸内はその領域内の平均値に学習率をかけた ηb_j が示されている。本検証では、まず Azure に示される領域を分割する変数と閾値、領域内の平均値に学習率をかけた ηb_j が、4.2.2 に示したアルゴリズムで導き出される結果と同じであることを確認する。

次に Azure のモジュールが作成した決定木に対して学習データの x を入力して予測を行った結果を Table 5-3 に示す。

Table 5-3 Azure のモジュールによる 2 本の決定木を用いた予測の出力結果

$x^{(1)}$	$x^{(2)}$	予測値	y
1	2	0.70	0.5
3	6	1.14	1.3
4	5	2.49	2.4
8	4	3.67	3.3
12	3	3.67	4.2
6	11	4.97	5.1

入力 x に対して、予測値が出力されている。 y は正解データを示す。Table 5-3 に示す出力結果と 4.2.2 に示したアルゴリズムで導き出される $f_2(x)$ の結果が同じであることを確認する。

以上の検証項目を Table 5-4 にまとめた。

Table 5-4 基本的な機能の検証項目

アルゴリズムでの出力	Azure のモジュールでの出力
領域を分割する変数と閾値	灰色の丸内に示される変数と閾値
ηb_j	青色の丸内に示される値
$f_2(x)$	Table 5-3 に示される予測値の出力結果

まず、アルゴリズムで出力される領域を分割する変数と閾値が、Azure のモジュールで出力される灰色の丸内に示される変数と閾値と一致するかを確認を行う。次に、アルゴリズムで出力される領域内の平均値に学習率をかけた ηb_j と、Azure のモジュールで出力される青色の丸内に示される値が一致するかを確認する。最後にアルゴリズムが出力する、勾配ブースティングを用いた 2 本の決定木での予測結果 $f_2(x)$ と Table 5-3 に示される予測値の出力結果が一致するかを確認する。5.2.2 では、アルゴリズムによる出力結果を示し、5.2.3 で比較を行う。

5.2.2 勾配ブースティング決定木回帰のアルゴリズムによる出力

まず $m = 1$ 本目の木の生成を行う。 $J = 1$ の時の j 番目の末端ノードの予測値と学習データの二乗誤差和 Q_j を求める。 $J = 1, j = 1$ の時の b_j と二乗誤差を Table 5-5 に示す。

Table 5-5 $J = 1, j = 1$ の時の二乗誤差と Q_j

y	$x^{(1)}$	$x^{(2)}$	$f_0(x)$	r_1	b_1	$(r_1 - b_1)^2$
0.5	1	2	0	0.5	2.8	5.29
1.3	3	6	0	1.3	2.8	2.25
2.4	4	5	0	2.4	2.8	0.16
3.3	8	4	0	3.3	2.8	0.25
4.2	12	3	0	4.2	2.8	1.96
5.1	6	11	0	5.1	2.8	5.29
						$Q_1=15.2$

次に j 番目の末端ノードの領域 \mathcal{R}_j 内での新たな分割を考える。 $J = 1$ において $x^{(1)}$ でソートした時の $L_{j\bar{a}n}$ を Table 5-6 に示し、 $x^{(2)}$ でソートした時の $L_{j\bar{a}n}$ を Table 5-7 に示す。

Table 5-6 $J = 1, j = 1$ の時の $x^{(1)}$ でソートした際の L_{jdn}

r_1	$x^{(1)}$	$x^{(2)}$	$b_{\mathcal{R}_{1-(1,1)}}$	$b_{\mathcal{R}_{1-(1,2)}}$	$b_{\mathcal{R}_{1-(1,3)}}$	$b_{\mathcal{R}_{1-(1,4)}}$	$b_{\mathcal{R}_{1-(1,5)}}$	$(y - b_{\mathcal{R}_{1-(1,1)}})^2$	$(y - b_{\mathcal{R}_{1-(1,2)}})^2$	$(y - b_{\mathcal{R}_{1-(1,3)}})^2$	$(y - b_{\mathcal{R}_{1-(1,4)}})^2$	$(y - b_{\mathcal{R}_{1-(1,5)}})^2$
			$b_{\mathcal{R}_{1-(1,1)'}}$	$b_{\mathcal{R}_{1-(1,2)'}}$	$b_{\mathcal{R}_{1-(1,3)'}}$	$b_{\mathcal{R}_{1-(1,4)'}}$	$b_{\mathcal{R}_{1-(1,5)'}}$	$(y - b_{\mathcal{R}_{1-(1,1)'}})^2$	$(y - b_{\mathcal{R}_{1-(1,2)'}})^2$	$(y - b_{\mathcal{R}_{1-(1,3)'}})^2$	$(y - b_{\mathcal{R}_{1-(1,4)'}})^2$	$(y - b_{\mathcal{R}_{1-(1,5)'}})^2$
0.5	1	2	1.00	0.90	1.40	2.33	2.52	0.25	0.16	0.81	3.33	4.08
1.3	3	6	3.26	0.90	1.40	2.33	2.52	3.84	0.16	0.01	1.05	1.49
2.4	4	5	3.26	3.75	1.40	2.33	2.52	0.74	1.82	1.00	0.01	0.01
5.1	6	11	3.26	3.75	4.20	2.33	2.52	3.39	1.82	0.81	7.70	6.66
3.3	8	4	3.26	3.75	4.20	3.75	2.52	0.00	0.20	0.81	0.20	0.61
4.2	12	3	3.26	3.75	4.20	3.75	4.20	0.88	0.20	0.00	0.20	0.00
								$L_{121}=9.10$	$L_{122}=4.37$	$L_{123}=3.44$	$L_{124}=12.49$	$L_{124}=12.85$

Table 5-7 $J = 1, j = 1$ の時の $x^{(2)}$ でソートした際の L_{jdn}

r_1	$x^{(1)}$	$x^{(2)}$	$b_{\mathcal{R}_{1-(2,1)}}$	$b_{\mathcal{R}_{1-(2,2)}}$	$b_{\mathcal{R}_{1-(2,3)}}$	$b_{\mathcal{R}_{1-(2,4)}}$	$b_{\mathcal{R}_{1-(2,5)}}$	$(y - b_{\mathcal{R}_{1-(2,1)}})^2$	$(y - b_{\mathcal{R}_{1-(2,2)}})^2$	$(y - b_{\mathcal{R}_{1-(2,3)}})^2$	$(y - b_{\mathcal{R}_{1-(2,4)}})^2$	$(y - b_{\mathcal{R}_{1-(2,5)}})^2$
			$b_{\mathcal{R}_{1-(2,1)'}}$	$b_{\mathcal{R}_{1-(2,2)'}}$	$b_{\mathcal{R}_{1-(2,3)'}}$	$b_{\mathcal{R}_{1-(2,4)'}}$	$b_{\mathcal{R}_{1-(2,5)'}}$	$(y - b_{\mathcal{R}_{1-(2,1)'}})^2$	$(y - b_{\mathcal{R}_{1-(2,2)'}})^2$	$(y - b_{\mathcal{R}_{1-(2,3)'}})^2$	$(y - b_{\mathcal{R}_{1-(2,4)'}})^2$	$(y - b_{\mathcal{R}_{1-(2,5)'}})^2$
0.5	1	2	1.00	2.35	2.67	2.60	2.34	0.25	3.42	4.69	4.41	3.39
4.2	12	3	3.26	2.35	2.67	2.60	2.34	0.88	3.42	2.35	2.56	3.46
3.3	8	4	3.26	3.03	2.67	2.60	2.34	0.00	0.08	0.40	0.49	0.92
2.4	4	5	3.26	3.03	2.93	2.60	2.34	0.74	0.39	0.28	0.04	0.00
1.3	3	6	3.26	3.03	2.93	3.20	2.34	3.84	2.98	2.67	3.61	1.08
5.1	6	11	3.26	3.03	2.93	3.20	5.10	3.39	4.31	4.69	3.61	0.00
								$L_{121}=9.10$	$L_{122}=14.59$	$L_{123}=15.09$	$L_{124}=14.72$	$L_{124}=8.85$

求めた Q_j , L_{jdn} をもとに、 $J = 1$ の時の $Q_j + L_{jdn}$ を求める。

Table 5-8 $J = 1$ の時の $Q_j + L_{jdn}$

$Q_1 + L_{111}$	24.30
$Q_1 + L_{112}$	19.57
$Q_1 + L_{113}$	18.64
$Q_1 + L_{114}$	27.69
$Q_1 + L_{115}$	28.05
$Q_1 + L_{121}$	24.30
$Q_1 + L_{122}$	29.79
$Q_1 + L_{123}$	30.29
$Q_1 + L_{124}$	29.92
$Q_1 + L_{125}$	24.05

Table 5-8 より、 $j = 1, d = 1, n = 3$ の時 $Q_j + L_{jdn}$ が最小となることが分かる。よって、 $x^{(1)}$ の3番目の値と4番目の値、4と6の平均値5を閾値として新たなノードを作成し、 $J = 2$ となる。 $J = 2$ の時の分割条件を Table 5-9 に示す。

Table 5-9 $m=1, J = 2$ の時の分割条件

変数	閾値
$x^{(1)}$	5

次に $J = 2$ の時の j 番目の末端ノードの予測値と学習データの二乗誤差和 Q_j を求める。 $x^{(1)} \leq 5$ で分類されるノードを1番目の末端のノード、 $x^{(1)} > 5$ で分類されるノードを2番目の末端のノードとすると、 $J = 2, j = 1$ の時の二乗誤差和 Q_j を Table 5-10 に示し、 $J = 2, j = 2$ の時の二乗誤差和 Q_j を Table 5-11 に示す。

Table 5-10 $J = 2, j = 1$ の時の二乗誤差と Q_j

r_1	$x^{(1)}$	$x^{(2)}$	b_1	$(y - b_1)^2$
0.5	1	2	1.4	0.81
1.3	3	6	1.4	0.01
2.4	4	5	1.4	1.00
				$Q_1=1.82$

Table 5-11 $J = 2, j = 2$ の時の二乗誤差と Q_j

r_1	$x^{(1)}$	$x^{(2)}$	b_2	$(y - b_2)^2$
3.3	8	4	4.2	0.81
4.2	12	3	4.2	0.00
5.1	6	11	4.2	0.81
				$Q_2=1.62$

次に j 番目の末端ノードの領域 \mathcal{R}_j 内での新たな分割を考える。 $J = 2, j = 1$ の時の $x^{(1)}$ でソートした時の L_{jdn} を Table 5-12 に示し、 $x^{(2)}$ でソートした時の L_{jdn} を Table 5-13 に示す。また $J = 2, j = 2$ の時の $x^{(1)}$ でソートした時の L_{jdn} を Table 5-14 に示し、 $x^{(2)}$ でソートした時の L_{jdn} を Table 5-15 に示す。

Table 5-12 $J = 2, j = 1$ の時の $x^{(1)}$ でソートした際の L_{jdn}

r_1	$x^{(1)}$	$x^{(2)}$	$b_{\mathcal{R}_{1-(1,1)}}$	$b_{\mathcal{R}_{1-(1,2)}}$	$(y - b_{\mathcal{R}_{1-(1,1)}})^2$	$(y - b_{\mathcal{R}_{1-(1,2)}})^2$
			$b_{\mathcal{R}_{1-(1,1)'}}$	$b_{\mathcal{R}_{1-(1,2)'}}$	$(y - b_{\mathcal{R}_{1-(1,1)'}})^2$	$(y - b_{\mathcal{R}_{1-(1,2)'}})^2$
0.5	1	0.5	0.5	0.9	0.00	0.16
1.3	3	6	1.85	0.9	0.30	0.16
2.4	4	5	1.85	2.4	0.30	0.00
					$L_{111}=0.61$	$L_{112}=0.32$

Table 5-13 $J = 2, j = 1$ の時の $x^{(2)}$ でソートした際の L_{jdn}

r_1	$x^{(1)}$	$x^{(2)}$	$b_{\mathcal{R}_{1-(1,1)}}$ $b_{\mathcal{R}_{1-(1,1)'}}$	$b_{\mathcal{R}_{1-(1,2)}}$ $b_{\mathcal{R}_{1-(1,2)'}}$	$(y - b_{\mathcal{R}_{1-(1,1)}})^2$ $(y - b_{\mathcal{R}_{1-(1,1)'}})^2$	$(y - b_{\mathcal{R}_{1-(1,2)}})^2$ $(y - b_{\mathcal{R}_{1-(1,2)'}})^2$
0.5	1	0.5	0.5	1.45	0.00	0.90
2.4	4	5	1.85	1.45	0.30	0.90
1.3	3	6	1.85	1.3	0.30	0.00
					$L_{121}=0.61$	$L_{122}=1.81$

Table 5-14 $J = 2, j = 2$ の時の $x^{(1)}$ でソートした際の L_{jdn}

r_1	$x^{(1)}$	$x^{(2)}$	$b_{\mathcal{R}_{1-(1,1)}}$ $b_{\mathcal{R}_{1-(1,1)'}}$	$b_{\mathcal{R}_{1-(1,2)}}$ $b_{\mathcal{R}_{1-(1,2)'}}$	$(y - b_{\mathcal{R}_{1-(1,1)}})^2$ $(y - b_{\mathcal{R}_{1-(1,1)'}})^2$	$(y - b_{\mathcal{R}_{1-(1,2)}})^2$ $(y - b_{\mathcal{R}_{1-(1,2)'}})^2$
5.1	6	11	5.1	4.2	0.00	0.81
3.3	8	4	3.75	4.2	0.20	0.81
4.2	12	3	3.75	4.2	0.20	0.00
					$L_{211}=0.41$	$L_{212}=1.62$

Table 5-15 $J = 2, j = 2$ の時の $x^{(2)}$ でソートした際の L_{jdn}

r_1	$x^{(1)}$	$x^{(2)}$	$b_{\mathcal{R}_{1-(1,1)}}$ $b_{\mathcal{R}_{1-(1,1)'}}$	$b_{\mathcal{R}_{1-(1,2)}}$ $b_{\mathcal{R}_{1-(1,2)'}}$	$(y - b_{\mathcal{R}_{1-(1,1)}})^2$ $(y - b_{\mathcal{R}_{1-(1,1)'}})^2$	$(y - b_{\mathcal{R}_{1-(1,2)}})^2$ $(y - b_{\mathcal{R}_{1-(1,2)'}})^2$
4.2	12	3	4.2	3.75	0.00	0.20
3.3	8	4	4.2	3.75	0.81	0.20
5.1	6	11	4.2	5.1	0.81	0.00
					$L_{221}=1.62$	$L_{222}=0.41$

