

平成 30 年度 修士論文

太陽光発電と蓄電池を導入した街区の
電力需給マネジメント

東京大学 新領域創成科学研究科

環境システム学専攻

47-176664 北沢 雅光

指導教員 吉田 好邦 教授

目次

| | |
|---|----|
| 第 1 章 序論..... | 8 |
| 1.1. 研究の背景..... | 8 |
| 1.1.1. 東日本大震災に起因する電力事業の規制緩和..... | 8 |
| 1.1.2. 地域事業者の現状..... | 10 |
| 1.1.3. 地域の事業者の課題..... | 12 |
| 1.2. 先行研究..... | 16 |
| 1.2.1. シュタットベルケでの事例に関する先行研究..... | 16 |
| 1.2.2. 太陽光発電と蓄電池が導入された地区での電力需給最適化の先行研究..... | 16 |
| 1.2.3. 蓄電池の運転計画決定に確率 DP を用いた先行研究..... | 16 |
| 1.2.4. 家庭の電力需要予測の先行研究..... | 17 |
| 1.2.5. 先行研究における課題..... | 17 |
| 1.3. 研究目的..... | 17 |
| 1.4. 論文の構成..... | 17 |
| 第 2 章 データと手法..... | 19 |
| 2.1. 街区 K の電力事業..... | 19 |
| 2.2. データ..... | 20 |
| 2.2.1. 街区 K のデータ..... | 20 |
| 2.2.2. 売電価格のデータ..... | 20 |
| 2.2.3. 天候のデータ..... | 22 |
| 2.2.4. 確率 DP..... | 23 |
| 第 3 章 電力需給モデル..... | 25 |
| 3.1. 需要の分析手法..... | 25 |
| 3.1.1. 需要の回帰分析..... | 25 |

| | |
|------------------------------------|-----------|
| 3.1.2. 需要のモデル | 27 |
| 3.2. 最適化型モデル..... | 29 |
| 3.2.1. 最適化型モデルの概要..... | 29 |
| 3.2.2. 最適化型モデルの需給運用計画の構造..... | 30 |
| 3.2.3. 最適化型モデルの蓄電池運用計画の設計 | 34 |
| 3.3. 不確実性対応型モデル..... | 35 |
| 3.3.1. 不確実性対応型モデルの構造：卸取引の注文量 | 35 |
| | |
| 第4章 電力需給のコスト最小化..... | 40 |
| | |
| 4.1. コスト要因の変動..... | 40 |
| 4.1.1. 太陽光発電量の変動..... | 40 |
| 4.1.2. 電力需要の変動..... | 41 |
| | |
| 4.2. 2つのモデルの結果..... | 45 |
| 4.2.1. 不確実性対応型モデルの結果 | 45 |
| 4.2.2. 2つのモデルの結果比較 | 48 |
| | |
| 4.3. 感度分析 | 51 |
| 4.3.1. 太陽光が急減した際の感度分析 | 51 |
| 4.3.2. 電力需要の変動に関する感度分析..... | 54 |
| 4.3.3. 蓄電池容量の感度分析..... | 55 |
| | |
| 4.4. まとめ..... | 58 |
| | |
| 第5章 結論..... | 60 |
| | |
| 5.1. 結論..... | 60 |
| | |
| 5.2. 今後の課題と展望..... | 62 |
| | |
| 参考文献..... | 63 |

謝辭.....66

目次

| | |
|--|----|
| 図 1-1. エネルギーシステム改革のスケジュール..... | 8 |
| 図 1-2. 小売全面自由化以降のスイッチング件数の推移..... | 9 |
| 図 1-3. 新電力の小売電力市場シェアの推移..... | 10 |
| 図 1-4. 小売電気事業者の登録数の推移..... | 11 |
| 図 1-5. 新電力のコストの内訳..... | 13 |
| 図 1-6. インバランスの仕組みと費用..... | 13 |
| 図 1-7. 電源と電力の調達価格..... | 14 |
| 図 1-8. 太陽光発電の売電価格の推移..... | 15 |
| 図 2-1. 街区 K の電力事業の対象施設..... | 19 |
| 図 2-2. 自営線による電力需要の集積効果..... | 20 |
| 図 2-3. 電力の売電価格..... | 21 |
| 図 2-4. 系統電力のインバランス料金の推移..... | 22 |
| 図 2-5. 天気ごとの平均太陽光発電量..... | 23 |
| 図 2-6. 本研究における確率 DP の構造..... | 24 |
| 図 3-1. 自己回帰モデルにおける定常性の検定の例..... | 26 |
| 図 3-2. 最適化型モデルの概要..... | 30 |
| 図 3-3. 不確実性対応型モデルの卸取引の注文量（予報が晴れの時のもの）..... | 35 |
| 図 3-4. 不確実性対応型モデルの今後の太陽光発電量の予測..... | 36 |
| 図 3-5. 不確実性対応モデルにおける現在と N 時間後の処理..... | 38 |
| 図 4-1. 天気ごとの一日あたりの太陽光発電量の一年平均..... | 40 |
| 図 4-2. 大学における一年間の電力需要の変動..... | 41 |
| 図 4-3. 実需要と回帰分析による予測需要(1月分)..... | 44 |
| 図 4-4. 実需要と回帰分析による予測需要(7月分)..... | 45 |
| 図 4-5. 不確実性対応型モデルにおける晴れ予報の供給の積み上げ式内訳..... | 46 |
| 図 4-6. 予報と実天気における平均インバランス率..... | 47 |
| 図 4-7. 予報と実天気におけるコスト比..... | 48 |
| 図 4-8. 2つのモデルにおける卸からの電力購入量の比較..... | 49 |
| 図 4-9. 2つのモデルにおける蓄電池残量の比較..... | 50 |
| 図 4-10. 2つのモデルにおける1年間の総コストの比較..... | 51 |
| 図 4-11. 太陽光発電減少量の一日の最大値のヒストグラム..... | 52 |
| 図 4-12. 天気急変日の太陽光発電量..... | 53 |
| 図 4-13. 天気急変日における予測時間 N とコスト..... | 54 |
| 図 4-14. 電力需要が予測値の場合と多い場合におけるコスト比較..... | 55 |
| 図 4-15. 蓄電池容量ごとのコスト..... | 56 |

| | |
|--|----|
| 図 4-16.天気急変日に対する蓄電池容量ごとのコスト | 57 |
| 図 4-17.需要が予測より増加した日に対する蓄電池容量ごとのコスト | 58 |
| 図 A-1.街区 K の対象施設の電力需要 | 68 |
| 図 A-2.実需要と回帰分析による予測需要(1 月分) | 72 |
| 図 A-3.実需要と回帰分析による予測需要(2 月分) | 72 |
| 図 A-4.実需要と回帰分析による予測需要(3 月分) | 73 |
| 図 A-5.実需要と回帰分析による予測需要(4 月分) | 73 |
| 図 A-6.実需要と回帰分析による予測需要(5 月分) | 74 |
| 図 A-7.実需要と回帰分析による予測需要(6 月分) | 74 |
| 図 A-8.実需要と回帰分析による予測需要(7 月分) | 75 |
| 図 A-9.実需要と回帰分析による予測需要(8 月分) | 75 |
| 図 A-10.実需要と回帰分析による予測需要(9 月分) | 76 |
| 図 A-11.実需要と回帰分析による予測需要(1 0 月分) | 76 |
| 図 A-12.実需要と回帰分析による予測需要(1 1 月分) | 77 |
| 図 A-13.実需要と回帰分析による予測需要(1 2 月分) | 77 |

表目次

| | |
|--|----|
| 表 3-1.公園における回帰分析の例 | 27 |
| 表 3-2.対象 7 施設における実際の値と予測値の平均誤差率 | 28 |
| 表 3-3.経済性に関する変数 | 30 |
| 表 3-4.電力に関する変数..... | 31 |
| 表 3-5.蓄電池に関する変数 | 34 |
| 表 4-1.需要の回帰分析の結果..... | 42 |
| 表 A-1.キャンパスの電力需要の回帰分析（変数名は都合により修正） | 69 |
| 表 A-2.高校の電力需要の回帰分析 | 69 |
| 表 A-3.警察署の電力需要の回帰分析 | 70 |
| 表 A-4.総合福祉センターの電力需要の回帰分析 | 70 |
| 表 A-5.児童相談所の電力需要の回帰分析 | 71 |
| 表 A-6.市役所の電力需要の回帰分析 | 71 |

第1章 序論

1.1. 研究の背景

1.1.1. 東日本大震災に起因する電力事業の規制緩和

2011年3月11日に三陸沖にて起こった東日本大震災は、日本のエネルギーシステムの問題を浮き彫りにした。マグニチュード9.0にも及ぶ地震は福島原子力発電所を破壊し、この事故の死者は15000人にもものぼると言われている[1]。この福島第一原子力発電所の事故によって日本において今よりもっと安全なエネルギーを求める声が強まった。一方で複数回の計画停電のような、電力不足の問題も持ち上がった。省エネルギーの動きも強まったが、そもそも病院や公共施設といった施設に関して停電の危険があるというのは大きなリスクである。震災によってこのような事態に直面した日本では、再生可能エネルギーの導入が急速に行われるようになり、さらに電力利用の環境においても再構築が進められた。その動きのひとつが政府の計画する電力システムの改善計画である。この計画に関して経済産業省資源エネルギー庁による図を図1-1に示す。