求めた Q_j, L_{jdn} をもとに、 $J = 2$ の時の $Q_j + L_{jdn}$ を求める。

Table 5-16 $J = 2$ の時の $Q_j + L_{jdn}$

$Q_2 + L_{111}$	2.23
$Q_2 + L_{112}$	1.94
$Q_2 + L_{121}$	2.23
$Q_2 + L_{122}$	3.43
$Q_1 + L_{211}$	2.23
$Q_1 + L_{212}$	3.44
$Q_1 + L_{221}$	3.44
$Q_1 + L_{222}$	2.23
$Q_2 + L_{111}$	2.23
$Q_2 + L_{112}$	1.94
$Q_2 + L_{121}$	2.23

Table 5-16 より、 $Q_j + L_{jdn}$ が最小となるのは $j = 2, d = 1, n = 2$ の時 $Q_j + L_{jdn}$ が最小となることが分かる。よって、 $x^{(1)}$ の 1 番目の値と 2 番目の値と 3 番目の値番目の値、3 と 4 の平均値 3.5 を閾値として新たなノードを作成し、 $J = 3$ となる。 $J = J_{max}$ となるので終了。 $J = 3$ の時の分割条件を Table 5-17 に示す。

Table 5-17 $m=1, J = 3$ の時の分割条件

変数	閾値
$x^{(1)}$	3.5

また 2 本目の決定木作成終了時における学習データが含まれる領域、領域内の平均値 b_j 、平均値に学習率をかけた ηb_j 、各領域における予測値 $f_1(\mathbf{x})$ を Table 5-18 に示す。

Table 5-18 アルゴリズムを用いて計算された $m=1$ の時の結果

y	$x^{(1)}$	$x^{(2)}$	含まれる領域	r_1	b_j	ηb_j
0.5	1	2	$x^{(1)} \leq 5$ $x^{(1)} \leq 3.5$	0.5	0.9	0.81
1.3	3	6	$x^{(1)} \leq 5$ $x^{(1)} \leq 3.5$	1.3	0.9	0.81
2.4	4	5	$x^{(1)} \leq 5$ $x^{(1)} > 3.5$	2.4	2.4	2.16
3.3	8	4	$x^{(1)} > 5$	3.3	4.2	3.78
4.2	12	3	$x^{(1)} > 5$	4.2	4.2	3.78
5.1	6	11	$x^{(1)} > 5$	5.1	4.2	3.78

次に $m = 2$ 本目の木の生成を行う。 $J = 1$ の時の j 番目の末端ノードの予測値と学習データの二乗誤差和 Q_j を求める。 $J = 1, j = 1$ の時の b_j と二乗誤差を Table 5-19 に示す。

Table 5-19 $J = 1, j = 1$ の時の二乗誤差と Q_j

y	$x^{(1)}$	$x^{(2)}$	$f_0(x)$	r_1	b_1	$(r_2 - b_1)^2$
0.5	1	2	0.81	-0.31	0.28	0.35
1.3	3	6	0.81	0.49	0.28	0.04
2.4	4	5	2.16	0.24	0.28	0.00
3.3	8	4	3.78	-0.48	0.28	0.58
4.2	12	3	3.78	0.42	0.28	0.02
5.1	6	11	3.78	1.32	0.28	1.08
						$Q_1=2.07$

次に j 番目の末端ノードの領域 \mathcal{R}_j 内での新たな分割を考える。 $J = 1$ において $x^{(1)}$ でソートした時の L_{jdn} を Table 5-20 に示し、 $x^{(2)}$ でソートした時の L_{jdn} を Table 5-21 に示す。

Table 5-20 $J = 1, j = 1$ の時の $x^{(1)}$ でソートした際の L_{jdn}

r_1	$x^{(1)}$	$x^{(2)}$	$b_{\mathcal{R}_{1-(1,1)}}$	$b_{\mathcal{R}_{1-(1,2)}}$	$b_{\mathcal{R}_{1-(1,3)}}$	$b_{\mathcal{R}_{1-(1,4)}}$	$b_{\mathcal{R}_{1-(1,5)}}$	$(y - b_{\mathcal{R}_{1-(1,1)}})^2$	$(y - b_{\mathcal{R}_{1-(1,2)}})^2$	$(y - b_{\mathcal{R}_{1-(1,3)}})^2$	$(y - b_{\mathcal{R}_{1-(1,4)}})^2$	$(y - b_{\mathcal{R}_{1-(1,5)}})^2$
			$b_{\mathcal{R}_{1-(1,1)'}}$	$b_{\mathcal{R}_{1-(1,2)'}}$	$b_{\mathcal{R}_{1-(1,3)'}}$	$b_{\mathcal{R}_{1-(1,4)'}}$	$b_{\mathcal{R}_{1-(1,5)'}}$	$(y - b_{\mathcal{R}_{1-(1,1)'}})^2$	$(y - b_{\mathcal{R}_{1-(1,2)'}})^2$	$(y - b_{\mathcal{R}_{1-(1,3)'}})^2$	$(y - b_{\mathcal{R}_{1-(1,4)'}})^2$	$(y - b_{\mathcal{R}_{1-(1,5)'}})^2$
-0.31	1	2	1.00	0.09	0.14	0.44	0.25	1.72	0.16	0.20	0.56	0.32
0.49	3	6	0.40	0.09	0.14	0.44	0.25	0.01	0.16	0.12	0.00	0.06
0.24	4	5	0.40	0.38	0.14	0.44	0.25	0.02	0.02	0.01	0.04	0.00
1.32	6	11	0.40	0.38	0.42	0.44	0.25	0.85	0.89	0.81	0.78	1.14
-0.48	8	4	0.40	0.38	0.42	-0.03	0.25	0.77	0.73	0.81	0.20	0.54
0.42	12	3	0.40	0.38	0.42	-0.03	0.42	0.00	0.00	0.00	0.20	0.00
								$L_{121}=3.37$	$L_{122}=1.96$	$L_{123}=1.96$	$L_{124}=1.78$	$L_{124} = 2.05$

Table 5-21 $J = 1, j = 1$ の時の $x^{(2)}$ でソートした際の L_{jdn}

r_1	$x^{(1)}$	$x^{(2)}$	$b_{\mathcal{R}_{1-(1,1)}}$	$b_{\mathcal{R}_{1-(1,2)}}$	$b_{\mathcal{R}_{1-(1,3)}}$	$b_{\mathcal{R}_{1-(1,4)}}$	$b_{\mathcal{R}_{1-(1,5)}}$	$(y - b_{\mathcal{R}_{1-(1,1)}})^2$	$(y - b_{\mathcal{R}_{1-(1,2)}})^2$	$(y - b_{\mathcal{R}_{1-(1,3)}})^2$	$(y - b_{\mathcal{R}_{1-(1,4)}})^2$	$(y - b_{\mathcal{R}_{1-(1,5)}})^2$
			$b_{\mathcal{R}_{1-(1,1)'}}$	$b_{\mathcal{R}_{1-(1,2)'}}$	$b_{\mathcal{R}_{1-(1,3)'}}$	$b_{\mathcal{R}_{1-(1,4)'}}$	$b_{\mathcal{R}_{1-(1,5)'}}$	$(y - b_{\mathcal{R}_{1-(1,1)'}})^2$	$(y - b_{\mathcal{R}_{1-(1,2)'}})^2$	$(y - b_{\mathcal{R}_{1-(1,3)'}})^2$	$(y - b_{\mathcal{R}_{1-(1,4)'}})^2$	$(y - b_{\mathcal{R}_{1-(1,5)'}})^2$
-0.31	1	2	1.00	0.06	-0.12	-0.03	0.07	1.72	0.13	0.03	0.08	0.15
0.42	12	3	0.40	0.06	-0.12	-0.03	0.07	0.00	0.13	0.30	0.20	0.12
-0.48	8	4	0.40	0.39	-0.12	-0.03	0.07	0.77	0.76	0.13	0.20	0.30
0.24	4	5	0.40	0.39	0.68	-0.03	0.07	0.02	0.02	0.20	0.07	0.03
0.49	3	6	0.40	0.39	0.68	0.91	0.07	0.01	0.01	0.04	0.17	0.17
1.32	6	11	0.40	0.39	0.68	0.91	1.32	0.85	0.86	0.41	0.17	0.00
								$L_{121}=3.37$	$L_{122}=1.92$	$L_{123}=1.10$	$L_{124}=0.90$	$L_{124}=0.77$

求めた Q_j 、 L_{jdn} をもとに、 $J = 1$ の時の $Q_j + L_{jdn}$ を求める。

Table 5-22 $J = 1$ の時の $Q_j + L_{jdn}$

$Q_1 + L_{111}$	5.44
$Q_1 + L_{112}$	4.04
$Q_1 + L_{113}$	4.03
$Q_1 + L_{114}$	3.86
$Q_1 + L_{115}$	4.12
$Q_1 + L_{121}$	5.44
$Q_1 + L_{122}$	3.99
$Q_1 + L_{123}$	3.17
$Q_1 + L_{124}$	2.97
$Q_1 + L_{125}$	2.85

Table 5-22 より、 $j = 1, d = 2, n = 5$ の時 $Q_j + L_{jdn}$ が最小となることが分かる。よって、 $x^{(2)}$ の5番目の値と6番目の値、6と11の平均値8.5を閾値として新たなノードを作成し、 $J = 2$ となる。 $J = 2$ の時の分割条件をTable 5-23に示す。

Table 5-23 $m=1, J = 2$ の時の分割条件

変数	閾値
$x^{(2)}$	8.5

次に $J = 2$ の時の j 番目の末端ノードの予測値と学習データの二乗誤差和 Q_j を求める。 $x^{(2)} \leq 8.5$ で分類されるノードを1番目の末端のノード、 $x^{(2)} > 8.5$ で分類されるノードを2番目の末端のノードとすると、 $J = 2, j = 1$ の時の二乗誤差和 Q_j をTable 5-24に示し、 $J = 2, j = 2$ の時の二乗誤差和 Q_j をTable 5-25に示す。

Table 5-24 $J = 2, j = 1$ の時の二乗誤差と Q_j

r_1	$x^{(1)}$	$x^{(2)}$	b_1	$(y - b_1)^2$
-0.31	1	2	0.07	0.15
0.49	3	6	0.07	0.17
0.24	4	5	0.07	0.03
-0.48	8	4	0.07	0.35
0.42	12	3	0.07	0.55
				$Q_1 = 1.25$

Table 5-25 $J = 2, j = 2$ の時の二乗誤差と Q_j

r_2	$x^{(1)}$	$x^{(2)}$	b_2	$(r_2 - b_2)^2$
1.32	6	11	1.32	0
				$Q_1 = 0$

次に j 番目の末端ノードの領域 \mathcal{R}_j 内での新たな分割を考える。 $J = 2, j = 1$ の時の $x^{(1)}$ でソートした時の L_{jan} を Table 5-26 に示し、 $x^{(2)}$ でソートした時の L_{jan} を Table 5-27 に示す。また $J = 2, j = 2$ では、 $N_{\mathcal{R}_j} = 1$ であり $N_{\mathcal{R}_j} = N_{min}$ となるので終了する。

Table 5-26 $J = 1, j = 1$ の時の $x^{(1)}$ でソートした際の L_{jdn}

r_2	$x^{(1)}$	$x^{(2)}$	$b_{\mathcal{R}_{1-(1,1)}}$ $b_{\mathcal{R}_{1-(1,1)'}}$	$b_{\mathcal{R}_{1-(1,2)}}$ $b_{\mathcal{R}_{1-(1,2)'}}$	$b_{\mathcal{R}_{1-(1,3)}}$ $b_{\mathcal{R}_{1-(1,3)'}}$	$b_{\mathcal{R}_{1-(1,4)}}$ $b_{\mathcal{R}_{1-(1,4)'}}$	$(y - b_{\mathcal{R}_{1-(1,1)}})^2$ $(y - b_{\mathcal{R}_{1-(1,1)'}})^2$	$(y - b_{\mathcal{R}_{1-(1,2)}})^2$ $(y - b_{\mathcal{R}_{1-(1,2)'}})^2$	$(y - b_{\mathcal{R}_{1-(1,3)}})^2$ $(y - b_{\mathcal{R}_{1-(1,3)'}})^2$	$(y - b_{\mathcal{R}_{1-(1,4)}})^2$ $(y - b_{\mathcal{R}_{1-(1,4)'}})^2$
-0.31	1	2	-0.31	0.09	0.14	-0.02	0.00	0.16	0.20	0.09
0.49	3	6	0.17	0.09	0.14	-0.02	0.10	0.16	0.12	0.26
0.24	4	5	0.17	0.06	0.14	-0.02	0.01	0.03	0.01	0.07
-0.48	8	4	0.17	0.06	-0.03	-0.02	0.42	0.29	0.20	0.22
0.42	12	3	0.17	0.06	-0.03	0.42	0.06	0.13	0.20	0.00
							$L_{111} = 0.59$	$L_{112} = 0.77$	$L_{113} = 0.74$	$L_{114} = 0.62$

Table 5-27 $J = 2, j = 1$ の時の $x^{(2)}$ でソートした際の L_{jdn}

r_2	$x^{(1)}$	$x^{(2)}$	$b_{\mathcal{R}_{1-(2,1)}}$	$b_{\mathcal{R}_{1-(2,2)}}$	$b_{\mathcal{R}_{1-(2,3)}}$	$b_{\mathcal{R}_{1-(2,4)}}$	$(y - b_{\mathcal{R}_{1-(2,1)}})^2$	$(y - b_{\mathcal{R}_{1-(2,2)}})^2$	$(y - b_{\mathcal{R}_{1-(2,3)}})^2$	$(y - b_{\mathcal{R}_{1-(2,4)}})^2$
			$b_{\mathcal{R}_{1-(2,1)'}}$	$b_{\mathcal{R}_{1-(2,2)'}}$	$b_{\mathcal{R}_{1-(2,3)'}}$	$b_{\mathcal{R}_{1-(2,4)'}}$	$(y - b_{\mathcal{R}_{1-(2,1)'}})^2$	$(y - b_{\mathcal{R}_{1-(2,2)'}})^2$	$(y - b_{\mathcal{R}_{1-(2,3)'}})^2$	$(y - b_{\mathcal{R}_{1-(2,4)'}})^2$
-0.31	1	2	-0.31	0.06	-0.12	-0.03	0.00	0.13	0.03	0.08
0.42	12	3	0.17	0.06	-0.12	-0.03	0.06	0.13	0.30	0.20
-0.48	8	4	0.17	0.08	-0.12	-0.03	0.42	0.32	0.13	0.20
0.24	4	5	0.17	0.08	0.37	-0.03	0.01	0.02	0.02	0.07
0.49	3	6	0.17	0.08	0.37	0.49	0.10	0.17	0.02	0.00
							$L_{121} = 0.59$	$L_{122} = 0.77$	$L_{123} = 0.49$	$L_{124} = 0.56$

求めた Q_j, L_{jdn} をもとに、 $J = 2$ の時の $Q_j + L_{jdn}$ を求める。

Table 5-28 $J = 1$ の時の $Q_j + L_{jdn}$

$Q_2 + L_{111}$	0.59
$Q_2 + L_{112}$	0.77
$Q_2 + L_{113}$	0.74
$Q_2 + L_{114}$	0.62
$Q_2 + L_{121}$	0.59
$Q_2 + L_{122}$	0.77
$Q_2 + L_{123}$	0.49
$Q_2 + L_{124}$	0.56

Table 5-28 より、 $j = 1, d = 2, n = 3$ の時 $Q_j + L_{jdn}$ が最小となることが分かる。よって、 $x^{(2)}$ の3番目の値と4番目の値と3番目の値番目の値、4と5の平均値4.5を閾値として新たなノードを作成し、 $J = 3$ となる。 $J = J_{max}$ となるので終了。 $J = 3$ の時の分割条件を Table 5-29 に示す。

Table 5-29 $m=1, J = 3$ の時の分割条件

変数	閾値
$x^{(2)}$	4.5

また2本目の決定木作成終了時における学習データが含まれる領域、領域内の平均値 b_j 、平均値に学習率をかけた ηb_j 、各領域における予測値 $f_2(\mathbf{x})$ を Table 5-30 に示す。

Table 5-30 アルゴリズムを用いて計算された $m=2$ の時の結果

y	$x^{(1)}$	$x^{(2)}$	含まれる領域	$f_1(x)$	r_2	b_j	ηb_j	$f_2(x)$
0.5	1	2	$x^{(2)} \leq 8.5$ $x^{(2)} \leq 4.5$	0.81	-0.31	-0.12	-0.11	0.70
1.3	3	6	$x^{(2)} \leq 8.5$ $x^{(2)} > 4.5$	0.81	0.49	0.37	0.33	1.14
2.4	4	5	$x^{(2)} \leq 8.5$ $x^{(2)} > 4.5$	2.16	0.24	0.37	0.33	2.49
3.3	8	4	$x^{(2)} \leq 8.5$ $x^{(2)} \leq 4.5$	3.78	-0.48	-0.12	-0.11	3.67
4.2	12	3	$x^{(2)} \leq 8.5$ $x^{(2)} \leq 4.5$	3.78	0.42	-0.12	-0.11	3.67
5.1	6	11	$x^{(2)} > 8.5$	3.78	1.32	1.32	1.19	4.97

5.2.3 Azure のモジュールによる出力結果との比較

Azure のモジュールによる出力結果とアルゴリズムでの出力結果を比較し、同じ値を出力しているかを確認する。

まず、アルゴリズムが出力する領域を分割する変数と閾値と Azure のモジュールが出力する灰色の丸内に示される変数と閾値が一致しているかを確認する。また同時に、アルゴリズムで出力される領域内の平均値に学習率をかけた ηb_j と、Azure のモジュールで出力される青色の丸内に示される値が一致するかを確認する。アルゴリズムによって計算された、1 本目の木での結果を Table 5 31 に示し、Azure のモジュールによる 1 本目の決定木の出力結果を Fig. 5 3 に示す。

Table 5-31 アルゴリズムを用いて計算された $m=1$ の時の結果(再掲)

y	$x^{(1)}$	$x^{(2)}$	含まれる領域	r_1	b_j	ηb_j
0.5	1	2	$x^{(1)} \leq 5$ $x^{(1)} \leq 3.5$	0.5	0.9	0.81
1.3	3	6	$x^{(1)} \leq 5$ $x^{(1)} \leq 3.5$	1.3	0.9	0.81
2.4	4	5	$x^{(1)} \leq 5$ $x^{(1)} > 3.5$	2.4	2.4	2.16
3.3	8	4	$x^{(1)} > 5$	3.3	4.2	3.78
4.2	12	3	$x^{(1)} > 5$	4.2	4.2	3.78
5.1	6	11	$x^{(1)} > 5$	5.1	4.2	3.78

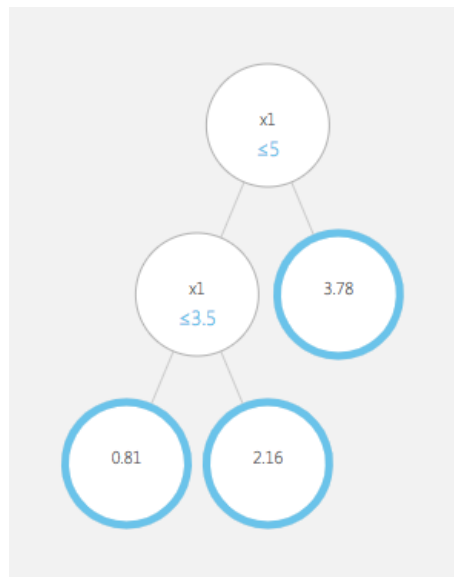


Fig. 5-3 Azure のモジュールによる 1 本目の決定木の出力結果(再掲)

2つの結果を比較すると、領域を分割する変数 $x^{(1)}$ と閾値5が一致していることが分かる。また、領域を分割する変数 $x^{(1)}$ と閾値3.5も一致していることが分かる。次に領域内の平均値に学習率をかけた ηb_j と、Azureのモジュールで出力される青色の丸内に示される値が一致するかを確認する。 $x^{(1)} \leq 5, x^{(1)} \leq 3.5$ で分割された領域の ηb_j は0.81を示し、Azureのモジュールによる青色の丸内に示す値も0.81である。その他2つの値も領域と ηb_j とも一致していることが分かる。

次に、勾配ブースティングを用いた2本の決定木での予測結果 $f_2(x)$ と Azure のモジュールでの予測値の出力結果が一致するかを確認する。アルゴリズムを用いて計算された $m=2$ の時の結果を Table 5-32 に示し、Azure のモジュールでの予測値の出力結果を Table 5-33 に示す。

Table 5-32 アルゴリズムを用いて計算された $m=2$ の時の結果(再掲)

y	$x^{(1)}$	$x^{(2)}$	含まれる領域	$f_1(x)$	r_2	b_j	ηb_j	$f_2(x)$
0.5	1	2	$x^{(2)} \leq 8.5$ $x^{(2)} \leq 4.5$	0.81	-0.31	-0.12	-0.11	0.70
1.3	3	6	$x^{(2)} \leq 8.5$ $x^{(2)} > 4.5$	0.81	0.49	0.37	0.33	1.14
2.4	4	5	$x^{(2)} \leq 8.5$ $x^{(2)} > 4.5$	2.16	0.24	0.37	0.33	2.49
3.3	8	4	$x^{(2)} \leq 8.5$ $x^{(2)} \leq 4.5$	3.78	-0.48	-0.12	-0.11	3.67
4.2	12	3	$x^{(2)} \leq 8.5$ $x^{(2)} \leq 4.5$	3.78	0.42	-0.12	-0.11	3.67
5.1	6	11	$x^{(2)} > 8.5$	3.78	1.32	1.32	1.19	4.97

Table 5-33 Azure のモジュールによる2本の決定木を用いた予測の出力結果(再掲)

$x^{(1)}$	$x^{(2)}$	予測値	y
1	2	0.70	0.5
3	6	1.14	1.3
4	5	2.49	2.4
8	4	3.67	3.3
12	3	3.67	4.2
6	11	4.97	5.1

アルゴリズムで $x^{(1)}=1$, $x^{(2)}=2$ の入力に対して $f_2(x) = 0.70$ となっており、Azure で同じ値を入力した時の予測値も 0.70 となっている。他の入力に対しても、 $f_2(x)$ と Azure での予測値

が一致していることが分かる。

5.2.4 まとめ

4.2.2 に示す決定木回帰をベースとした勾配ブースティング決定木のアルゴリズムによって生成される決定木と Machine Learning Studio の Boosted Decision Tree Regression の Azure モジュールを用いて作成される決定木を比較して、Azure モジュールの挙動の確認を行った。検証の結果アルゴリズムを用いて計算された値と Azure のモジュールによって生成された決定木の値が一致していることから、Azure のモジュールはアルゴリズム通りに挙動していることを確認した。

5.3 支援システムの有効性の検証

5.3.1 概要

本節では支援システムの有効性の検証を行う。電力需要予測システムの精度を過去の気象データを用いて評価する。電力価格予測システムの精度については、過去の気象データと燃料価格データを用いて評価する。最後に開発した電力調達計画支援システムを実際の過去の日付けに対して適用し、開発システムによってどのように電力調達計画案の作成が支援されるかを確認する。

5.3.2 需要の予測精度の検証

5.3.2.1 概要

電力需要予測システムの予測精度の検証を行う。2016/4/1~2018/3/31 の2年間のデータを用いて Nested cross validation で精度の評価を行う。また、テストデータを用いて検証精度の妥当性を評価する。電力需要予測システムの予測精度の検証を行う。電力需要量予測のための決定木作成に用いる学習データを Table 5-34 に示す。

Table 5-34 電力需要量予測のための決定木作成に用いる学習データ

Name	Value			
気温	$x_1^{(1)}$	$x_2^{(1)}$...	$x_N^{(1)}$
相対湿度	$x_1^{(2)}$	$x_2^{(2)}$...	$x_N^{(2)}$
降水量	$x_1^{(3)}$	$x_2^{(3)}$...	$x_N^{(3)}$
日射量	$x_1^{(4)}$	$x_2^{(4)}$...	$x_N^{(4)}$
風速	$x_1^{(5)}$	$x_2^{(5)}$...	$x_N^{(5)}$
時刻余弦ラベル	$x_1^{(6)}$	$x_2^{(6)}$...	$x_N^{(6)}$
時刻正弦ラベル	$x_1^{(7)}$	$x_2^{(7)}$...	$x_N^{(7)}$
日付余弦ラベル	$x_1^{(8)}$	$x_2^{(8)}$...	$x_N^{(8)}$
日付正弦ラベル	$x_1^{(9)}$	$x_2^{(9)}$...	$x_N^{(9)}$
電力需要量	t_1	t_2	...	t_N

次にデータセットの分割の仕方を Table 5-35 に示す。

Table 5-35 電力需要予測精度の評価のためのデータセットの分割の仕方

Parameter	Value
Number of outer loop fold	5
Number of inner loop fold	2

データセットを 5 分割し、そのうち 4fold を Outer loop トレーニングデータ、1fold を Outer loop テストデータとし、5 パターンのトレーニングデータとテストデータを作成する。Outer loop のトレーニングデータをさらに 2 分割し、1fold を Inner loop のトレーニングデータとし、1fold を Inner loop のテストデータとして、2 パターンのトレーニングデータとテストデータを作成する。また、最適化するハイパーパラメータの範囲を Table 5-36 に示す。

Table 5-36 電力需要予測の最適化を行うハイパーパラメータの範囲

Parameter	Value min	Value max
Maximum number of leaves per tree, J	1	256
Learning rate, η	0.001	0.5
Total number of trees constructed, M	20	1000
Minimum number of samples per leaf node, N_{min}	1	100

1つの木に生成させる葉ノードの数を1から256の範囲とする。学習率は0.001から0.5の範囲とする。生成させる木の数を1から1000とする。1つの葉ノードに含まれる最小のデータ数を1から100とする。定めた範囲の中でランダムサーチを行い、RMSEを最小とするハイパーパラメータを探索する。

5.3.2.2 検証結果

電力需要予測のNested cross validationで精度の評価結果をTable 5-37に示す。

Table 5-37 電力需要予測の Nested cross validation で精度の評価結果

Outer loop fold	Inner loop fold	Number of leaves	Minimum leaf instances	Learning rate	Number of trees	RMSE (Inner loop)	RMSE (Outer loop)
Fold 1	Fold 1	27	4	0.187	852	127	122
	Fold 2	191	56	0.1081	488	129	
Fold 2	Fold 1	232	9	0.04372	937	116	155
	Fold 2	149	32	0.34415	278	135	
Fold 3	Fold 1	67	59	0.24169	604	141	
	Fold 2	101	12	0.19397	718	123	126
Fold 4	Fold 1	239	45	0.13475	865	123	119
	Fold 2	151	7	0.33726	633	130	
Fold 5	Fold 1	172	2	0.06117	788	123	123
	Fold 2	248	56	0.21413	775	133	

Outer loop fold 1 では、Inner loop fold 1 で作成したモデルでの RMSE 値が Inner loop fold 2 で作成したものと比べて小さくなったため、Inner loop fold 1 で作成したモデルを用いて、Outer loop での RMSE を確認した。Outer loop fold 2 では、Inner loop fold 1 で作成したモデルでの RMSE 値が Inner loop fold 2 で作成したものと比べて小さくなったため、Inner loop fold 1 で作成したモデルを用いて、Outer loop での RMSE を確認した。Outer loop fold 3 では、Inner loop fold 2 で作成したモデルでの RMSE 値が Inner loop fold 1 で作成したものと比べて小さくなったため、Inner loop fold 2 で作成したモデルを用いて、Outer loop での RMSE を確認した。Outer loop fold 4 では、Inner loop fold 1 で作成したモデルでの RMSE 値が Inner loop fold 2 で作成したものと比べて小さくなったため、Inner loop fold 1 で作成したモデルを用いて、Outer loop での RMSE を確認した。Outer loop fold 5 では、Inner loop fold 1 で作成したモデルでの RMSE 値が Inner loop fold 2 で作成したものと比べて小さくなったため、Inner loop fold 1 で作成したモデルを用いて、Outer loop での RMSE を確認した。Outer loop での RMSE の平均値は 129、最大値は 155、最小値は 119 となった。RMSE 値が最も小さくなった、Outer loop fold 4 の Inner loop fold 1 で作成した決定木モデルとハイパーパラメータを用いて電力需要量の予測を行う。また予測の幅として、RMSE 値の最大値 155 を用いる。