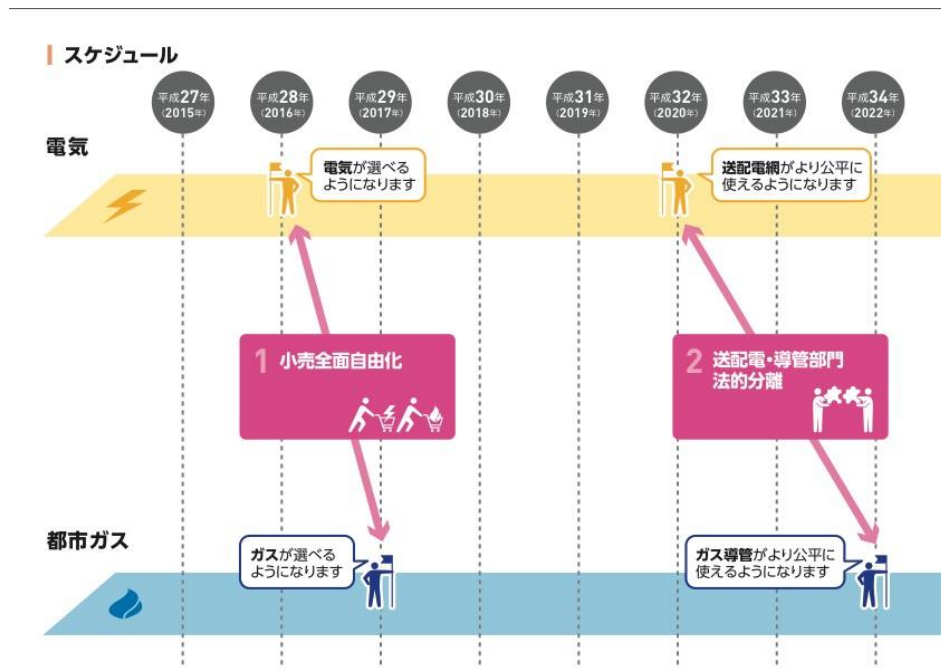


図1-1. エネルギーシステム改革のスケジュール

(資源エネルギー庁「エネルギーシステムの一体改革について」より引用[2])

エネルギーシステム改善のスケジュールは3段階に分けられ、1つめはシステム改革のための広域運営推進機関を建てること、2つめに上記の小売の全面自由化、最後に送配電や導管部門の法的分離である。現在第二段階までは終了しており、エネルギー自由化の計画も順調に進んでいる。このような計画を進める中で、エネルギーシステム改革の目標は2つある。

1つは革新的な技術からくるイノベーションによる日本の成長である。もうひとつはエネルギー選択の自由による消費者の効用の拡大である。電力自由化が広がった場合、一般家庭だけでなく、企業を含めた様々な利用者が選択の自由を与えられ、イノベーションのチャンスに繋がる。また、電力の小売市場で競争することによって、電気料金の抑制がなされる。従って消費者の効用が高まることが予想される。電力自由化が目標達成に繋がることは間違いないが、重要なのはそれが実際に普及しているのかという点である。そこに置いて、経済産業省資源エネルギー庁の図を図 1-2 に示す。

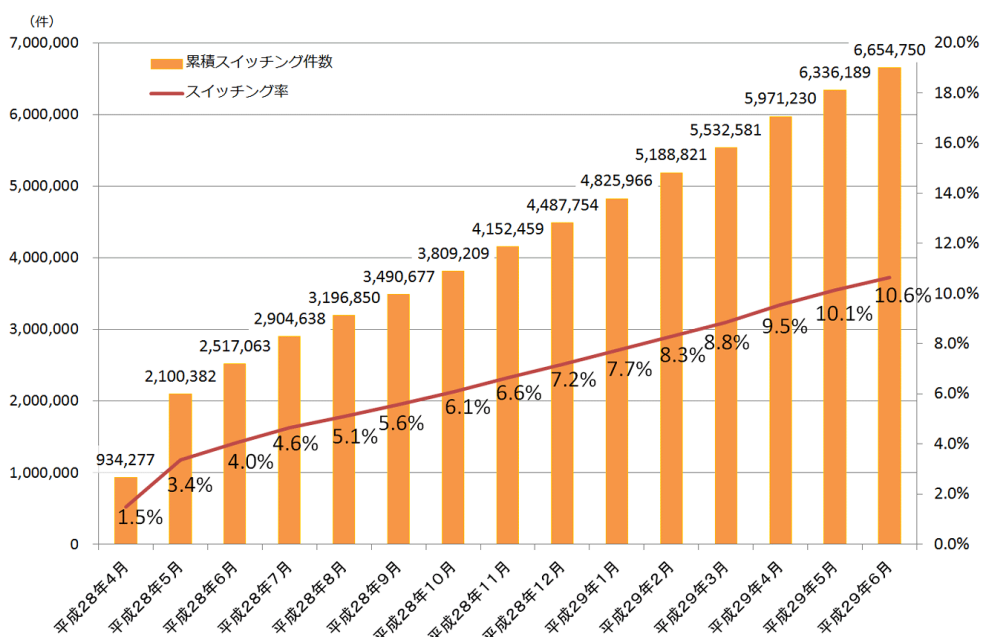


図 1-2.小売全面自由化以降のスイッチング件数の推移

(資源エネルギー庁「電力小売全面自由化で、何がかわったのか?」より引用[3])

上図は一般家庭における電力契約先の切り替えの割合のグラフである。2017年6月の時点で一般家庭低圧分野におけるスイッチングの件数はおよそ665万件、約10.6%にのぼる。またこれまでの電力事業者から新電力として登場した先へも約377万件スイッチングしている。これまでの規制料金から自由料金に変更した件数も約289万件である[3]。自由化への移行の割合の上昇とともに、市場における新電力のシェアも増えてくる。それを表した図を図 1-3 に示す。

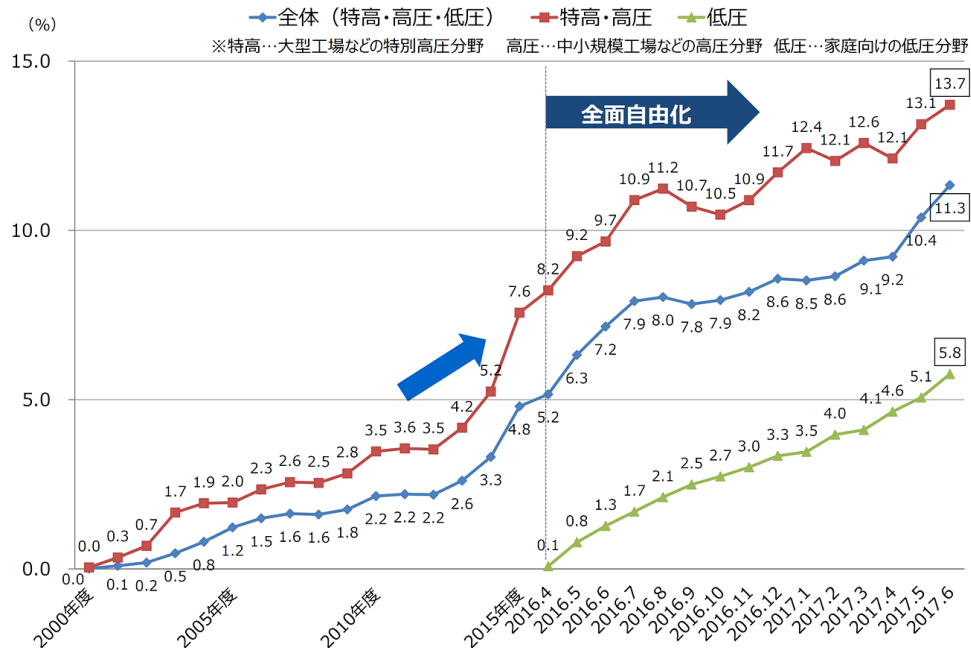


図 1-3.新電力の小売電力市場シェアの推移

(資源エネルギー庁電力調査統計より引用[4])

※シェアは販売電力量ベース (自家消費、特定供給を除く)

新電力の市場でのシェアは低圧高圧あわせて 11.3% を占める。一般家庭向けの低圧は 5.8% とまだ低いですが、高圧は 13.7% と急速に拡大していることがわかる。この違いは先に高圧が自由化されたという自由化のタイミングの違いに起因する。ここ数値からさらに低圧の電力に関してもシェアを広げていくことが、電力自由化によるイノベーション創発と消費者効用拡大の足がかりとなるであろう。

1995 年の電気事業法改正から発電部門の参入が自由となり、小売においてもまずは高圧から、そして 2016 年には低圧も自由化され、現在新電力が市場の約 1 割を占めるに至った。次節にてその新しい事業者の状況について述べる。

1.1.2. 地域事業者の現状

電力自由化に伴う新電力事業者のシェア拡大の中で、実際にどれだけの数の事業者が進出しているのかを示した図を図 1-4 に付す。

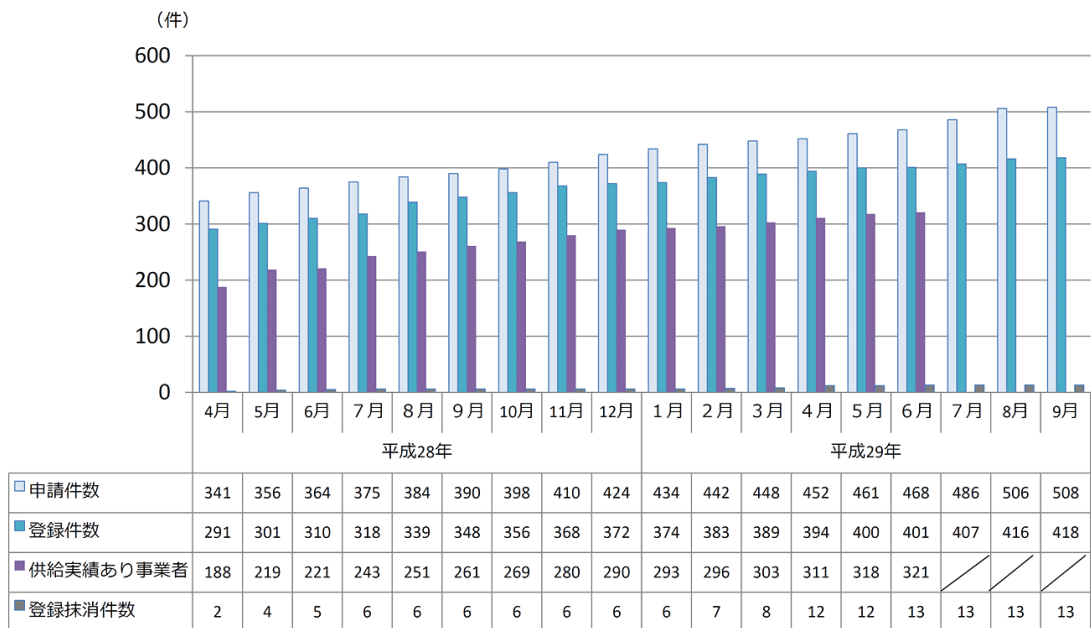


図 1-4.小売電気事業者の登録数の推移

(資源エネルギー庁「電力小売全面自由化で、何がかわったのか?」より引用[3])