5.3.2.3 精度検証の妥当性の確認

予測精度の検証に用いたテストデータ内にある特定の日の電力需要量の予測を行い、精度検証の妥当性を確認する。電力需要予測精度検証の妥当性の確認における前提を Table 5-38 に示す。

Table 5-38 電力需要予測精度検証の妥当性の確認における前提

前提項目	前提
予測対象日	2017/3/14
Maximum number of leaves per tree, J	239
Learning rate, η	0.13475
Total number of trees constructed, M	865
Minimum number of samples per leaf node, N_{min}	45
電力需要予測の予測幅 σ_d	155 [万 kW]

予測対象日をテストデータ内にある2017年3月14日とする。予測モデルは5.3.2.2での検証で最も精度の良かったモデルを使用する。また予測の幅は5.3.2.2の検証でのRMSE値の最大値155を用いる。2017年3月14日を予測した結果と実測値をFig. 5-4に示す。

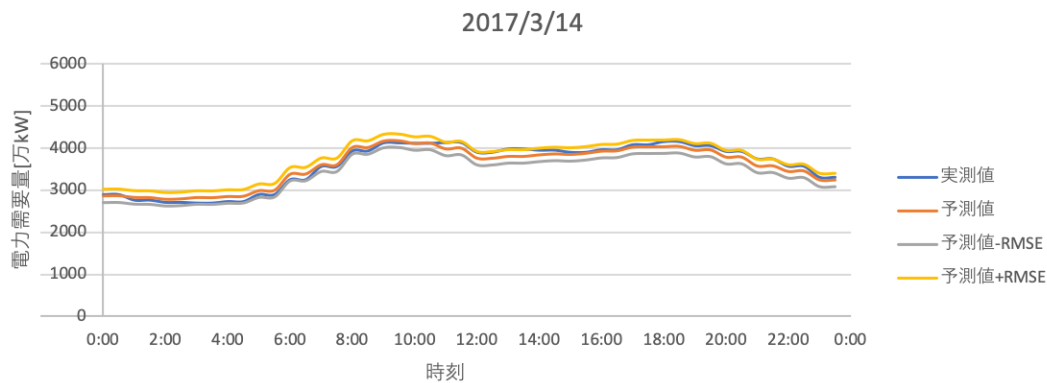


Fig. 5-4 2017年3月14日の電力需要量予測値と実績値

結果より、実測値が予測値の幅内に収まっており、5.3.2.2の検証でのRMSE最大値を予測幅とし、5.3.2.2の検証で作成した予測モデルを用いると、実測値は予測幅内に収まることが示された。

5.3.3 電力価格の予測精度の検証

5.3.3.1 概要

電力価格予測システムの予測精度の検証を行う。2016/4/1~2018/3/31の2年間のデータを用いてNested cross validationで精度の評価を行う。また、テストデータを用いて検証精度の妥当性を評価する。電力価格予測システムの予測精度の検証を行う。電力価格予測のための決定木作成に用いる学習データをTable 5-39に示す。

Table 5-39 電力価格予測のための決定木作成に用いる学習データ

Name	Value			
気温	$x_1^{(1)}$	$x_2^{(1)}$...	$x_N^{(1)}$
相対湿度	$x_1^{(2)}$	$x_2^{(2)}$...	$x_N^{(2)}$
降水量	$x_1^{(3)}$	$x_2^{(3)}$...	$x_N^{(3)}$
日射量	$x_1^{(4)}$	$x_2^{(4)}$...	$x_N^{(4)}$
風速	$x_1^{(5)}$	$x_2^{(5)}$...	$x_N^{(5)}$
原油(WTI)先物取引価格	$x_1^{(6)}$	$x_2^{(6)}$...	$x_N^{(6)}$
石炭先物取引価格	$x_1^{(7)}$	$x_2^{(7)}$...	$x_N^{(7)}$
天然ガス先物取引価格	$x_1^{(8)}$	$x_2^{(8)}$...	$x_N^{(8)}$
時刻余弦ラベル	$x_1^{(9)}$	$x_2^{(9)}$...	$x_N^{(9)}$
時刻正弦ラベル	$x_1^{(10)}$	$x_2^{(10)}$...	$x_N^{(10)}$
日付余弦ラベル	$x_1^{(11)}$	$x_2^{(11)}$...	$x_N^{(11)}$
日付正弦ラベル	$x_1^{(12)}$	$x_2^{(12)}$...	$x_N^{(12)}$
JEPX スポット価格	t_1	t_2	...	t_N

次にデータセットの分割の仕方を Table 5-40 に示す。

Table 5-40 電力価格予測精度の評価のためのデータセットの分割の仕方

Parameter	Value
Number of outer loop fold	5
Number of inner loop fold	2

データセットを5分割し、そのうち4foldをOuter loopトレーニングデータ、1foldをOuter loopテストデータとし、5パターンのトレーニングデータとテストデータを作成する。Outer loopのトレーニングデータをさらに2分割し、1foldをInner loopのトレーニングデータとし、1foldをInner loopのテストデータとして、2パターンのトレーニングデータとテストデータを作成する。また、最適化するハイパーパラメータの範囲をTable 5-41に示す。

Table 5-41 電力価格予測の最適化を行うハイパーパラメータの範囲

Parameter	Value min	Value max
Maximum number of leaves per tree, J	1	256
Learning rate, η	0.001	0.5
Total number of trees constructed, M	20	1000
Minimum number of samples per leaf node, N_{min}	1	100

1つの木に生成させる葉ノードの数を1から256の範囲とする。学習率は0.001から0.5の範囲とする。生成させる木の数を1から1000とする。1つの葉ノードに含まれる最小のデータ数を1から100とする。定めた範囲の中でランダムサーチを行い、RMSEを最小とするハイパーパラメータを探索する。

5.3.3.2 検証結果

電力価格予測の Nested cross validation で精度の評価結果を Table 5-42 に示す。

Table 5-42 電力価格予測の Nested cross validation で精度の評価結果

Outer loop fold	Inner loop fold	Number of leaves	Minimum leaf instances	Learning rate	Number of trees	RMSE (Inner loop)	RMSE (Outer loop)
Fold 1	Fold 1	49	5	0.1714	591	2.97	2.66
	Fold 2	52	17	0.05069	803	3.36	
Fold 2	Fold 1	253	10	0.02812	676	3.16	3.01
	Fold 2	159	77	0.37388	784	3.43	
Fold 3	Fold 1	172	2	0.06117	788	3.22	2.61
	Fold 2	25	90	0.49192	999	3.45	
Fold 4	Fold 1	178	32	0.08025	797	3.11	3.70
	Fold 2	65	79	0.39719	885	3.11	
Fold 5	Fold 1	229	3	0.11861	648	2.86	3.73
	Fold 2	234	66	0.23312	757	3.09	

Outer loop fold 1 では、Inner loop fold 1 で作成したモデルでの RMSE 値が Inner loop fold 2 で作成したものと比べて小さくなったため、Inner loop fold 1 で作成したモデルを用いて、Outer loop での RMSE を確認した。Outer loop fold 2 では、Inner loop fold 1 で作成したモデルでの RMSE 値が Inner loop fold 2 で作成したものと比べて小さくなったため、Inner loop fold 1 で作成したモデルを用いて、Outer loop での RMSE を確認した。Outer loop fold 3 では、Inner loop fold 1 で作成したモデルでの RMSE 値が Inner loop fold 2 で作成したものと比べて小さくなったため、Inner loop fold 2 で作成したモデルを用いて、Outer loop での RMSE を確認した。Outer loop fold 4 では、Inner loop fold 1 で作成したモデルでの RMSE 値が Inner loop fold 2 で作成したものと比べて小さくなったため、Inner loop fold 1 で作成したモデルを用いて、Outer loop での RMSE を確認した。Outer loop fold 5 では、Inner loop fold 1 で作成したモデルでの RMSE 値が Inner loop fold 2 で作成したものと比べて小さくなったため、Inner loop fold 1 で作成したモデルを用いて、Outer loop での RMSE を確認した。Outer loop での RMSE の平均値は 3.14、最大値は 3.73、最小値は 2.61 となった。RMSE 値が最も小さくなった、Outer loop fold 3 の Inner loop fold 1 で作成した決定木モデルとハイパーパラメータを用いて JEPX スポット市場価格の予測を行う。また予測の幅として、RMSE 値の最大値 3.73 を用いる。

5.3.3.3 精度検証の妥当性の確認

予測精度の検証に用いたテストデータ内にある特定の日の JEPX スポット市場価格の予測を行い、精度検証の妥当性を確認する。JEPX スポット市場価格予測精度検証の妥当性の確認における前提を Table 5-43 に示す。

Table 5-43 JEPX スポット市場価格予測精度検証の妥当性の確認における前提

前提項目	前提
予測対象日	2016/7/13
Maximum number of leaves per tree, J	172
Learning rate, η	0.06117
Total number of trees constructed, M	788
Minimum number of samples per leaf node, N_{min}	2
電力価格予測の予測幅 σ_s	3.73 [yen/kWh]

予測対象日をテストデータ内にある2016年7月13日とする。予測モデルは5.3.3.2での検証で最も精度の良かったモデルを使用する。また予測の幅は5.3.3.2の検証でのRMSE値の最大値155を用いる。2017年3月14日を予測した結果と実測値をFig. 5-5に示す。

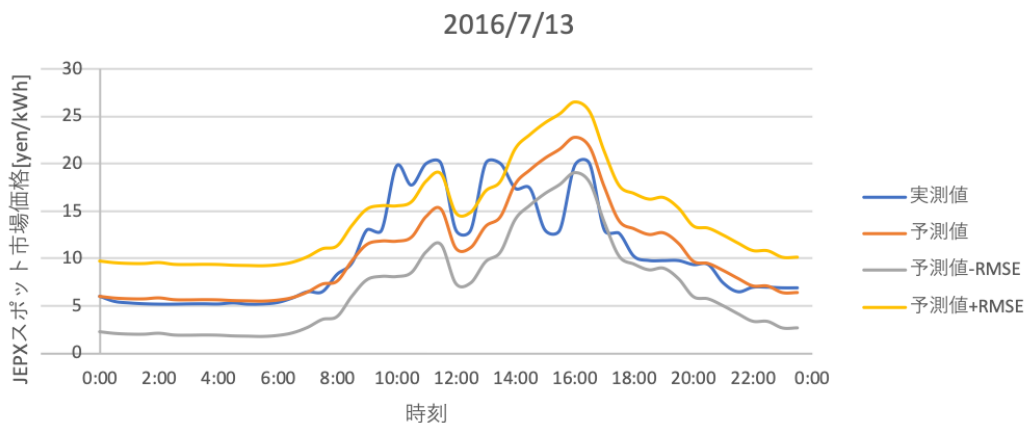


Fig. 5-5 2016年7月13日のJEPX スポット市場価格予測値と実績値

結果より、10:00-12:00の時間帯と14:00-16:00の時間帯以外では、実測値が予測値の幅内に収まっていること分かる。5.3.3.2の検証でのRMSE最大値を予測幅とし、5.3.3.2の検証で作成した予測モデルを用いると、実測値は一部の時間帯を除いて、予測幅内に収まることが示された。

5.3.4 電力調達計画支援システムの検証

5.3.4.1 概要

開発した電力調達計画支援システムの有効性の検証を行う。本ケースでは、2018年1月の特定の日の電力調達計画を開発システムを用いて作成することを仮定する。開発システムを適用することで、実際に電力調達計画の作成が支援されるかどうかを検証する。

まず支援システムは、対象日の日付、気象情報から、電力需要予測値を、対象日の日付、気象情報、燃料価格から、スポット価格予測値を出力する。調達が必要な電力量と各取引での電力価格が視覚化される。ユーザーは視覚化された情報をもとに、調達計画量 x_n と、常時

BU、相対取引の調達量合計値 $j_n + a_n$ を、調達計画案としてシステムに入力する。入力された調達計画案に対して、支援システムは1kWhあたりの調達コスト、調達コストの平均、調達コストの変動幅を出力する。出力結果をもとに、ユーザーは再度入力値を決め、その出力を確認する。この作業を繰り返すことで、最終的な調達計画を意思決定する。本検証では、 x_n と $j_n + a_n$ を入力し、調達コスト、調達コストの平均、調達コストの変動幅を出力することを複数回繰り返し、ユーザーの意思決定の過程を示すことで、支援システムがユーザーの調達計画作成を支援することを確認する。

本ケースにおける検証での前提を Table 5-44 に示す。

Table 5-44 電力調達計画支援システムの検証における前提

前提項目	前提
電力調達計画立案対象日	2018年11月の特定の日
計画立案日	対象日の2日前
調達済み電力量	前年の同じ日の需要量実績値のうち7割
常時バックアップ価格: J_n 相対取引価格: A_n	10 [yen/kWh]で一定
常時バックアップ、相対取引での取引量 $j_n + a_n$	各タイムステップあたり 100[万 kW]から 600[万 kW]
時間前市場価格最大値: $I_{n \max}$	$S_{n \max} + 2$ [yen/kWh]
電力需要予測の RMSE: σ_d	155 [万 kW]
スポット価格予測の RMSE: σ_s	3.73 [yen/kWh]

電力調達計画立案対象日は2018年11月の特定の日とし、対象日の2日前に計画案を作成する。支援システムには事前インプットとして、調達済み電力量と他取引での電力価格が必要である。調達済み電力量は、前年の同じ日の需要量実績値のうち7割の量と仮定する。他取引での電力価格は常時BU価格、相対取引価格を12[yen/kWh]で一定とする。常時BU、相対取引の調達量合計値が100[kWh]から600[kWh]の間でユーザーが変更することができるとする。時間前市場価格を常にスポット価格+2円で値動きすると仮定し、[32] 時間前市場価格最大値を $S_{n \max} + 2$ と仮定する。電力需要予測の精度の幅として5.3.2.2の結果より、 σ_d を155[kWh]と設定する。スポット価格予測の精度の幅として5.3.3.2の結果より、 σ_s を

3.73[yen/kWh]と設定する。

5.3.4.2 電力需要量の予測

電力需要量の予測を行うため、ユーザーは対象日の日付と気象情報を入力する。入力されるデータを Table 5-45 に示す。

Table 5-45 電力需要量の予測のためのユーザーによる入力

日付	タイムス テップ	気温 [°C]	湿度 [%]	日照時間 [h]	降水量 [mm]	風速 [m/s]
2018/11/30	1	11.2	82	0	0	1.8
2018/11/30	2	11.2	82	0	0	1.8
2018/11/30	3	11.1	73	0	0	3
2018/11/30	4	11.1	73	0	0	3
2018/11/30	5	10.3	72	0	0	2.1
2018/11/30	6	10.3	72	0	0	2.1
2018/11/30	7	10.3	61	0	0	3.2
2018/11/30	8	10.3	61	0	0	3.2
2018/11/30	9	9.5	63	0	0	2.9
2018/11/30	10	9.5	63	0	0	2.9
2018/11/30	11	8.8	63	0	0	2.7
2018/11/30	12	8.8	63	0	0	2.7
2018/11/30	13	8.7	74	0	0	1.9
2018/11/30	14	8.7	74	0	0	1.9
2018/11/30	15	9.7	74	0.8	0	2
2018/11/30	16	9.7	74	0.8	0	2
2018/11/30	17	11.7	53	1	0	2.6
2018/11/30	18	11.7	53	1	0	2.6
2018/11/30	19	13.3	45	1	0	2.1
2018/11/30	20	13.3	45	1	0	2.1
2018/11/30	21	14.3	41	1	0	2.4
2018/11/30	22	14.3	41	1	0	2.4
2018/11/30	23	15	39	1	0	1.2
2018/11/30	24	15	39	1	0	1.2
2018/11/30	25	15.8	39	1	0	1.5
2018/11/30	26	15.8	39	1	0	1.5
2018/11/30	27	15.7	33	1	0	1.4

開発システムの検証

2018/11/30	28	15.7	33	1	0	1.4
2018/11/30	29	15	41	1	0	2.9
2018/11/30	30	15	41	1	0	2.9
2018/11/30	31	14.1	44	1	0	2.4
2018/11/30	32	14.1	44	1	0	2.4
2018/11/30	33	12.4	44	0.1	0	2.3
2018/11/30	34	12.4	44	0.1	0	2.3
2018/11/30	35	14	51	0	0	3.3
2018/11/30	36	14	51	0	0	3.3
2018/11/30	37	14.1	52	0	0	2.2
2018/11/30	38	14.1	52	0	0	2.2
2018/11/30	39	13.8	54	0	0	3
2018/11/30	40	13.8	54	0	0	3
2018/11/30	41	13.3	55	0	0	2.2
2018/11/30	42	13.3	55	0	0	2.2
2018/11/30	43	12.1	63	0	0	2.2
2018/11/30	44	12.1	63	0	0	2.2
2018/11/30	45	11.8	61	0	0	2.2
2018/11/30	46	11.8	61	0	0	2.2
2018/11/30	47	10.7	70	0	0	3.4
2018/11/30	48	10.7	70	0	0	3.4

今回のケースでは、2018/11/30 の過去の気象実績データを入力している。

入力データをもとに支援システムは電力需要量の予測を行う。支援システムが出力した予測値をグラフ化したものを Fig. 5-6 に示す。

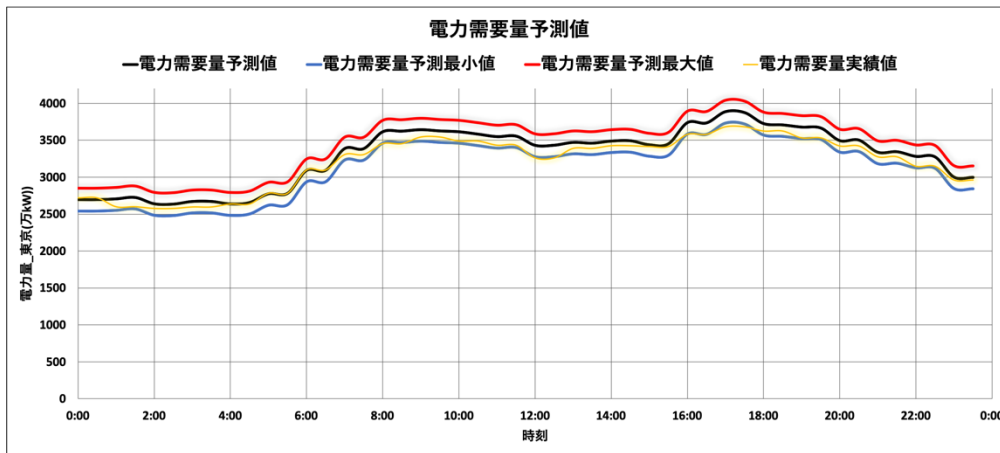


Fig. 5-6 支援システムで出力された電力需要量予測値と実績値

予測の結果より、夜の時間帯での電力需要量は低くなり、朝の通勤時間と夕方の帰宅時間では需要量が高くなっていることが読み取れる。

5.3.4.3 スポット価格の予測

次に JEPX スポット市場価格の予測が行われる。対象日の日付と気象情報が入力データとして必要である。本ケースで入力されるデータを Table 5-46 に示す。

Table 5-46 スポット価格予測のためのユーザーによる入力

日付	タイムステップ	気温 [°C]	湿度 [%]	日照時間 [h]	降水量 [mm]	風速 [m/s]	原油 先物 価格 終値 [\$]	LNG 先物 価格 終値 [\$]	石炭 先物 価格 終値 [\$]
2018/11/30	1	11.2	82	0	0	1.8	50.93	4.612	73.55
2018/11/30	2	11.2	82	0	0	1.8	50.93	4.612	73.55
2018/11/30	3	11.1	73	0	0	3	50.93	4.612	73.55
2018/11/30	4	11.1	73	0	0	3	50.93	4.612	73.55
2018/11/30	5	10.3	72	0	0	2.1	50.93	4.612	73.55
2018/11/30	6	10.3	72	0	0	2.1	50.93	4.612	73.55
2018/11/30	7	10.3	61	0	0	3.2	50.93	4.612	73.55
2018/11/30	8	10.3	61	0	0	3.2	50.93	4.612	73.55
2018/11/30	9	9.5	63	0	0	2.9	50.93	4.612	73.55
2018/11/30	10	9.5	63	0	0	2.9	50.93	4.612	73.55
2018/11/30	11	8.8	63	0	0	2.7	50.93	4.612	73.55
2018/11/30	12	8.8	63	0	0	2.7	50.93	4.612	73.55
2018/11/30	13	8.7	74	0	0	1.9	50.93	4.612	73.55
2018/11/30	14	8.7	74	0	0	1.9	50.93	4.612	73.55
2018/11/30	15	9.7	74	0.8	0	2	50.93	4.612	73.55
2018/11/30	16	9.7	74	0.8	0	2	50.93	4.612	73.55
2018/11/30	17	11.7	53	1	0	2.6	50.93	4.612	73.55
2018/11/30	18	11.7	53	1	0	2.6	50.93	4.612	73.55
2018/11/30	19	13.3	45	1	0	2.1	50.93	4.612	73.55
2018/11/30	20	13.3	45	1	0	2.1	50.93	4.612	73.55
2018/11/30	21	14.3	41	1	0	2.4	50.93	4.612	73.55
2018/11/30	22	14.3	41	1	0	2.4	50.93	4.612	73.55
2018/11/30	23	15	39	1	0	1.2	50.93	4.612	73.55
2018/11/30	24	15	39	1	0	1.2	50.93	4.612	73.55
2018/11/30	25	15.8	39	1	0	1.5	50.93	4.612	73.55

開発システムの検証

2018/11/30	26	15.8	39	1	0	1.5	50.93	4.612	73.55
2018/11/30	27	15.7	33	1	0	1.4	50.93	4.612	73.55
2018/11/30	28	15.7	33	1	0	1.4	50.93	4.612	73.55
2018/11/30	29	15	41	1	0	2.9	50.93	4.612	73.55
2018/11/30	30	15	41	1	0	2.9	50.93	4.612	73.55
2018/11/30	31	14.1	44	1	0	2.4	50.93	4.612	73.55
2018/11/30	32	14.1	44	1	0	2.4	50.93	4.612	73.55
2018/11/30	33	12.4	44	0.1	0	2.3	50.93	4.612	73.55
2018/11/30	34	12.4	44	0.1	0	2.3	50.93	4.612	73.55
2018/11/30	35	14	51	0	0	3.3	50.93	4.612	73.55
2018/11/30	36	14	51	0	0	3.3	50.93	4.612	73.55
2018/11/30	37	14.1	52	0	0	2.2	50.93	4.612	73.55
2018/11/30	38	14.1	52	0	0	2.2	50.93	4.612	73.55
2018/11/30	39	13.8	54	0	0	3	50.93	4.612	73.55
2018/11/30	40	13.8	54	0	0	3	50.93	4.612	73.55
2018/11/30	41	13.3	55	0	0	2.2	50.93	4.612	73.55
2018/11/30	42	13.3	55	0	0	2.2	50.93	4.612	73.55
2018/11/30	43	12.1	63	0	0	2.2	50.93	4.612	73.55
2018/11/30	44	12.1	63	0	0	2.2	50.93	4.612	73.55
2018/11/30	45	11.8	61	0	0	2.2	50.93	4.612	73.55
2018/11/30	46	11.8	61	0	0	2.2	50.93	4.612	73.55
2018/11/30	47	10.7	70	0	0	3.4	50.93	4.612	73.55
2018/11/30	48	10.7	70	0	0	3.4	50.93	4.612	73.55

本ケースでは 2018/11/30 の過去の気象実績データと燃料先物価格の終値を予測データとして入力している。

入力データをもとに支援システムがスポット価格のの予測を行う。支援システムが出力した予測値をグラフ化したものを Fig. 5-7 に示す。

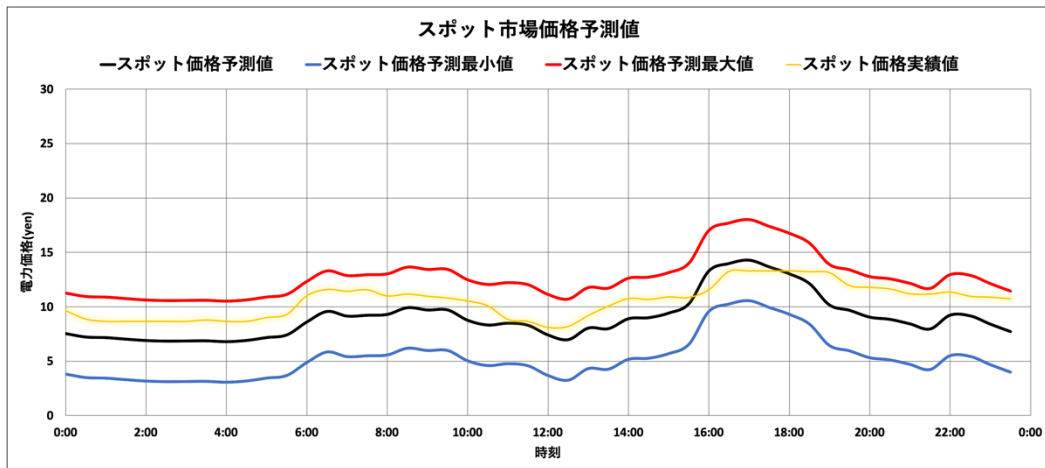


Fig. 5-7 支援システムで出力されたスポット価格予測値と実績値

予測の結果より、特に夕方の帰宅時間でのスポット価格が上昇していることが分かる。またこの日は急激にスポット価格が上昇する時間帯がないことが分かる。

5.3.4.4 調達コストの出力

電力需要量とJEPXスポット市場価格の予測値をもとに、支援システムは調達が必要な電力量、各取引での電力価格を視覚化する。ユーザーは視覚化した情報をもとに、調達計画量 x_n と、常時BU、相対取引の調達量合計値 $j_n + a_n$ をシステムに入力する。入力された調達計画案を、支援システムは1kWあたりの調達コスト、調達コストの平均、調達コストの変動幅といった項目で評価する。まず、システムが出力した調達が必要な電力量をFig. 5-8に示す。

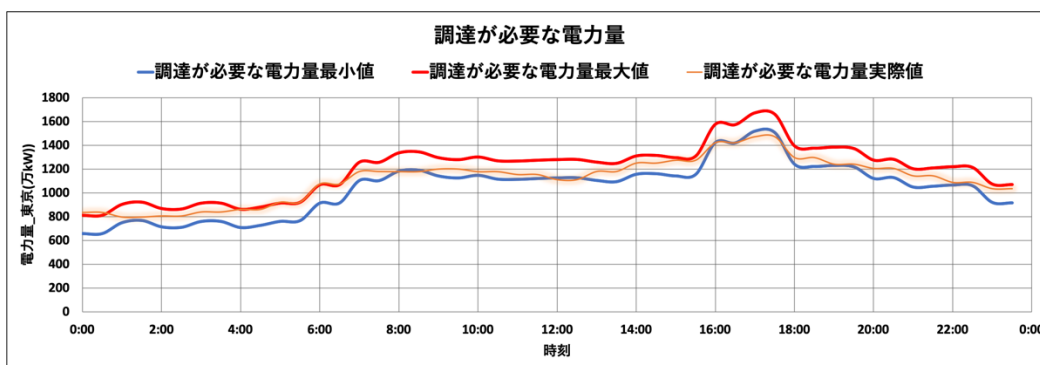


Fig. 5-8 支援システムで出力された調達が必要な電力量

Fig. 5-8 より、夕方の方に特に電力調達が必要なことが分かる。調達コストを安定させるためには、各タイムステップで予測最大分まで購入して、不足分が発生しないように購入する必要がある。安い調達コストでの購入を目指すならば、必要最低限の電力量を調達し、需要量が上回った分だけ時間前市場で調達するという戦略もとることができる。