※件数は 2017 年 8 月までの件数は月末時点。2017 年 9 月は 9 月 11 日までの登録件数

※供給実績あり事業者については発受電月報の現時点での最新データが 2017 年 6 月実績であるため、2017 年 6 月までのデータとなっている

現在に至るまでの中で登録申請が出されている事業者の数は約 510 件であり、そのうち登録されているのは 418 件である。2016 年 4 月の電力自由化から考えると、登録された事業者数は約 130 件と飛躍的に増えていることがわかる。電力自由化の波に伴って進出した地域の電力事業者を実際に見てみると、中心となるのは表 1-1 に示す新電力が例としてあげられる。

表 1-1. 日本の代表的な地域の電力事業者[5]

| 事業体 | | 出資形態 | | |
|---------|------------------|---------|---------|---------|
| 自治体 | 組織形態・名称 | 資本金 | 自治体出資金 | 自治体出資割合 |
| 群馬県中之条町 | 一般財団法人中之条電力 | 300万円 | 180万円 | 60.0% |
| 大阪府泉佐野市 | 一般財団法人泉佐野電力 | 300万円 | 200万円 | 66.7% |
| 群馬県太田市 | 株式会社おた電力 | 500万円 | 300万円 | 60.0% |
| 福岡県みやま市 | みやまスマートエネルギー株式会社 | 2,000万円 | 1,100万円 | 55.0% |
| 鳥取県鳥取市 | 株式会社とっとり新電力 | 2,000万円 | 200万円 | 10.0% |
| 山形県 | 株式会社やまがた新電力 | 7,000万円 | 2,340万円 | 33.4% |
| 静岡県浜松市 | 株式会社浜松新電力 | 6,000万円 | 500万円 | 8.3% |
| 福岡県北九州市 | 株式会社北九州パワー | 6,000万円 | 1,450万円 | 24.2% |

表 1-1 にあるように、国内において多くの地域の電力事業者が成立し、自治体の支援を受けて事業をはじめている。一方で既に一般の電力事業者がいる市場に地域の電力事業者が入っていく為、支援があるとはいえその参入は困難なものとなる。次節では、電力自由化によって進出した地域の電力事業者が普及するための課題について述べる。

1.1.3. 地域の事業者の課題

地域の電力事業者の事業拡大は、電力自由化で掲げられた目標の達成に向けて欠かせないものである。一方で事業立ち上げの段階で資金力も資源も多くは持ち合わせていない新電力は、事業を運用していく上での課題も多い。この節ではその課題の中で重要なものをあげていく。

I：一般の電力事業者からの支援

地域の電力事業者は発電資源が乏しい為に、電力が不足した際には一般の電力事業者から電力を供給してもらって対応する。これを常時バックアップと呼ぶが、最終的には自由な市場になることを考慮すると、この一般電力事業者に依存した事業運用体系は改善しなければならない。一般の電力事業者の力をどれだけ借りているかの指標として、新電力のコストの内訳を図 1-5 に示す。

新電力のコスト内訳（規模：6,000kW）

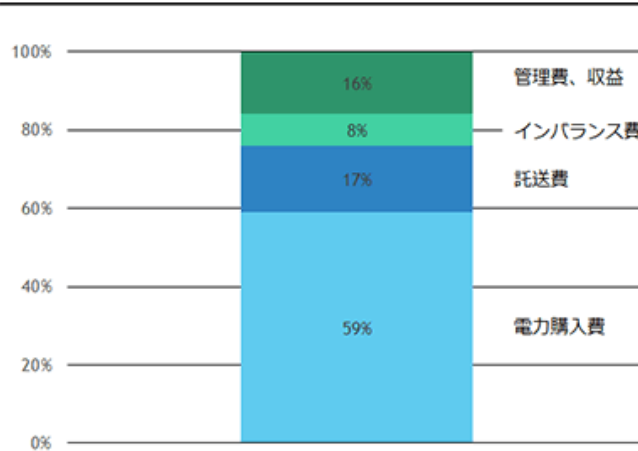


図 1-5.新電力のコストの内訳
(新電力ネット「新電力事業の課題」より引用[6])

新電力の電力購入費は全体の 59%にまで及ぶ。このことから地域の電力事業者が自己の資源で需要を賄えていないことや、天候等による発電や需要の変動に対応できていないことがうかがえる。また、バックアップ電源の供給限界を超えて電力供給が不足すると、インバランスという罰金としての高額の費用を支払うことになる。インバランス費用に関する図を図 1-6 に示す。

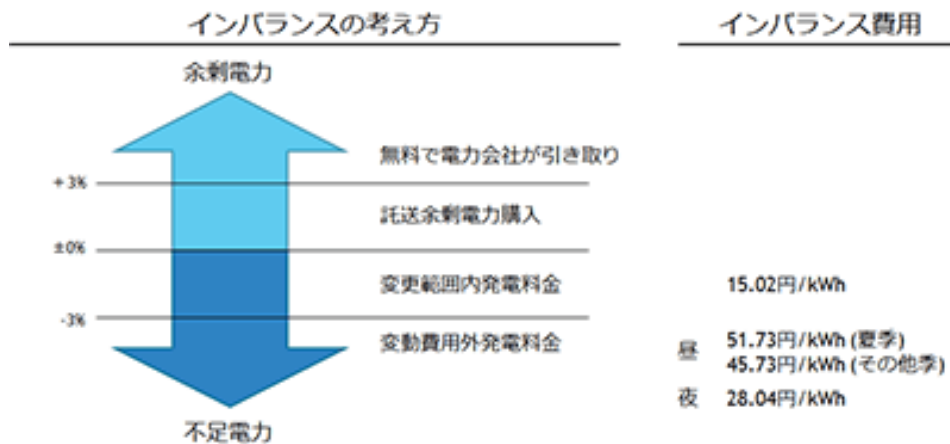


図 1-6.インバランスの仕組みと費用
(新電力ネット「新電力事業の課題」より引用[6])

インバランスは電力の不足量が一定のボーダーを超えると発生し通常よりも遥かに高い料金で電力を購入することとなる。インバランスまではいかない、変更範囲内発電料金であれば、電力の購入費用は 15.02 円/kWh である。一方でその範囲を超えた変動費要害発電料

金となると、その3倍前後の単価の費用が発生する。以上のことから一般の電力事業者の支援から脱却することは地域の電力事業者発展の上では欠かせない要因である。バックアップに頼らない発電資源の確保や、インバランスが発生しないような供給電力の運用およびリスク管理が重要となる。

II：従来の発電資源取得の難しさ

地域の電力事業者の強みは、その地域性を活かした電力サービスや地産地消のエネルギー利用にある。このバックグラウンドから考えて、住民との連携や土地の利用を視野にいとると火力発電のような今までであったような発電資源の導入は難しい。経済産業省の調査[7]では、2017年4月の時点で、一般の電力事業者が資源の85%を保持している。また、発電資源を導入する為とはいえ、地域との連携を主眼としているにも関わらずその地域性を破壊しかねない施設を設立することは経営の指針からも反するであろう。一方で図1-5で示したように、電力の購入費が経営において大きなポイントとなっていることは間違いない。そこで地域性を保ったまま導入できる資源として、再生可能エネルギーが大きく注目されている。そこで電源ごとの電力調達価格の図を図1-7に示す。

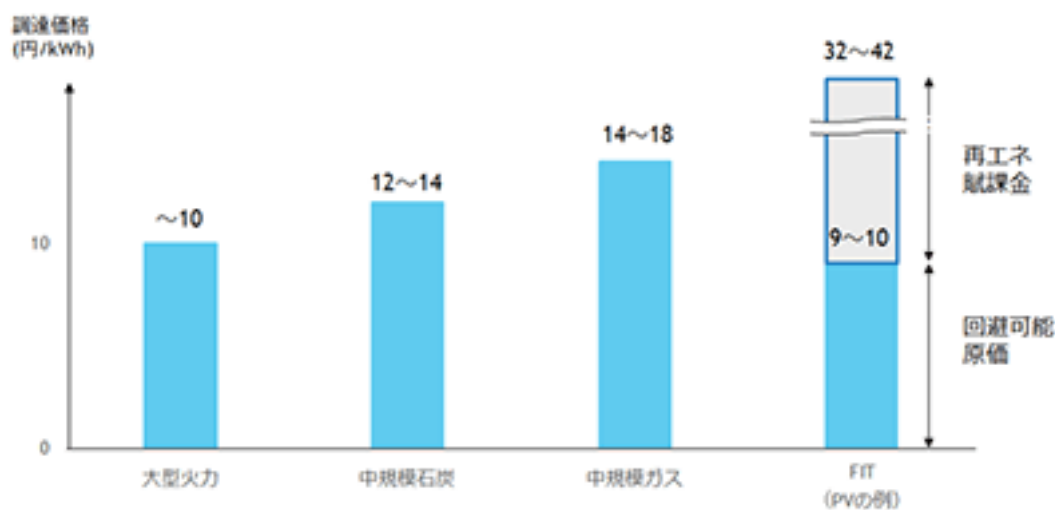


図1-7.電源と電力の調達価格
(新電力ネット「新電力事業の課題」より引用[6])

図1-7のような太陽光発電を例とした競争力の高い電源を導入することが、地域の電力事業者の発展の鍵となる。それに加えて定置型大規模蓄電池を導入することで、前述したインバランスの発生を防ぎ電力需給をコントロールできるようになる。本研究においては、これらの電源や定置型大規模蓄電池の導入がなされている電力事業について着目して、電力の効率的な運用による事業の発展を模索した。

III：電力価格の変動

再生可能エネルギーを導入している地域の電力事業者にとって重要なのは売電価格である。再生可能エネルギーの支援制度である固定価格買取制度(FIT)による価格は年々更新されており、その変動が地域の事業者の運営へと直接はねかえってくる。この価格の変動が非常に大きな問題であることは、竹内[8]においても述べられている。これは地産地消を行うことによる、レジリエンス価値の改善やエネルギー資金の還流額、環境へのクリーンさを示し、地域の電力事業者の有効性を述べたものである。そこであげられた課題として地域の電力事業者再生可能エネルギーによる電力調達のコストと、電力卸取引所(JEPX: Japan Electric Power Exchange)のスポット価格が連動するであろう事が挙げられる。連動について述べるにあたり、まず固定価格買取制度における売電価格の変動を図 1-8 に示す。

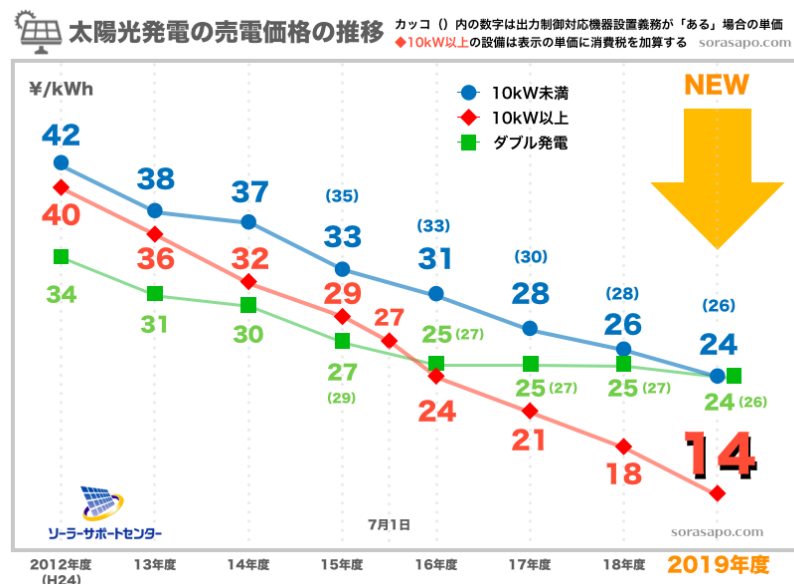


図 1-8.太陽光発電の売電価格の推移

(ソーラーサポートセンター「最新！2019年太陽光発電の売電価格|推移と今後の買い取り価格も解説」より引用[9])

図 1-8 より太陽光発電における売電価格は年々急速に下がっていることがわかる。こうして再生可能エネルギーにおける調達コストは JEPX の価格と連動するようになってきていることがわかる。以上のように電力価格において大きな変動がある中で、再生可能エネルギーをもつ地域の電力事業者がどのようなエネルギーの運用をするべきであるかは検討が必要となる。

1.2. 先行研究

1.2.1. シュタットベルケでの事例に関する先行研究

欧米にはエネルギーを自由化している地域が多く存在する。特にドイツでは2009年に発送電気分離を行い、2016年には大手電力会社4社の発電容量などの設備が70%近くである一方[10]、小売市場ではシェアは約30%となっている[11]。そこで注目されているのがシュタットベルケという企業群であり、電力自由化以降も異常で2割以上ものシェアを保持する。

松井[12]によるとシュタットベルケは地域密着型のサービスやコストの競争力、事業環境などを持っているという。停電等においては、食料品を提供するサービスもみられる。

地方時自体によるシュタットベルケ推進の理由も M. Engelken ら [13]より示されている。エネルギー事業資金還流による税収や、企業依存をなくすことによる政策的自由度の拡大が例となる。また K. Berlo ら [14]は、シュタットベルケは既存の電力会社による寡占状態を解体したと述べている。

日本においてもシュタットベルケの事由は取り上げられることが多く、分散型エネルギーの導入や、地産地消のエネルギーによる省エネルギー政策の例として用いられる。地域の特性を活かしたエネルギーの地産地消促進事業費補助金 [15]といった政策的な支援の例もみられる。北風[16]は日本の事例での地方自治体が出資する地域の電力事業者の取り組みを検証して、その課題を考察している。

1.2.2. 太陽光発電と蓄電池が導入された地区での電力需給最適化の先行研究

前節で述べた再生可能エネルギーと蓄電池の運用における電力需給に関する先行研究としては濱田[17]のコスト最小化の研究が挙げられる。前節で述べたように地域の電飾事業者の運営の上では、電力購入費用の削減が重要である。加えて、高額の出費となるインバランス費用をできる限り発生させないことも欠かせない条件である。濱田[17]はこの電力購入費用の重要さに着目し、再生可能エネルギー、一般電力事業者からの購入、卸事業者からの購入などの要素を考慮して電力需給が最適となるようなシステムを提案し、蓄電池の運用計画を示した。

1.2.3. 蓄電池の運転計画決定に確率 DP を用いた先行研究

小澤[18]は家庭用燃料電池システムにおける、蓄電池の運転計画決定において確率動的計画法(stochastic dynamic programming : SDP)を用いた。これはエネルギーコストの期待値が最小となるような運転計画のシステムに対して、多段階にわたって目的関数を最適化する手法である。濱田[17]の手法は蓄電池の運転計画を将来まで全通り想定する手法であり、厳密解が出る分計算量が多い。それに対しこの確率 DP は一定時間先までの期待値の計算

を繰り返すため通り数が少なく、その上で最適解に近い値を導出することができる。太陽光発電を用いる電力事業においては、需要の他にも天候という大きな不確実性について扱わなければならない為、計算の効率化は重要な要素である。小澤[18]は上記のような特徴をもつ確率 DP を駆使して家庭用燃料電池システムの最適な蓄電池運用計画を示した。

1.2.4. 家庭の電力需要予測の先行研究

野原[19]は時系列分析の AR モデルを用いることにより、家庭における電力需要予測を行った。電力需要は周期性と季節性に大きく依存するものであり、それらを AR モデルに組み込むことで、高い精度で予測できることを示した。近藤ら[20]は ARMA モデルにより、住宅の電力需要予測モデルを作成した。市川ら[21]は住宅において、住民の行動履歴や環境情報から電力需要の予測をする手法を考案した。小澤ら[22]は生活者の行動スケジュールから家庭エネルギー需要を推定するモデルを作成した。さらに、「家族間の生活行動の関連性」と「個々の家電製品・給湯の使用実態」によるモデルを構築した[23]。電力需給モデルを考える上では、需要の不確実性も要素のひとつとして関わってくる。地域の電力事業者による運営を考える際にも、それを考慮したモデルの構築が必要となるであろう。

1.2.5. 先行研究における課題

本研究において足がかりとなった濱田[17]の研究においては、不確実性を明示的に考慮していないことが課題となっている。濱田[17]では、日射量のランダム性や天候のばらつきを所与の量として組み込むことで、それを不確実性として扱っている。しかしそれは決められた確率や与えられた数値通りにプログラムが動いている為、小さい確率で起こるような異常気象や連続した雨天は想定されていない。実際のデータから表れる、真の不確実性を含めたモデルを作る為には、逐次的な計算により状況に合わせて運転計画を更新する確率 DP が効果的であると考えられる。

1.3. 研究目的

本研究では再生可能エネルギーを導入した街区 K の電力事業計画に着目し、小澤[18]による蓄電池運転計画を決めるシステムを参考とした上で、確率 DP を用いた電力需給のコスト最小化モデルを提案することを目的とする。

モデルの構築にあたっては、最適解を導出できる濱田[17]と計算結果を照らし合わせながら行うことで、不確実性によりばらつく計算結果を吟味する。現実の運用に足るような不確実性を含めた運用計画システムを作った上で、それを最適化計算と併用することで、不確実性対応力と正確性の両方を兼ね備えた新しいプログラムを提案する。

1.4. 論文の構成

第 1 章では、背景と先行研究及び、本研究の目的を述べた。

第2章にて本研究の対象地区となる地区 K や得られたデータの説明を行う。

第3章はシステム構築に用いる二つのモデルの構造について述べる。

第4章で3章で述べた2つのモデルを用いた計算結果を示す。考慮した不確実性に対する説明も行う。

第5章では、研究の考察及び結論と今後の展望を述べる。

第2章 データと手法

2.1. 街区 K の電力事業

街区 K の電力事業はとある大学を中心とした 7 つの公共施設を自営線により連携したものである。事業に際しては太陽光発電設備や蓄電池の分散配置が導入されており、7 つの施設で連携するエネルギーマネジメントシステムを構成することで、再生可能エネルギーと蓄電池の最大限の活用を目指すものである。電力事業は再生可能エネルギーによる電力の調達により、CO2 排出量を削減することや、災害時のシステム運用による防災機能といった狙いもあるが、本論文においては、エネルギーマネジメントシステムに焦点をあてて述べるものとする。対象となる施設の図を図 2-1 に付す。



図 2-1.街区 K の電力事業の対象施設

図 2-1 の 7 つの公共施設を自営線で連携して再生可能エネルギーを活用する。事業の目的は 7 つの施設のエネルギーマネジメントシステムを共同運用することによって再生可能エネルギーと蓄電池の利用効率を高めることである。施設を連携させることでシステム運用効率が高まることを表した図を図 2-2 に示す。

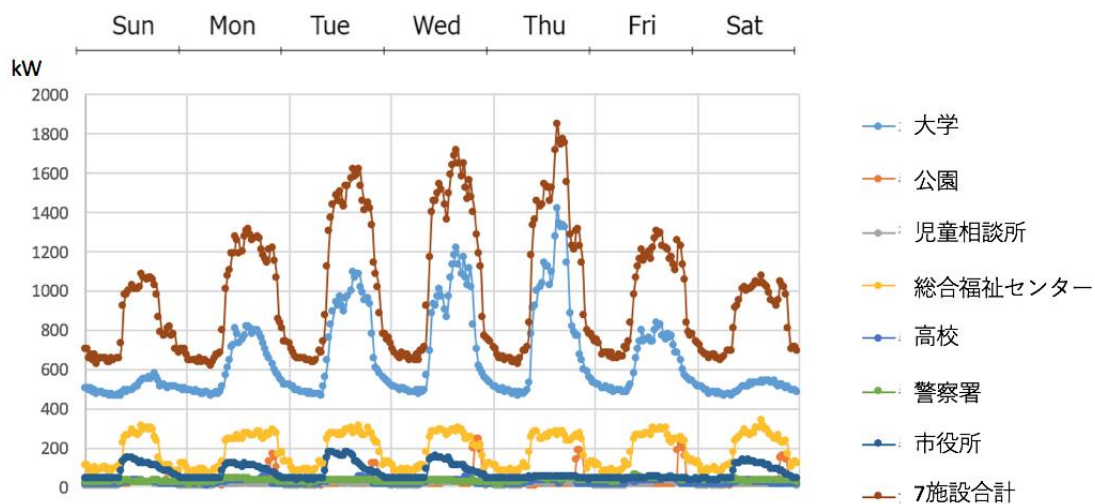


図 2-2. 自営線による電力需要の集積効果

図 2-2 の値は各施設の 1 週間の電力需要を表している。一番値の大きい折れ線が 7 施設合計のものである。自営線を引くことによって 7 つの施設の電力需要をバラバラではなく一括して処理することができるようになる。合計することによって曜日や時間帯による電力の消費量が安定していることがわかる。このようにして利用電力の負荷率を高めて、再生可能エネルギーのような不安定な電源の活用をやりやすくする狙いである。