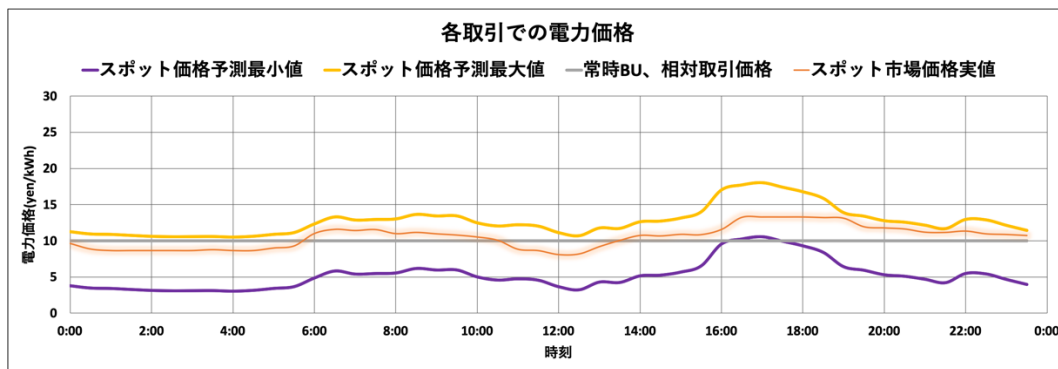


Fig. 5-9 支援システムで出力された各取引での電力価格

Fig. 5-9 より、0:00~6:00、10:00~14:00 の時間帯は、スポット価格予測の最大値が常時 BU、相対取引での価格に非常に近い値にある。6:00~10:00、14:00~16:00 では、スポット価格の予測最大値が常時 BU、相対取引での価格を大きく上回っている。また、16:30~18:00 ではスポット価格の予測最小値よりも常時 BU、相対取引での価格の方が安くなる。この時間帯では、常時 BU、相対取引で購入すると安く購入することができる。

次に Fig. 5-8 の結果と、Fig. 5-9 の結果を参考にして、ユーザーは調達計画量 x_n と常時 BU、相対取引での調達量 $j_n + a_n$ を入力する。ユーザーの入力をもとに、システムは 1kWh あたりの調達コストと調達コストの変動幅、調達コストの平均を出力する。出力結果をもとに、ユーザーは入力値を再度修正し、出力結果を確認する。こういった作業を繰り返すことでユーザーは自身の調達計画を作成する。本ケースにおいては、ユーザーが 5 回このような作業を繰り返したものとする。作成された 5 つの調達計画案を Table 5-47 に示す。

Table 5-47 ユーザーが作成した調達計画案の入力

調達計画案	入力
1 回目の調達計画案	$x_n = P_{n_max}$ $j_n + a_n = 100$ で一定
2 回目の調達計画案	$x_n = P_{n_max}$ $j_n + a_n = 600$ で一定
3 回目の調達計画案	$x_n = P_{n_min}$ $j_n + a_n = 100$ で一定
4 回目の調達計画案	$x_n = P_{n_min}$ $j_n + a_n = 600$ で一定
5 回目の調達計画案	$x_n = P_{n_max}$ 8:30~10:00, 16:00~20:00 の時間帯で $j_n + a_n = 600$ それ以外の時間帯で $j_n + a_n = 100$

1 回目の調達計画案では、計画調達量を調達が必要な電力量の最大値とし、常時バックアップ、相対取引からの調達量は 100[万 kW]で一定とした。

2 回目の調達計画案では、計画調達量を調達が必要な電力量の最大値とし、常時バックアップ、相対取引からの調達量を 600[万 kW]で一定とした。

3 回目の調達計画案では、計画調達量を調達が必要な電力量の最小値とし、常時バックアップ、相対取引からの調達量を 100[万 kW]で一定とした。

4 回目の調達計画案では、計画調達量を調達が必要な電力量の最小値とし、常時バックアップ、相対取引からの調達量を 600[万 kW]で一定とした。

5 回目の調達計画案では、計画調達量を調達が必要な電力量最大値とした。常時バックアップ、相対取引からの調達量はスポット価格が高騰する

8:30~10:00, 16:00~20:00 の時間帯で600[万 kW]とし、それ以外の時間帯では 100[万 kW]とした。ユーザーによって作成された調達計画案からシステムが算出した調達コストを Fig. 5-10 に示す。

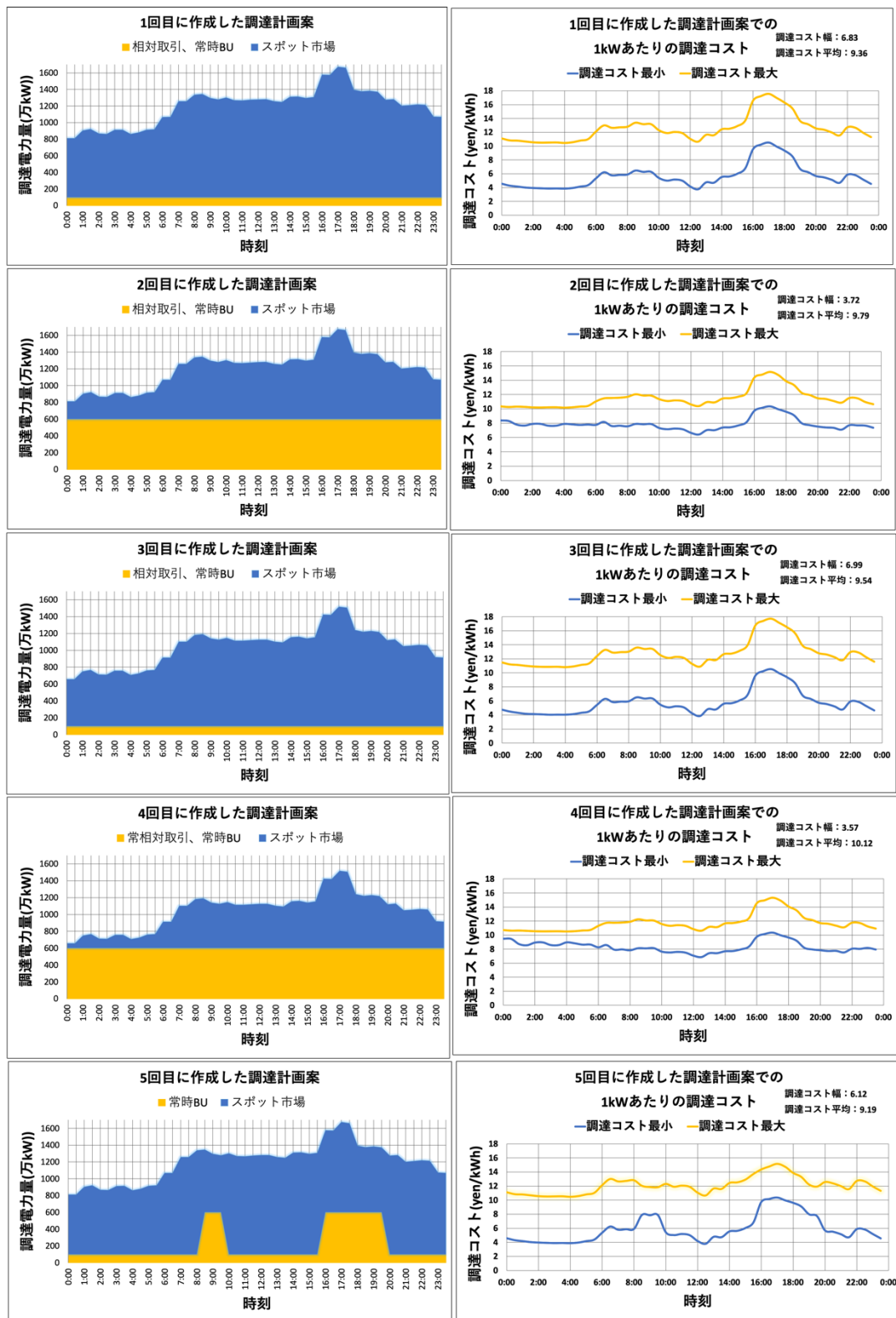


Fig. 5-10 ユーザーにより作成された調達計画案と調達計画案での調達コスト

左側のグラフは調達案としてユーザーが入力した、相対取引・常時バックアップでの調達量、JEPX スポット市場での調達量とその合計値を示す。黄色の部分が相対取引・常時バックアップでの調達量を示し、青色の部分が JEPX スポット市場での調達量を示している。1 回目の計画案では、全体での調達量が多く、調達量に関しては安定志向である一方、調達割合に関しては、相対取引・常時バックアップでの調達割合が少なく、低価格志向であると言える。2 回目の計画案では、全体での調達量が多く、調達量に関しては安定志向であることに加え、調達割合に関しても、相対取引・常時バックアップでの調達割合が多く、安定志向であると言える。3 回目の計画案では、全体での調達量が少なく、調達量に関しては低価格志向であることに加え、調達割合に関しても、相対取引・常時バックアップでの調達割合が少なく、低価格志向であると言える。4 回目の計画案では、全体での調達量が少なく、調達量に関しては低価格志向である一方、調達割合に関しては、相対取引・常時バックアップでの調達割合が多く、安定志向であると言える。

右側のグラフはユーザーが入力した各調達計画案に対して、支援システムが出力した、1kWh あたりの調達コスト、調達コストの平均、調達コストの変動幅を示している。

1 回目に作成した調達計画案と、2 回目に作成した調達計画案を比較すると、2 回目に作成した調達計画案の方が調達コスト幅が 3.11[yen/kWh]小さくなっている一方で、調達コスト平均は 2 回目の方が 0.42[yen/kWh]高くなっていることが分かる。常時バックアップ、相対取引での調達割合を増やしたため、価格の安定が増した一方で、コストの平均は上昇したと考えられる。

次に、2 回目に作成した調達計画案と、3 回目に作成した調達計画案を比較する。3 回目に作成した調達計画案の方が調達コスト幅が 3.27[yen/kWh]大きくなっている一方で、調達コスト平均は 3 回目の方が 0.24[yen/kWh]低くなっている。再び常時バックアップ、相対取引での調達割合を減らしたため、安定性が減った一方で、平均コストは低くなっていると考えられる。

3 回目に作成した調達計画案と、4 回目に作成した調達計画案を比較する。4 回目に作成した調達計画案の方が調達コスト幅が 3.41[yen/kWh]小さくなっている一方で、調達コスト平均は 4 回目の方が 0.57[yen/kWh]高くなっている。常時バックアップ、相対取引での調達割合を増やしたため、価格の安定が増した一方で、コストの平均は上昇したと考えられる。

最後に 4 回目に作成した調達計画案と、5 回目に作成した調達計画案を比較する。5 回目に作成した調達計画案の方が調達コスト幅が 2.54[yen/kWh]小さくなっている一方で、調達コスト平均は 5 回目の方が 0.92[yen/kWh]高くなっている。5 回目ではスポット価格が常時

バックアップ、相対取引より高い時には、常時バックアップ、相対取引で購入し、それ以外ではスポット市場で購入している。よって調達コスト平均が他のどの調達計画案より安くなっている。ユーザーは調達コスト平均が一番低くなる5番目に作成した調達計画案を最終調達計画とした。

次にユーザーが作成した調達計画案における調達幅と調達コスト平均の値をプロットしたグラフを Fig. 5-11 に示す。

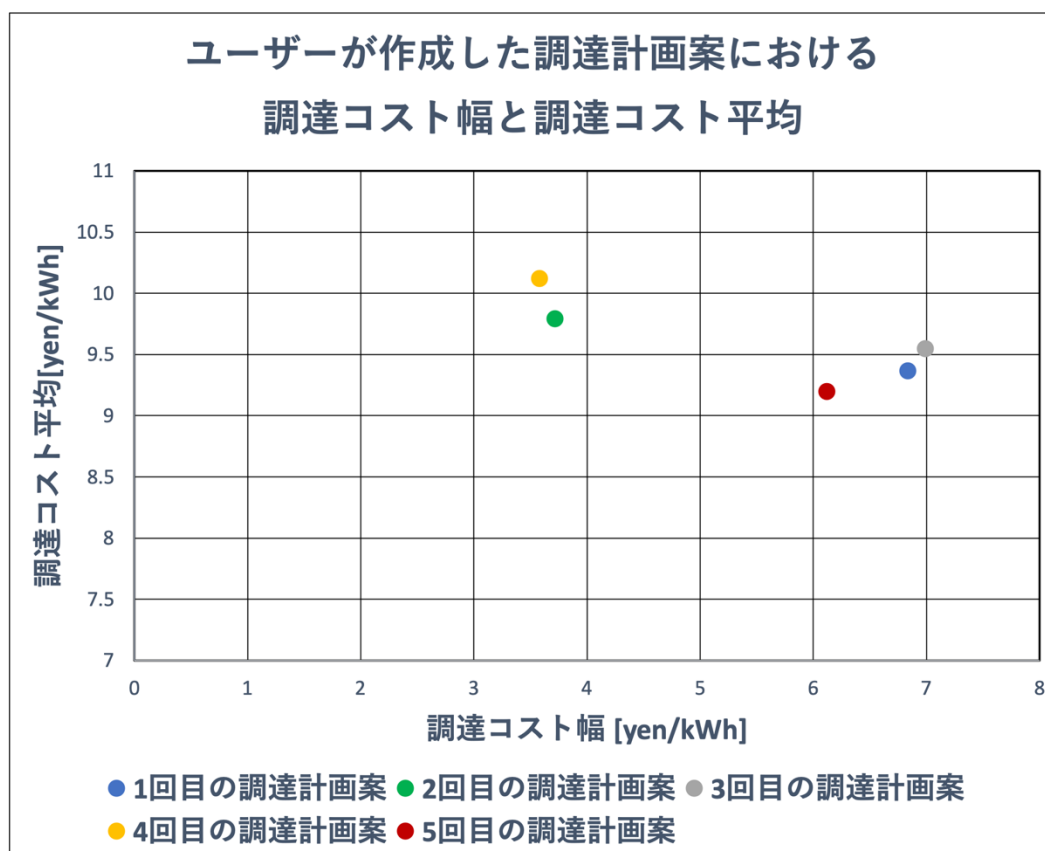


Fig. 5-11 ユーザーが作成した調達計画案における調達コスト幅と調達コスト平均

2回目、4回目に作成した調達計画案では、調達コスト幅が小さくなっているのが分かる。2回目、4回目では、価格変動のない安定した取引から最大限電力を調達しており、その影響が出ていると考えられる。一方で、1回目、3回目、5回目に作成した調達計画案では、調達コスト平均が小さくなっている。これは、相対取引、常時バックアップから調達量を抑え、安い価格で調達できる可能性のある、スポット市場での調達割合が大きいためだと考えられる。5回目に作成した調達計画案では、基本的には価格の安いスポット市場での電力調達を優