2.2. データ

2.2.1. 街区 K のデータ

街区 K のデータとして利用しているものは、前節で示した 7 施設の電力需要量、太陽光発電設備の発電量、高圧の電力需要量、低圧の電力需要量、蓄電池の容量、気温、湿度である。データの期間は 2016 年の 1 月 1 日から 12 月 31 日までの 30 分値である。研究においては計算量の観点から、これを一時間ごとに直して用いている。街区 K の電力需給モデルに含まれる卸業者に関する注文の期限についてのデータ [24] も研究に用いている。また、系統電力の売電価格や常時バックアップにおける単位時間当たりの供給できる電力量の最大値は濱田 [17] を参考とした。また、導入されている太陽光パネルは 2000kW 分である。

2.2.2. 電力価格のデータ

電力の価格はコスト計算に上で欠かせない。電力需給モデルに含めた電力価格についての図を図 2-3 に示す。

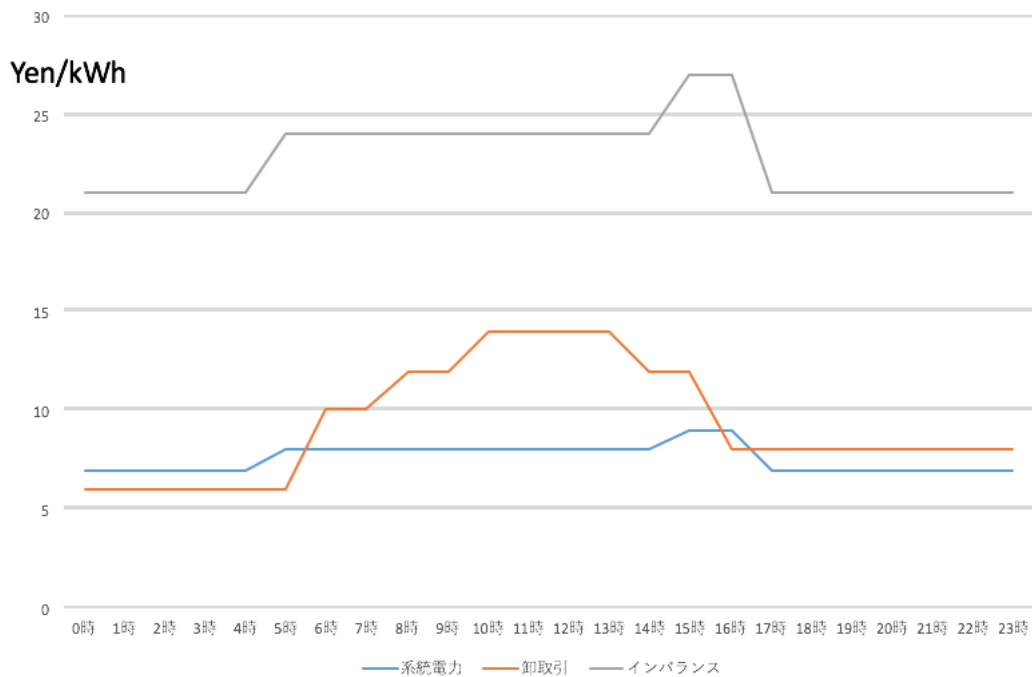


図 2-3.電力の売電価格

図 2-3 はプログラムに組み込んでいる電力の価格である。濱田[17]のプログラムにも著者のプログラムにも同様に代入している。卸取引の価格が系統電力の価格を下回ることがあるが、注文のタイミングが異なる為、系統電力ではなく卸取引から電力を急遽調達するといった処理はしないものとする。また、インバランスの価格は系統電力の価格の 3 倍とした。その根拠となる図を図 2-4 に示す。

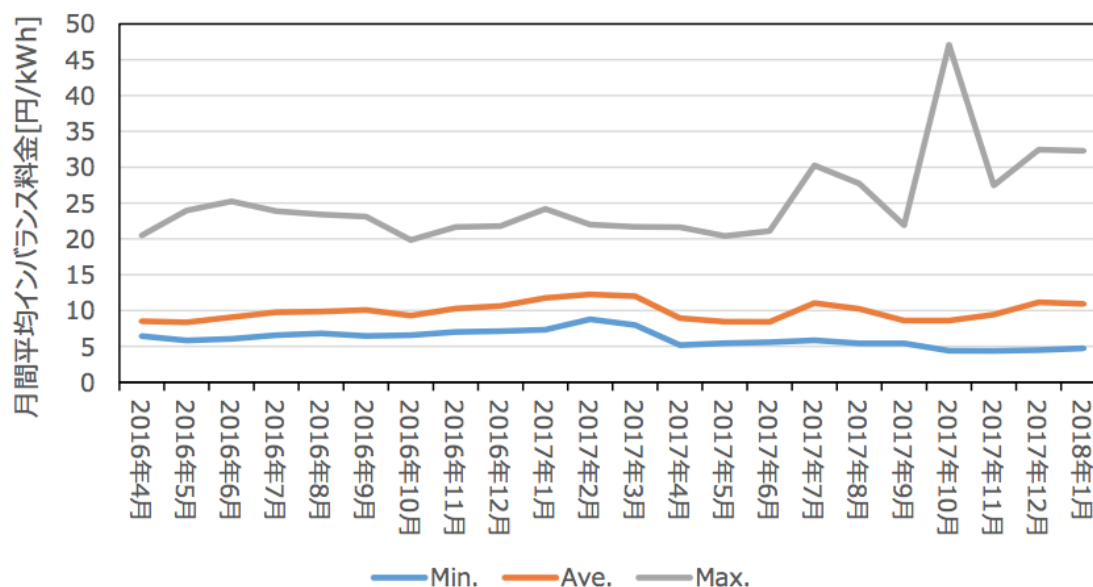


図 2-4.系統電力のインバランス料金の推移

図 2-4 は系統電力におけるインバランス料金の動きを表している。Max にあたる部分がインバランス料金の指標となる。これが平均値のおよそ 3 倍である為、図 2-3 の様な価格水準としている。

2.2.3. 天候のデータ

街区 K で得られたデータ一日一日の天候は気象庁[25]のものと照らし合わせて決定している。電力需給モデル構築の上での最も大きな不確実性は、天候による太陽光発電の発電量の変動である。太陽光発電量の予測手法には統計的モデルを用いた手法[10][11][12][13]や機械学習を用いた手法[14]などがある。その他にシステム運用においては天気予報に基づいた卸業者への電力の注文と、実天気に基づいた運転計画の更新が必要となる。天候の決定は気象庁のデータ[25]をもとにして行い、太陽光発電の時間が昼であることを鑑みて、晴れのち曇りは晴れ、曇りのち雨は曇りのように早い方の判定をその日の天気として扱った。また、晴れ時々曇りなどは晴れとして扱い、落雷のような悪天候は雨に分類した。以上を踏まえ、データ分析の点では、晴れ、曇り、雨、それぞれの天気に対して、平均どれくらい発電するのかを求め、それを天候予測の指標とした。それを表す図を図 2-5 に示す。

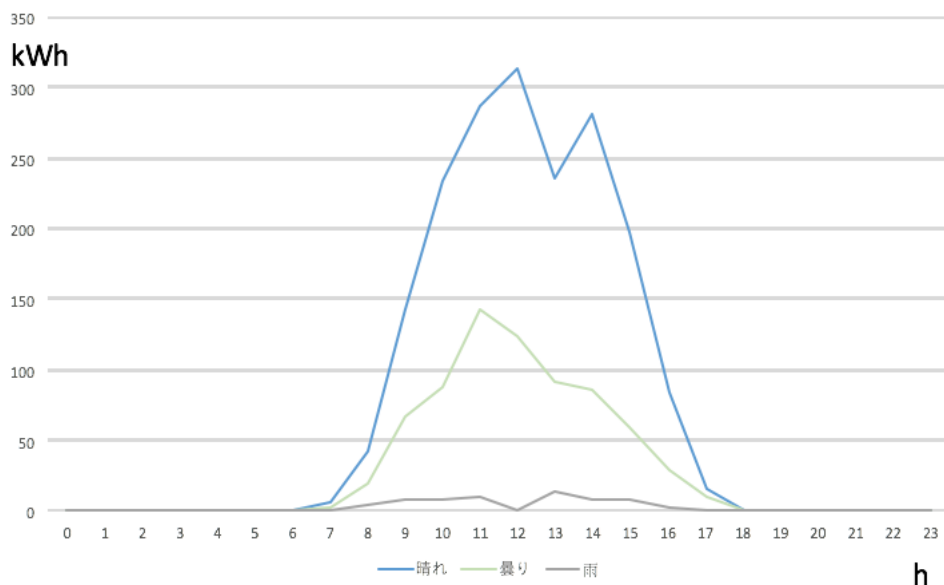


図 2-5.天気ごとの平均太陽光発電量
(太陽光容量は 2000kW)

図 2-5 は各天気に対する平均太陽光発電量である。分析においては、予報に対して、上記の太陽光発電量を見込み、卸取引における電力注文量を決定する。本研究ではコスト最小化を目的値としている為、期待値が最大となる発電量の平均値をそのまま用いており、値を低く見積もることによるリスクヘッジ等を行っていない。

2.2.4. 確率 DP

第 1 章で触れた確率 DP についての説明を行う。電力需給の将来予測において、状態推移は確率的なものとなる。確率 DP はそこに多段階の期待値計算を組み込み、最適化する手法となる。その構造を表す図を図 2-6 に示す。

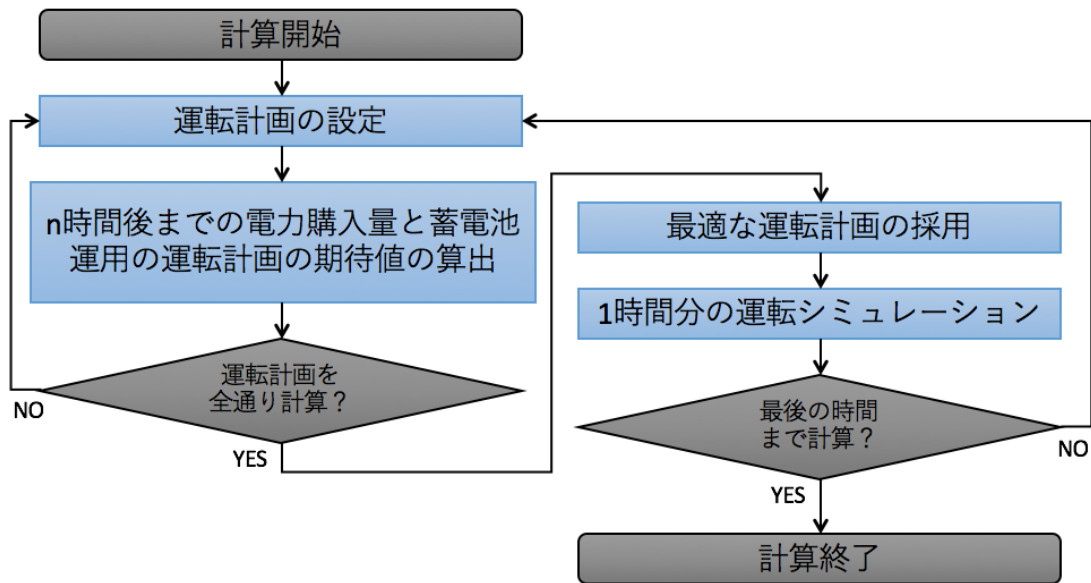


図 2-6.本研究における確率 DP の構造

図 2-6 は本研究における確率 DP の内容を示すものである。まずはどこまで将来予測するかの n 時間後の n を設定する、それから電力購入量や蓄電池の運用において n 時間先までの全通りを計算し、期待値が最大となる運転計画を採用する。一時間シミュレーションした後、また n 時間後先までの期待値計算をする、という動きを繰り返して運転計画を更新していく。毎時間期待値計算をする多段階構造を用いることで、総当たりよりも計算量を抑えつつ、最適値に近い値を導出する。

第3章 電力需給モデル

3.1. 需要の分析手法

3.1.1. 需要の回帰分析

モデルの構築にあたり、需要の分析及び予測が重要となる。電力需要の予測は、電力供給の業務支援として行われてきた。灰田ら[26]は予測に重回帰分析を用いたシステムを開発した。田中ら[27]はニューラルネットワークによる予測手法を分析に用いた。石岡ら[28]はニューラルネットワークによる日負荷曲線予測システムを開発した。飯坂ら[29]は予測精度向上のための構造化ニューラルネットワークを用い、適切なモデルについて説明した。街区Kの需要のデータに関しては、前述の通り2016年の一年分を用いた。さらに需要においてのみ、詳細な予測の為に30分値を採用している。分析においては、経済予測・時系列分析を行う計量経済分析ソフトウェアであるEviewsを用いた。需要の分析においては、その周期性をみて以下の3つの式を検討した。

$$y_t = \alpha_0 + \alpha_1 y_{t-1} + \dots + \alpha_p y_{t-p} + u_t \quad (3-1)$$

$$y_t = \theta_0 + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \dots - \theta_q \varepsilon_{t-q} \quad (3-2)$$

$$y_t = \alpha_0 + \alpha_1 y_{t-1} + \dots + \alpha_p y_{t-p} + \varepsilon_t - \theta_1 \varepsilon_{t-1} - \dots - \theta_q \varepsilon_{t-q} \quad (3-3)$$

上記の式は式(3-1)が次数 p の AR モデルである。 y_t は時刻 t の電力消費量を表し、 α は時点の重みである。式(3-2)が次数 q の MA モデルである。同様に y_t は時刻 t の電力消費量を表す。 θ がそれぞれ ε の重みであり、 ε は誤差項となる。本モデルは株式等によく用いられるが、解釈が難しいという欠点がある。式(3-3)は AR モデルの次数が p 、MA モデルの次数が q の ARMA モデルである。分析が詳細にできる分、情報が複雑になってしまうため、どの手法を用いるかは一長一短である。本研究では考察を主体とする為、式(3-1)の AR モデルを採用する。加えて以上のような回帰分析において注意が必要な見せかけの回帰について述べる。みせかけの回帰とは、単位根過程同士を回帰すると本来関係がないにも関わらず、有意な関係があるかのように結果が出てしまう現象のことである。以下に単位根過程についての式(3-4)と式(3-5)を示す。

$$y_t = \alpha_0 + \alpha_1 y_{t-1} + \dots + \alpha_p y_{t-p} + u_t \quad (3-4)$$

$$m^p - m^{p-1}a_1 - m^{p-2}a_2 \dots - a_p = 0 \quad (3-5)$$

式(3-4)は先ほど示した p 次の AR モデルである。そして式(3-5)は式(3-4)の特性方程式である。この解の中の1つが1である場合、それは単位根過程となり、単位根過程同士で回帰した場合、みせかけの回帰に陥る。みせかけの回帰に対する、Eviews の検定の例を図 3-1 に示す。

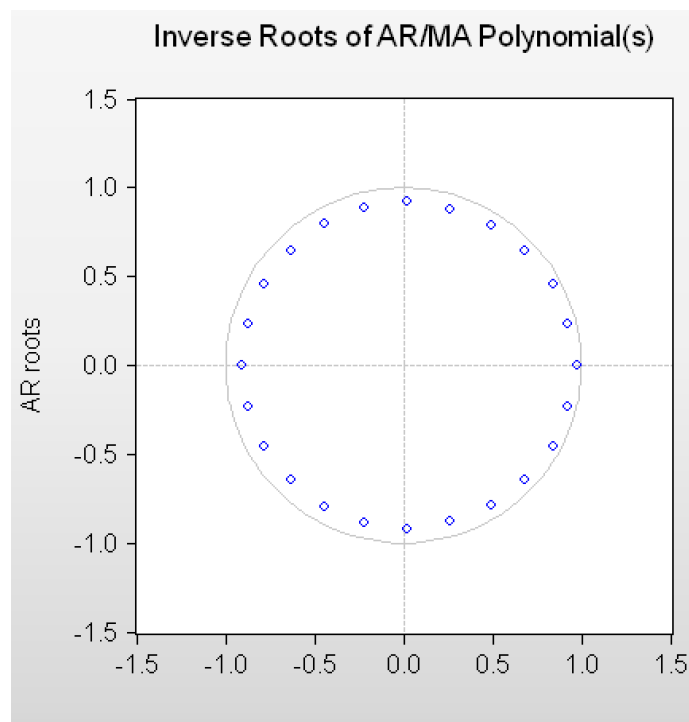


図 3-1.自己回帰モデルにおける定常性の検定の例
(家庭の電力消費データの統計的モデリングに基づく省エネルギー策に関する研究より
[30]引用)

図 3-1 は Eviews における定常性の検定の例である。定常性の条件は解の絶対値が 1 を超えないことであり、青のプロットが半径 1 の円の内側に収まっているので、図の場合には定常性があることがわかる。前述したように、特性方程式の解に 1 が存在する時が、単位根過

程である為、定常性がある場合は単位根過程ではないことがいえる。以上のような検定をもって単位根検定を防ぐことができる。

3.1.2. 需要のモデル

続いて、AR モデルの決定のやり方についての表として表 3-1 を示す。

表 3-1.公園における回帰分析の例

| Variable | Coefficient | Std. Error | t-Statistic | Prob. |
|--------------------|-------------|-----------------------|-------------|--------|
| PARK(-1) | 0.868591 | 0.005988 | 145.0634 | 0.0000 |
| PARK(-2) | -0.099590 | 0.004635 | -21.48763 | 0.0000 |
| PARK(-47) | 0.016118 | 0.006605 | 2.440180 | 0.0147 |
| PARK(-48) | 0.398482 | 0.009254 | 43.06094 | 0.0000 |
| PARK(-49) | -0.314022 | 0.006993 | -44.90277 | 0.0000 |
| PARK(-335) | 0.039225 | 0.006601 | 5.941783 | 0.0000 |
| PARK(-336) | 0.369688 | 0.009254 | 39.94949 | 0.0000 |
| PARK(-337) | -0.303539 | 0.006974 | -43.52313 | 0.0000 |
| KYUUZITU | 0.237007 | 0.183671 | 1.290389 | 0.1969 |
| C | 0.496512 | 0.168610 | 2.944732 | 0.0032 |
| R-squared | 0.923799 | Mean dependent var | 26.90047 | |
| Adjusted R-squared | 0.923759 | S.D. dependent var | 39.40093 | |
| S.E. of regression | 10.88152 | Akaike info criterion | 7.612589 | |

表 3-1.は Eviews によって街区 K の公園の需要を回帰分析した際の結果である。Variable の PARK が AR モデルにおける変数であり、PARK(-1)が 1 時点前、すなわち 30 分前を表している。Coefficient として変数の係数があり、t 値や p 値、決定係数、AIC の値をみることができる。なお、予測においては最新の値を取り入れない dynamic forecast ではなく、実際の値を逐次的に代入していく static forecast を採用している。以上のような分析をもって採用した式(3-6)を以下に示す。

$$E = \overbrace{AR(1) + AR(2)}^{\text{直前の値}} + \overbrace{AR(48) + AR(49) + AR(50)}^{\text{1日前の値}} + \overbrace{AR(336) + AR(337) + AR(338)}^{\text{1週間前の値}} \quad (3-6)$$

式(3-6)が今回の分析に用いる AR モデルの式である。E が当該時刻の電力需要であり、AR(1)が 30 分前の電力需要である。選択の理由は、AR(1)や AR(2)といった直前の値、AR(48)や AR(49)や AR(50)といった一日前の値、AR(336)や AR(337)や AR(338)といった一週間前の値など、関係があると思われる要素を含んでいること。また、その中で様々な例を検証した結果、この式が AIC の値において最も優秀だった為である。なお、AR の式は対象の施設が変わることによって僅かに変化する。また、季節性を取り入れることも