先しながらも、価格が高騰すると予測される時間帯には、相対取引、常時バックアップからの調達を増やしている。このことが影響し、1回目、3回目に作成した計画案より、調達コスト平均が低く、調達コスト幅が小さい調達計画案となっている。また全体で見ても調達コスト平均が最も低い調達計画案であることが分かる。調達計画量 x_n と常時 BU、相対取引での調達量 $j_n + a_n$ を入力に対して、1kWhあたりの調達コスト、調達コスト平均、調達コスト幅を出力することで、ユーザーが調達計画案の比較検討をすることができ、最終的な調達計画を作成することが可能であることを示した。

5.3.5 まとめ

本節では支援システムの有効性の検証を行った。電力需要予測システムの精度を過去2年分の気象データを用いてクロスバリデーションによって評価した。電力価格予測システムの精度については、過去2年分の気象データと燃料価格データを用いてクロスバリデーションで評価した。最後に開発した電力調達計画支援システムを実際の過去の日付けに対して適用し、開発システムによってどのように電力調達計画案の作成が支援されるかを確認した。ユーザーが入力する調達計画量と常時 BU、相対取引での調達量に対し、支援システムが1kWhあたりの調達コスト、調達コスト平均、調達コスト幅を出力することで、ユーザーが調達計画案の比較検討をすることができ、最終的な調達計画を作成することが可能であることを示した。

第6章 考察

6.1 はじめに.....	95
6.2 電力調達計画支援システムの有用性について	95
6.3 電力調達計画支援システムの感度解析	95
6.3.1 概要	95
6.3.2 解析結果.....	96
6.4 予測精度の要因分析.....	97
6.4.1 概要	97
6.4.2 電力需要量予測精度の要因分析	97
6.4.3 電力価格予測精度の要因分析.....	98

6.1 はじめに

本章では、まず電力調達計画支援システムの有用性について述べる。次に、電力調達計画支援システムの感度解析を行った後に、電力需要予測の精度と電力市場価格予測の精度に寄与する要因を分析する。

6.2 電力調達計画支援システムの有用性について

本研究のケーススタディでは、過去の日付に対して、システムを適用し、ユーザーが意思決定するまでの流れを示すことで、定性的な有効性の検証を行った。定量的なシステムの有効性を検証するためには、開発システムを実際の運用に取り入れ、その前後で単位時間当たりの調達コストや、電力小売り業者の利益の変化を評価する必要がある。

6.3 電力調達計画支援システムの感度解析

6.3.1 概要

電力需要予測の精度と電力価格予測精度が電力調達計画支援システムの出力にどのような影響を与えるのか検証を行った。ユーザーによる調達計画案を一定とし、需要予測精度と電力価格予測精度を変化させると、同じ調達計画案で調達コスト平均と調達コストの幅がどのように変化するかを確認する。解析で入力する計画案を Table 6-1 に示す。

Table 6-1 解析で入力する計画案

調達計画案	入力
調達計画案 A	$x_n = P_{n_min}$ $j_n + a_n = 100$ で一定

Table 6-1 で示す計画案を入力として固定して、精度を変更していく。変更していく精度の値を Table 6-2 に示す。

Table 6-2 変更していく RMSE 値

RMSE	値
電力需要量予測の RMSE	60, 30, 15
電力市場価格予測の RMSE	2, 1, 0.5

6.3.2 解析結果

感度解析の結果を Fig. 6-1 に示す。

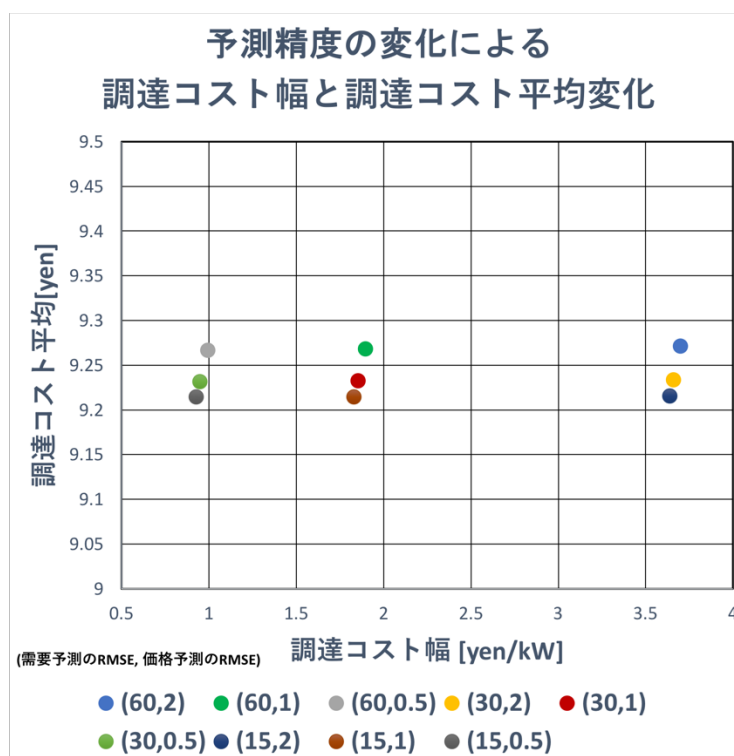


Fig. 6-1 予測精度の変化による調達コスト幅と調達コスト平均の変化

感度解析の結果より、電力市場価格の予測精度の RMSE 値が 2 から 1 に変化すると、調達コスト幅が 1[yen/kWh]近く小さくなることが読み取れる。

6.4 予測精度の要因分析

6.4.1 概要

電力需要量予測精度と電力価格予測精度に関して、どの要因が精度に寄与しているのかを分析する。予測の際に作成される決定木を確認することで要因の分析を行う。

6.4.2 電力需要量予測精度の要因分析

電力需要量予測精度の要因分析のため 2016/4/1~2018/3/31 の2年間のデータを用いて決定木を作成する。使用したデータを Table 6-3 に示す。

Table 6-3 電力需要量予測精度の要因分析のための学習データ

Name	Value			
気温	$x_1^{(1)}$	$x_2^{(1)}$...	$x_N^{(1)}$
相対湿度	$x_1^{(2)}$	$x_2^{(2)}$...	$x_N^{(2)}$
降水量	$x_1^{(3)}$	$x_2^{(3)}$...	$x_N^{(3)}$
日射量	$x_1^{(4)}$	$x_2^{(4)}$...	$x_N^{(4)}$
風速	$x_1^{(5)}$	$x_2^{(5)}$...	$x_N^{(5)}$
時刻余弦ラベル	$x_1^{(6)}$	$x_2^{(6)}$...	$x_N^{(6)}$
時刻正弦ラベル	$x_1^{(7)}$	$x_2^{(7)}$...	$x_N^{(7)}$
日付余弦ラベル	$x_1^{(8)}$	$x_2^{(8)}$...	$x_N^{(8)}$
日付正弦ラベル	$x_1^{(9)}$	$x_2^{(9)}$...	$x_N^{(9)}$
電力需要量	t_1	t_2	...	t_N

Table 6-4 に示すハイパーパラメータで、決定木を作成した。

Table 6-5 電力価格予測精度の要因分析のための学習データ

Name	Value			
気温	$x_1^{(1)}$	$x_2^{(1)}$...	$x_N^{(1)}$
相対湿度	$x_1^{(2)}$	$x_2^{(2)}$...	$x_N^{(2)}$
降水量	$x_1^{(3)}$	$x_2^{(3)}$...	$x_N^{(3)}$
日射量	$x_1^{(4)}$	$x_2^{(4)}$...	$x_N^{(4)}$
風速	$x_1^{(5)}$	$x_2^{(5)}$...	$x_N^{(5)}$
原油(WTI)先物取引価格	$x_1^{(6)}$	$x_2^{(6)}$...	$x_N^{(6)}$
石炭先物取引価格	$x_1^{(7)}$	$x_2^{(7)}$...	$x_N^{(7)}$
天然ガス先物取引価格	$x_1^{(8)}$	$x_2^{(8)}$...	$x_N^{(8)}$
時刻余弦ラベル	$x_1^{(9)}$	$x_2^{(9)}$...	$x_N^{(9)}$
時刻正弦ラベル	$x_1^{(10)}$	$x_2^{(10)}$...	$x_N^{(10)}$
日付余弦ラベル	$x_1^{(11)}$	$x_2^{(11)}$...	$x_N^{(11)}$
日付正弦ラベル	$x_1^{(12)}$	$x_2^{(12)}$...	$x_N^{(12)}$
JEPX スポット価格	t_1	t_2	...	t_N

Azure のモジュールを用いて Table 6-6 に示すハイパーパラメータで、決定木を作成した。

Table 6-6 電力価格予測精度の要因分析のためのハイパーパラメータ

Parameter	Value
Maximum number of leaves per tree, J	20
Learning rate, η	0.2
Total number of trees constructed, M	10
Minimum number of samples per leaf node, N_{min}	10

精度要因検証のため作成された電力価格予測の 1 本目の決定木を Fig. 6-3 に示す。

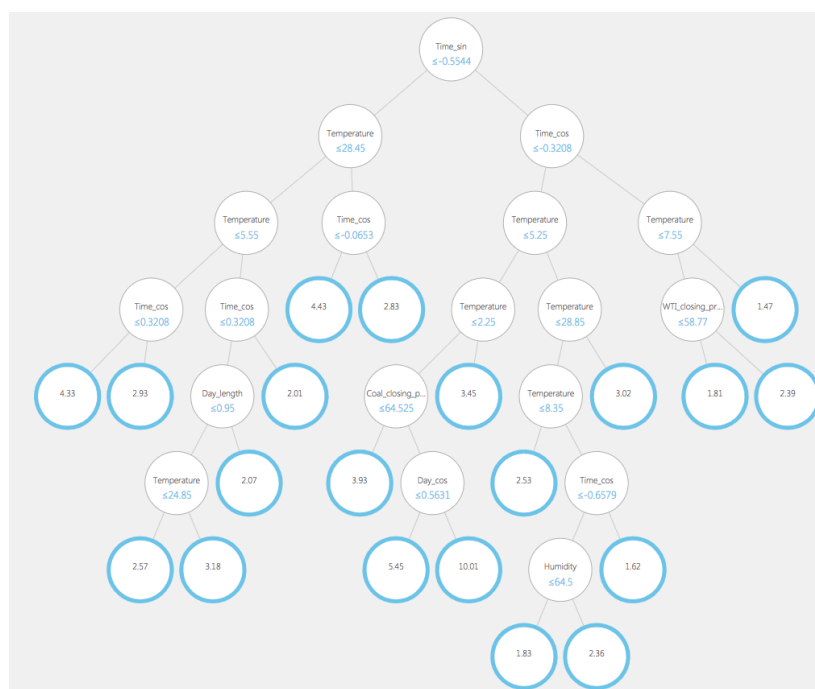


Fig. 6-3 精度要因検証のため作成された電力価格予測の1本目の決定木

最初の大きな分割が時間、気温による分割が多いことが分かる。気温での分割は閾値が28や5といった値となっており、極端な気温で分割していることが分かる。日付のデータより時刻のデータ先に分割が来ており、時刻のデータの方が有用であることが分かる。気象データの中でも、風速と日射量は最初の本での分割対象となっていないので、精度への寄与が低いことが分かる。原油価格や石炭価格も分割に必要な変数となっており、燃料価格が電力価格の予測精度に寄与していることが分かる。

第7章 結論

7.1 結論.....	102
7.2 今後の展望.....	102

7.1 結論

本研究では、電力小売事業者の電力取引を支援するシステムの開発を行った。具体的には、調達が必要な電力量と電力取引価格の提示を行い、ユーザーが入力する調達計画案を電力調達コストで評価することで、電力調達計画作成を支援する。

ケーススタディでは、支援システムの基本的な機能の検証として、開発に用いた Azure のライブラリの挙動の確認、電力需要、スポット価格の予測精度の評価を行なった。また、開発支援システムを過去の実際の日付に適用し、ユーザーの意思決定の流れを示すことで、開発システムによって、電力調達計画作成を支援できることを示した。

7.2 今後の展望

本研究のケーススタディでは、過去の日付に対して、システムを適用し、ユーザーが意思決定するまでの流れを示すことで、定性的な有効性の検証を行った。定量的なシステムの有効性を検証するためには、開発システムを実際の運用に取り入れ、その前後で 1kWh 当たりの調達コストや、電力小売業者の利益の変化を評価する必要がある。

参考文献

- [1]. 経済産業省, 電力小売全面自由化の進捗状況について, <http://www.meti.go.jp/shingikai/enecho/denryoku_gas/denryoku_gas/pdf/010_03_01.pdf>, Accessed on Dec. 21th 2018.
- [2]. 経済産業省, 効率的かつ安定的な電力需給バランスの確保に向けた制度環境整備について, <http://www.meti.go.jp/shingikai/enecho/denryoku_gas/denryoku_gas/pdf/180312_2.pdf>, Accessed on Dec. 21th 2018.
- [3]. Esteves, G. R. T., Bastos, B. Q., Cyrino, F. L., Calili, R.F. and Souza, R. C.: Long Term Electricity Forecast: A Systematic Review, *Procedia Computer Science*, Vol. 55, pp. 549-558, 2015.
- [4]. Weron, R.: Electricity Price Forecasting: A Review of the State-of-the-art with a Look into the Future, *International Journal of Forecasting*, Vol. 30, No. 4, pp. 1030-1081, 2014.
- [5]. Laurinec, P. and Lucká, M.: Clustering-based Forecasting Method for Individual Consumers Electricity Load using Time Series Representations, *Open Computer Science*, Vol. 8, No. 1, pp.38-50, 2018.
- [6]. Papadopoulos, S., and Karakatsanis, I., Short-term Electricity Load Forecasting using Time Series and Ensemble Learning Methods, 2015 IEEE Power and Energy Conference, pp. 1-6, 2015.
- [7]. Wang, Y., Zhang, N., Tan, Y., Hong, T., Kirschen, D. S., and Kang, C.: Combining Probabilistic Load Forecasts, *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2018.
- [8]. Mayrink, V., and Hippert, H. S.: A Hybrid Method using Exponential Smoothing and Gradient Boosting for Electrical Short-term Load Forecasting, *Computational Intelligence (LA-CCI), 2016 IEEE Latin American Conference*, pp. 1-6, 2016.
- [9]. Kim, T., Choi, J., Lee, D., Sim, A., Spurlock, C. A., Todd, A., and Wu, K.: Predicting Baseline for Analysis of Electricity Pricing, *International Journal of Big Data Intelligence*, Vol. 5, No. 1-2, pp. 3-20, 2018.