考えたが、あまり有意な結果は得られなかった。補足として、需要にどれだけ変動があるかを示した表を表 3-2 に示す。

表 3-2.対象 7 施設における実際の値と予測値の平均誤差率

| | | | |
|-------------------------|---------------------|--------------------|-------|
| Data | campus | | |
| Forecast sample | 1/1/2016 | 00:30...12/31/2016 | 23:30 |
| Adjusted sample | 1/8/2016 | 00:30...12/31/2016 | 23:30 |
| Included observations | 16045 | | |
| Root Mean Squared Error | 31.28382 | | |
| Mean Absolute Error | 17.51925 | | |
| Mean Abs. Percent Error | 2.7409 | | |
| Data | park | | |
| Forecast sample | 1/1/2016 | 00:30...12/31/2016 | 23:30 |
| Adjusted sample | 1/8/2016 | 00:30...12/31/2016 | 23:30 |
| Included observations | 17231 | | |
| Root Mean Squared Error | 10.87889 | | |
| Mean Absolute Error | 4.569065 | | |
| Mean Abs. Percent Error | 18.18634 | | |
| Data | children's facility | | |
| Forecast sample | 1/1/2016 | 00:30...12/31/2016 | 23:30 |
| Adjusted sample | 1/8/2016 | 00:30...12/31/2016 | 23:30 |
| Included observations | 16897 | | |
| Root Mean Squared Error | 2.027542 | | |
| Mean Absolute Error | 1.390202 | | |
| Mean Abs. Percent Error | 10.06712 | | |
| Data | city hall | | |
| Forecast sample | 1/1/2016 | 00:30...12/31/2016 | 23:30 |
| Adjusted sample | 1/8/2016 | 00:30...12/31/2016 | 23:30 |
| Included observations | 13872 | | |
| Root Mean Squared Error | 7.343426 | | |
| Mean Absolute Error | 3.565874 | | |
| Mean Abs. Percent Error | 3.911975 | | |
| Data | school | | |
| Forecast sample | 1/1/2016 | 00:30...12/31/2016 | 23:30 |
| Adjusted sample | 1/8/2016 | 00:30...12/31/2016 | 23:30 |
| Included observations | 16272 | | |

| | |
|-------------------------|-----------------------------------|
| Root Mean Squared Error | 2.677708 |
| Mean Absolute Error | 1.360728 |
| Mean Abs. Percent Error | 13.40005 |
| Data | police station |
| Forecast sample | 1/1/2016 00:30...12/31/2016 23:30 |
| Adjusted sample | 1/8/2016 00:30...12/31/2016 23:30 |
| Included observations | 9601 |
| Root Mean Squared Error | 2.782928 |
| Mean Absolute Error | 2.038074 |
| Mean Abs. Percent Error | 5.176292 |
| Data | welfare center |
| Forecast sample | 1/1/2016 00:30...12/31/2016 23:30 |
| Adjusted sample | 1/8/2016 00:30...12/31/2016 23:30 |
| Included observations | 16897 |
| Root Mean Squared Error | 18.26639 |
| Mean Absolute Error | 13.47871 |
| Mean Abs. Percent Error | 8.457641 |

表 3-2.は対象 7 施設の電力需要における実際の値と予測値の平均誤差率を示す表である。予測のあてはまりをみる指標としては平均誤差率 MAPE を用いた。需要の半分以上を担う大学において、平均誤差率が 2.74%であるため、十分な予測精度を出していると考える。

3. 2. 最適化型モデル

3. 2. 1. 最適化型モデルの概要

天候が既知である場合のコストが最小となる解を求める為の最適化型のモデルは、濱田 [17]のものをを用いている。天候が既知である場合の最適解を算出し、それを著者の構築した不確実性を考慮したモデルと比較することで、その妥当性を検証する為である。最適化型モデルにおいては、プログラムに 2 章で示した街区 K のデータを用いることで解を算出した。最適化型におけるモデルの概要の図を図 3-2 に示す。

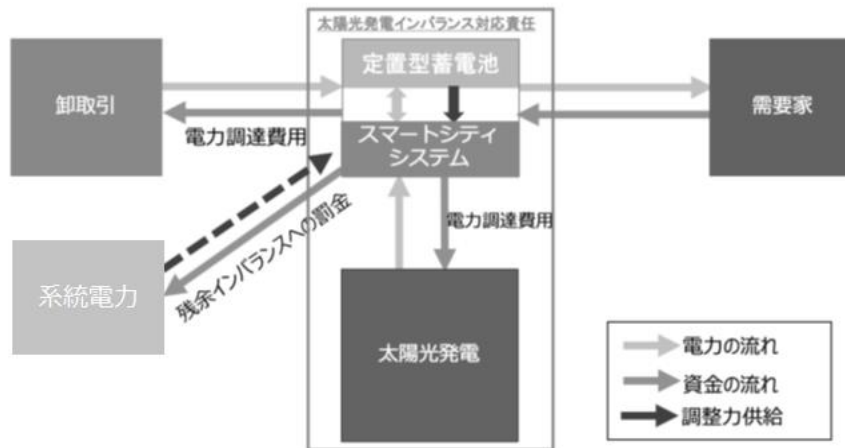


図 3-2.最適化型モデルの概要
(濱田[17]より引用)

図 3-2 のように電力の供給源は太陽光発電設備、系統電力(以降、系統とする)、卸取引(以降、卸とする)である。そこで得られた電力を定置型蓄電池で充放電しながらコントロールし、需要家に電力を供給する。最適化型モデルはその際のコスト最小の電力購入量及び蓄電池運用計画を提示するものである。

3.2.2. 最適化型モデルの需給運用計画の構造

モデル構築の為に用いた最適化型の構造を示す。なお、本研究において用いたのは濱田[17]のプログラムの中でも、不確実性のない設定で、天候が既知として求めたものである。本モデルにおいては混合整数線形計画問題(MILP)の形に定式化して、General Algebraic Modeling System(GAMS)により記述されたものである。濱田[17]は GUROBI ソルバーを用いていたが、バージョンの違いにより本研究では CPLEX のソルバーを用いた。以下にまず変数を載せる。表記の上では、地域電力事業者を LPC(Local Power Company)と略記している[17]。

表 3-3.経済性に関する変数
(濱田[17]より引用)

| 変数名 | 内容 | 単位 |
|---------------|------------------|--------------|
| P_{tot} | LPC の電力事業利益 | [円/day] |
| R_{tot} | LPC の電力事業売上 | [円/day] |
| C_{tot} | LPC の電力事業費用 | [円/day] |
| R_L | LPC の低圧電力事業売上 | [円/day] |
| R_H | LPC の高圧電力事業売上 | [円/day] |
| C_{PV} | 太陽光発電からの調達コスト | [円/day] |
| C_{BU} | 常時 BU 契約からの調達コスト | [円/day] |
| C_{WR} | 託送料金 | [円/day] |
| C_M | 電力卸取引市場調達コスト | [円/day] |
| C_{IB} | 期待インバランスペナルティ | [円/day] |
| $R_{L,base}$ | LPC の低圧小売契約基本料金 | [円/1 契約/day] |
| $R_{H,base}$ | LPC の高圧小売契約基本料金 | [円/kW/day] |
| $RP_L(t)$ | LPC の低圧小売契約従量料金 | [円/kWh] |
| $RP_H(t)$ | LPC の高圧小売契約従量料金 | [円/kWh] |
| $PP_{PV}(t)$ | 太陽光発電からの調達価格 | [円/kWh] |
| $C_{BU,base}$ | 常時 BU 契約基本料金 | [円/kW/day] |
| $PP_{BU}(t)$ | 常時 BU 契約からの調達価格 | [円/kWh] |
| $C_{WR,base}$ | 電力託送契約基本料金 | [円/kW/day] |
| $PT_H(t)$ | 高圧電力託送料金 | [円/kWh] |
| $PT_L(t)$ | 低圧電力託送料金 | [円/kWh] |
| $PP_M(t)$ | 電力卸取引市場取引価格 | [円/kWh] |
| $PE_{IB}(t)$ | インバランスペナルティ | [円/kWh] |

表 3-4.電力に関する変数
(濱田[17]より引用)

| | | |
|---------------|------------------------|-------------|
| $L_L(t)$ | 低圧電力需要計画値 | [kWh/30min] |
| $L_H(t)$ | 高圧電力需要計画値 | [kWh/30min] |
| $G_{PV}(t)$ | 太陽光発電調達電力計画値 | [kWh/30min] |
| $G_{BU}(t)$ | 常時 BU 契約調達電力計画値 | [kWh/30min] |
| $WR_H(t)$ | 高圧託送電力計画値 | [kWh/30min] |
| $WR_L(t)$ | 低圧託送電力計画値 | [kWh/30min] |
| $G_M(t)$ | 電力卸取引市場調達計画値 | [kWh/30min] |
| $IB_{EXP}(t)$ | 期待インバランス量 | [kWh/30min] |
| $O_{PV}(t,S)$ | 確率区分 S における発生インバランス量 | [kWh/30min] |
| $IB(t,S)$ | 確率区分 S における残存需給インバランス量 | [kWh/30min] |
| $F(t,S)$ | 確率区分 S の発生確率 | - |

以上が定式化の為に用いられた変数である。次にプログラム内部の重要な式を列挙する。まず目的関数を式(3-7)として示す。

Objective Function:

$$\text{Maximum } P_{tot} = R_{tot} - C_{tot} \quad (3-7)$$

式(3-7)においては P_{tot} が収益、 R_{tot} が売り上げ、 C_{tot} が電力購入の費用であり、収益を最大化する計算となっている。本研究では費用を比較する為に最適化型を用いるため、費用の計算だけを行い、費用最小化のプログラムとして扱った。次にその費用に関わる式を式(3-8)から式(3-13)として示す。

Contents of Objective Function

$$C_{tot} = C_{PV} + C_{BU} + C_{WR} + C_M + C_{IB} \quad (3-8)$$

$$C_{PV} = \sum_t (G_{PV}(t) \times PP_{PV}(t)) \quad (3-9)$$

$$C_{BU} = C_{BU,base} + \sum_t (G_{BU}(t) \times PP_{BU}(t)) \quad (3-10)$$

$$C_{WR} = C_{WR,base} + \sum_t (WR_H(t) \times PT_H(t) + WR_L(t) \times PT_L(t)) \quad (3-11)$$

$$C_M = \sum_t (G_M(t) \times PP_M(t)) \quad (3-12)$$

$$C_{IB} = \sum_t (IB_{EXP}(t) \times PE_{IB}(t)) \quad (3-13)$$

以上の6つの式が費用に関するものである。式(3-8)はバックアップや卸、太陽光、インバランス等の費用を合計しているが、本研究では自営線が引かれた街区のものであるため、託送料金は0とした。式(3-9)は太陽光発電からの調達価格、式(3-10)は系統電力からの常時バックアップについてのものである。式(3-11)は上記の説明により本研究では0とする。式(3-10)と式(3-11)の基本料金に関しては、後述する街区Kに関するプログラムに必要ななかったため、こちらからも削除した。式(3-12)は卸業者についての費用であり、式(3-13)はインバランスについての費用である。インバランスの扱いについては、濱田[17]のものから変更して用いているため、それに関する式を以下に示す。