-
- [10]. Bishop, C. M.: Pattern Recognition and Machine Learning, Springer, 2008.
- [11]. González, C., Mira-McWilliams, J., and Juárez, I.: Important Variable Assessment and Electricity Price Forecasting Based on Regression Tree Models: Classification and Regression Trees, Bagging and Random Forests. IET Generation, Transmission & Distribution, Vol. 9, No. 11, pp. 1120-1128, 2015.
- [12]. 板羽智史, 森啓之: ファジィクラスタリング前処理 ANN を用いた電力価格予測モデル, 電気学会論文誌 B, Vol.138, No.2, pp. 90-98, 2017.
- [13]. Feijoo, F., Silva, W., and Das, T. K.: A Computationally Efficient Electricity Price Forecasting Model for Real Time Energy Markets, Energy Conversion and Management, Vol. 113, pp. 27-35, 2016.
- [14]. 最所祐一, 藤井康正, 山地憲治: 市場価格の不確実性を考慮した確率的最適電力調達戦略に関する研究, 電気学会論文誌 B, Vol. 124, No. 3, pp. 413-421, 2004.
- [15]. 林徳寿, 北裕幸, 田中英一, 長谷川淳: スポット市場を考慮した相対市場での電気事業者の入札戦略に関する研究, 電気学会論文誌 B, Vol. 126, No. 4, pp. 472-480, 2006.
- [16]. 高森 寛, 横山 隆一, 山下 大樹, 新村 隆英: 不確実性下の戦略的電力需給マネジメント: フォワードおよびオプション契約の活用とシナリオ戦略技法, 日本リアルオプション学会, リアルオプションと戦略, Vol. 8, No. 2, pp. 34-43, 2016.
- [17]. NASA, Systems Engineering Handbook, 2017, Available at <<https://www.nasa.gov/connect/ebooks/nasa-systems-engineering-handbook>>, Accessed on Dec. 19th, 2018.
- [18]. JEPX, 日本卸電力取引所取引ガイド <http://www.jepx.org/outline/pdf/Guide_2.00.pdf?timestamp=1545906890439>, Accessed on Dec. 21th 2018.
- [19]. 経済産業省, 卸電力市場の活性化について, <http://www.meti.go.jp/committee/sougouenergy/kihonseisaku/denryoku_system_kaikaku/shijo_seibi/pdf/01_06_00.pdf>, Accessed on Dec. 21th
-

-
- 2018.
- [20]. 経済産業省, インバランス料金の当面の見直しについて, <http://www.meti.go.jp/shingikai/enecho/denryoku_gas/denryoku_gas/seido_kento/pdf/007_04_00.pdf>, Accessed on Dec. 21th 2018.
- [21]. Sutherland, T. A.: Stakeholder Value Network Analysis for Space-based Earth Observations, Master Thesis, Massachusetts Institute of Technology, 2009.
- [22]. Crawley, E., Cameron, B., and Selva, D., System Architecture Strategy and Product Development for Complex Systems, Pearson, 2016.
- [23]. de Weck, O. L., Roos, D., Magee, C. L.: Engineering Systems, The MIT Press, Boston, 2011.
- [24]. Friedenthal, S., Moore, A., and Steiner, R.: A Practical Guide to SysML: The Systems Modeling Language, Morgan Kaufmann, 2014.
- [25]. 原亮一: 電力システムの需給運用に関わる時系列データの解析・予測技術, 電気学会論文誌 B, Vol. 134, No. 4, pp. 276-279, 2014.
- [26]. 気象庁 | 過去の気象データ・ダウンロード, <<https://www.data.jma.go.jp/gmd/risk/obsdl/index.php>>, Accessed on Dec. 21th 2018
- [27]. でんき予報 | 東京電力パワーグリッド株式会社 | 東京電力ホールディングス株式会社, <<http://www.tepco.co.jp/forecast/>>, Accessed on Dec. 21th 2018.
- [28]. FEPC INFOBASE 2017, <<http://www.fepc.or.jp/library/data/infobase/pdf/infobase2017.pdf>>, Accessed on Dec. 21th 2018.
- [29]. インベスティング・ドットコム HP, <<https://jp.investing.com/>>, Accessed on Dec. 21th 2018.
- [30]. Oppedal, K., Eftestøl, T., Engan, K., Beyer, M. K., and Aarsland, D.: Classifying Dementia Using Local Binary Patterns from Different Regions in Magnetic Resonance Images, International Journal of Biomedical Imaging, Vol. 2015, Article ID 572567, 2015.
- [31]. JEPX, <<http://www.jepx.org/index.html>>, Accessed on Dec. 21th 2018.
-

- [32]. 経済産業省, 第 30 回 制度設計専門会合 事務局提出資料～時間前市場に関する論点と今後の進め方～, <http://www.emsc.meti.go.jp/activity/emsc_system/pdf/030_04_00.pdf>, Accessed on Dec. 21th 2018.
- [33]. Microsoft Azure Cloud Computing Platform & Services, <<https://azure.microsoft.com/ja-jp/>>, Accessed on Dec. 21th 2018.
- [34]. Microsoft Azure - Microsoft Azure の全体像, <<https://msdn.microsoft.com/ja-jp/magazine/mt573712.aspx>>, Accessed on Dec. 21th 2018.

謝辞

本研究を進めるにあたって、多くの方々にご助力を頂きました。ここに感謝の意を述べさせていただきます。

指導教員である東京大学大学院新領域創成科学研究科人間環境学専攻 准教授 稗方 和夫先生には、大学院入学から2年間ご指導いただきました。先生からは、普段の輪講において、筋の通った研究の組み立て方、ポイントを押さえたプレゼンの仕方等様々なことをご指導して頂きました。東洋システム開発株式会社様との共同研究では、アカデミックな内容をいかに産業に適用させていくのかを勉強させていただきました。また世の中の動向に対する見識や、社会問題に対するシステム思考を用いた分析を普段の会話の中でご教授くださり、大変勉強になりました。今後は先生から教えていただいたことを糧に、さらなる飛躍を遂げて行きたいと思っております。ご指導ありがとうございました。深く感謝致します。

横浜国立大学大学院工学研究院 システムの創生部門 准教授 満行泰河先生には、大学院入学から1年間ご指導いただきました。研究の中身に関するご指導のみならず、研究や仕事に対する姿勢として、事前準備を大切にすること、勝負事において勝ちにこだわる姿勢など様々なことを学ばせて頂きました。また研究以外でも進路で悩んでいる時にご相談に乗って頂いたり、後輩の面倒の見かたや人生観についてなど様々なことをご教授頂きました。横浜国立大学へ転任された後も、お忙しいお時間の合間を縫って論文のご指導をして頂きました。深く感謝致します。

東京大学大学院新領域創成科学研究科人間環境学専攻 特任准教授 Bryan R Moser 先生には、GTL(Global Teamwork Lab)での活動を通じて、システム思考に関する知識や、他研究者とのチームワークの仕方を学ばせて頂きました。私が修士1年の時にMITに訪問した際には、MITの案内だけでなく、私の研究に関係する研究者を紹介して頂いたり、私の研究に関してフィードバックをして頂くなど大変お世話になりました。普段のGTLミーティングにおいても、私の研究の進捗を報告する中で、私の研究の方向性について助言を頂きました。深く感謝致します。

日本学術振興会外国人特別研究員 Giles Bruno Sioen 様には、半年間という短い期間ではありましたが、毎回の輪講や普段の会話の中で親身になって様々なご指導を頂きました。

研究に関しては、研究者としてどのような姿勢で研究に取り組むべきか、どのような論理の組み立てで研究を進めていくべきかなどについてご指導を頂きました。私の拙い英語を改善するために、プレゼン資料の細かい部分までご指摘頂いたり、英語論文執筆時には添削までして頂きました。また研究のみならず、研究室の雰囲気改善のため助言を下さったり、グローバルな場でのリーダーシップの発揮の仕方など幅広い知識をご教授頂きました。深く感謝致します。

東京大学大学院工学系研究科システム創成学専攻 技術専門員 榎本晶一様には、研究室のインフラに関するサポートを頂きました。私が修士1年の時、東京海洋大学汐路丸における乗船実習の際には、データ収集のサポートをして頂き、操船に関する知識をご教授して頂きました。私が修士2年の時、五月祭の水槽の一般公開の際には、事前準備から当日の実験対応まで長時間に渡りご尽力をして頂きました。深く感謝致します。

秘書の大塚朋子様、大森容子様、山本和子様には、研究室の事務手続きなどを行っていただき、研究に打ち込める環境を用意していただきました。特に山本様には私が大学院に入学してからの2年間、ずっと柏でお世話になりました。心身の調子が良くない時には、優しくお声かけを下さり、事務手続きや物品購入の際には相談に乗って頂き、的確なアドバイスをして頂きました。また学生が見落としがちな観点で研究室の環境向上のためのアドバイスを頂き、環境整備にご尽力して頂きました。皆様のお気遣いのおかげで、楽しく研究生生活を送ることができました。皆様に深く感謝致します。

東洋システム開発株式会社の松本博之様、野村雅浩様、山本怜様、石蔵康介様には、日々の業務でお忙しいところ、研究に関する数多くのアドバイスを頂きました。松本様、野村様には経営者目線での製品に対するご意見や、今後の電力業界の動向に関することなど、様々な情報をご教授頂きました。山本様には電力取引に関わる利害関係者に関する情報、電力取引プロセスに関する詳しい情報などをご教授頂きました。石蔵様には共同で開発していた電力需要予測システムに関する現場の声や、様々な実証結果をご意見として頂きました。実務に携わる皆様のご指摘・ご意見は参考にするところが多く大変有用でありました。皆様に深く感謝致します。

研究室の先輩である岡田伊策様、笈田佳彰様、和中真之介様、水林義博様、伊藤航大

様、岡田航太様には、輪講でのフィードバックなどを通して、研究に対する数々のアドバイスを頂きました。また、研究室生活以外においても多くの場面でお世話になり、先輩としてあるべき姿を学びました。岡田伊策様には、私が進路で悩んでいる際にご相談に乗って頂き、就職活動をする際には、多大なご支援を頂きました。笈田様には論文執筆時にご相談に乗って頂いたり、社会人として求められる成果物、スキル等を学ばせて頂きました。和中様には、2年間常に身近にいる先輩として多くのご指導を頂きました。研究に関しては、普段の輪講でのコメントのみならず、輪講前後や論文執筆時に、研究の方針やコンテンツについて相談に乗ってもらいました。また仕事に取り組む姿勢として、こだわりを持つことの大切さや、素早くアウトプットを出すことの大切さなど非常に多くのことを教わりました。水林様には、直接お会いする機会は多くありませんでしたが、研究室に来る際には必ず差し入れを持ってきて頂き、リモートからでも発表資料に対してご意見を頂きました。伊藤様には私が修士1年の時の後期からは席が隣であったこともあり、世の中の動向に関する話やシステムズアプローチに関する研究に関して多くの時間をかけて議論をさせて頂きました。岡田航太様には輪講前に輪講資料へのフィードバックを頂いたり、研究室運営のお仕事に関してご指導を頂きました。皆様に深く感謝致します。

研究室の同輩である石原祥太郎様、王汝佳様には、普段の研究室生活において非常に良い刺激を頂きました。研究のみならず研究室に運営に関わる仕事でもお世話になりました。石原様が自分自身に対してストイックになって物事に取り組み、また研究室の規律を守る姿勢は同期として大変刺激になりました。王様の自分自身に対していつも正直である姿勢は、私も見習いたいと感じておりました。今後は別々の道に進みますが、お二人の活躍を祈念しています。ありがとうございました。

研究室の後輩である笠原達也様、松尾康平様には、研究室運営に関わる多くの仕事を担っていただき、研究に集中できるようサポートしていただきました。小沢健悟様、三浦笑峰様、趙之楠様、Khatun Mst Tsakia 様、Saul Trujillo Castillo 様、茶屋愛太郎様、堀井悠司様とは、輪講や普段の会話で、研究に関する議論をさせて頂きました。皆様から学ぶことも多く、刺激を受けました。特に Saul 様とは、東洋システム開発株式会社との共同研究で電力需要予測システムの作成の補助をして頂きました。その際に Saul 様が素早く仕事に取り組みアウトプットを出す姿は私にとって大変刺激になり、共同研究に関する Saul 様との議論は大変有意義なものでありました。ありがとうございました。

留学生の Nat Hengsadekul 様、Azure Yuanyuan Qin 様、UTSIP 生の Yuling Liu 様、Shekhar Shivhare 様には、研究生活を通して、国際的な視点や考え方を教わりました。ありがとうございました。

最後になりましたが、大学院生活を実りあるものにしてくれた多くの友人と私と関わって下さったすべての方々に感謝します。また大学院卒業まで金銭面・生活面で支援して頂いた家族に心から感謝致します。皆様に頂いたご恩に報いることができるよう尽力致します。本当にありがとうございました。

宇野健介