Imbalance Calculation:

$$IB(t, S) = O_{PV}(t, S) \quad (3-14)$$

$$IB_{EXP}(t) = \sum_S (F(S) \times IB(t, S)) \quad (3-15)$$

以上の(3-14)と(3-15)の二つの式は式(3-13)のIBexpを補足するものである。本節の最初で述べた通り、このプログラムの利用にあたっては不確実性のない設定を用いて扱っている。その不確実性のない設定とは、式(3-14)のOpvに0を代入しているということである。インバランスを発生させないことによって式(3-15)のインバランス期待値も0となり、式(3-13)のインバランス費用も発生しない。なお本節の最初に書かれている、天候を既知としていることに関しては、このプログラムは決まった確率で天候が発生し、それを一年を通して最適化するものであるため、もとより既知のものとして扱われている。イン

バランスを発生させないことによって、最適化に特化したシステムとして本プログラムを用いる。以上がインバランスに対する扱いであり、その他の重要な式を以下に示す。

Constraints:

$$L_L(t) + L_H(t) = G_{PV}(t) + G_{BU}(t) + G_M(t) \quad (3-16)$$

$$G_{BU}(t) \leq (H_{kW} \times 0.25 + L_{kW} \times 0.1) \times 1/2 \quad (3-17)$$

以上の式が、需給均衡に関する制約である。式(3-16)は左辺が需要、右辺が供給であり、それが一致するように計算を行う。式(3-17)は系統電力からのバックアップ電源の上限値である。本プログラムは基礎モデルにおいて、制御できる電源がないので、その一般的な制約は設けていない。

3.2.3. 最適化型モデルの蓄電池運用計画の設計

続いて、最適化型における蓄電池に関する構造を述べる。街区 K での電力事業においては、蓄電池はすでに導入された計画であった為、蓄電池に関する費用は無視して計算した。まずは蓄電池に関して用いられた、変数について以下に示す。

表 3-5.蓄電池に関する変数
(濱田[17]より引用)

| 変数名 | 内容 | 単位 |
|------------------|--------------------------------|-------|
| C_{BT} | 定置型蓄電池の日割減価償却費用 | [円/日] |
| BT_{out}^{max} | 定置型蓄電池の最大放電出力容量 | [kW] |
| BT_{in}^{max} | 定置型蓄電池の最大充電入力容量 | [kW] |
| $BT_{out}(t)$ | 定置型蓄電池の時間帯 t における放電電力量 | [kWh] |
| $BT_{in}(t)$ | 定置型蓄電池の時間帯 t における充電電力量 | [kWh] |
| SoC^{max} | 定置型蓄電池の最大蓄電容量 | [kWh] |
| SoC^{min} | 定置型蓄電池の最低蓄電容量 | [kWh] |
| $SoC(t)$ | 定置型蓄電池の時間帯 t における蓄電量 | [kWh] |
| $BIN_{OUT}(t)$ | 充電時:0,放電時:1 となる蓄電池動作バイナリ変数 | |
| $DX_{BT}(t,S)$ | 時間帯 t、確率区分 S における蓄電池の補償インバランス量 | [kWh] |
| EFF_{BT} | 蓄電池の充放電効率 | |

以上が蓄電池に関する変数である y。不確実性をなくす設定のために、DXbt の変数は削除し、関係する制約式も扱わないものとしている。次に充放電に関する式を以下に示す。

$$BT_{out}(t) \leq \frac{BT_{out}^{max}}{2} \times BIN_{OUT}(t) \quad (3-18)$$

$$BT_{in}(t) \leq \frac{BT_{in}^{max}}{2} \times (1 - BIN_{OUT}(t)) \quad (3-19)$$

式(3-18)が蓄電池の放電、式(3-19)が蓄電池の充電に関する式である。上限までしか充電または放電できないということを示している。BT_{maxout} や BT_{maxin} が2で割られているのは30分値であるからである為、1時間値を用いてる本電力事業においては取り除いている。また、濱田[17]ではBIN_{out} はバイナリ変数を用いていたが、通常の変数でも問題なく動作したため、計算の速度上、通常の変数へと変更した。式(3-18)と式(3-19)により、蓄電池が充電と放電を同時に行ってしまうような矛盾した動作を防いでいる。次に蓄電量に関する制約式を以下に示す。

$$SoC^{min} \leq SoC(t) \leq SoC^{max} \quad (3-20)$$

式(3-20)は蓄電量の上限下限を定義するものである。実際の運用の観点から、上限は蓄電池の導入 kWh 容量の90%を上限、10%を下限とし、上下1割は蓄電池を消耗させない為のゆとりとして使用しないものとしている。

3.3. 不確実性対応型モデル

3.3.1. 不確実性対応型モデルの構造：卸取引の注文量

著者が作成した不確実性対応型モデル（以降、不確実性対応型とする）について述べる。モデル概要における設定として、電力の供給サイドに卸、系統、太陽光発電があり、蓄電池でコントロールする構図というのは図3-1と同様である。なお、本プログラムはC++により記述している。不確実性対応型は「卸への注文量の決定」「今後の太陽光発電量の予測」「蓄電池や電力購入量などの今後の処理を決める」の3ステップにわかれる。最初のステップである卸の注文量の決定の仕方に関する図3-3を以下に示す。

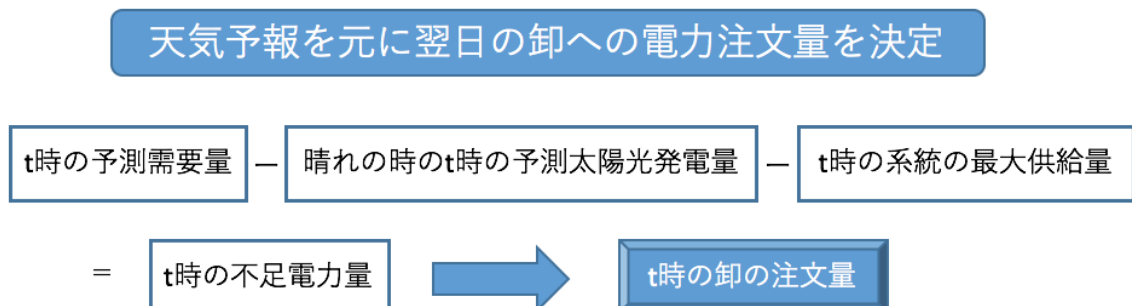


図3-3.不確実性対応型モデルの卸取引の注文量（予報が晴れの時のもの）

図 3-3 においては、t時は分析の対象となる時刻を表し、予報は晴れであった例を掲載している。まず前提として卸の情報[24]より、卸におけるある日の24時間分の電力の注文は前日の17時までに行わなければならない。そのため蓄電池の運用計画の前に、最初に注文量を決定する。注文量の決定にあたり、予測太陽光発電量の計算を行う。まず気象庁の天気予報[25]によって、対象の日の天気を晴れか曇りか雨に分類する。晴れの日の予測太陽光発電量は得られたデータ1年分を気象庁の天候のデータ[25]と照らし合わせて、晴れ、曇り、雨、ごとに平均をとったものである。加えて、1日の1時間ごとの需要は、各日の1時間ごとの電力需要を365日について平均することで求めた。需要量の変動については、別途感度分析を行った結果を用いる（詳細は4章にて述べる）。系統の最大供給量は式(3-17)より1800kWhが1時間の電力注文量の限界値であった為、系統から電力注文をする際の上限の値として用いた。一方で、1日全体で系統からの電力購入上限はない。街区Kの電力事業における電力の調達方法は、太陽光発電、系統からの購入、卸からの購入、蓄電池からの放電があるが、翌日の当該時刻の蓄電量は予測が難しい為、太陽光発電と系統の供給に注目する。その二つが枯渇した時点で、需要を補えていなかった場合、不足電力量として残る為、その分を卸に注文する構造である。図3-3の不足電力量の値が0以下になった場合には注文は行わない。次に今後の太陽光発電量の予測に関する図を図3-4に示す。

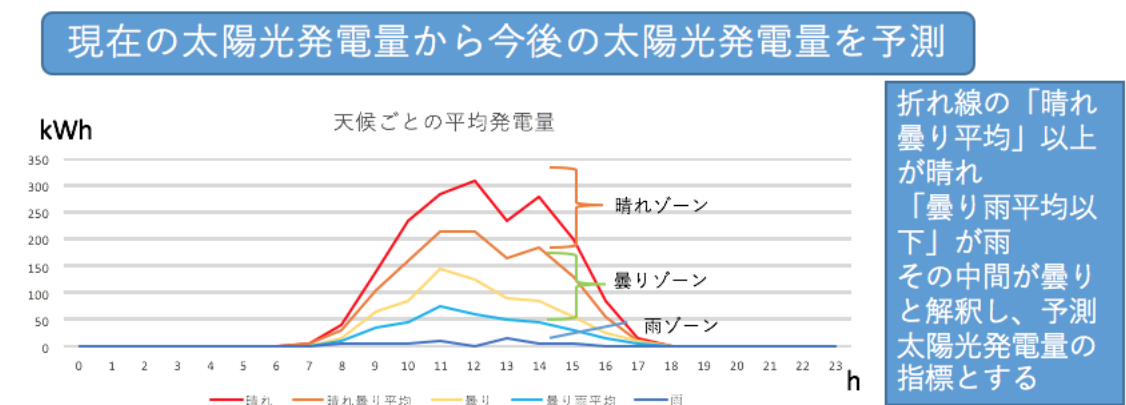


図 3-4.不確実性対応型モデルの今後の太陽光発電量の予測

図 3-4 の折れ線はそれぞれ、晴れ、晴れ曇り平均、曇り、曇り雨平均、雨の5つに分かれている。晴れは前述した1年間の中で気象庁が晴れとした全ての日の平均である。晴れ曇り平均というのは、その晴れの値と曇りの値の2つのさらに平均したものである。そうして当該時刻の太陽光発電量が、晴れ曇り平均より大きかった場合には、晴れ予想ということで今後は晴れ時の太陽光発電量が得られると解釈する。同様に曇り雨平均より当該時刻の太陽光発電量が少なければ、雨予想として今後も雨の時の太陽光発電量が得られるとする。中間の時は曇りである。

以上2つのステップによって卸の注文量と、24 時間後までの太陽光発電量を推定した。最後に当該時刻の運用計画を決める。その為にまず、現在と将来を分けて考える。将来は n 時間後として設定し、現在と n 時間後で別々の処理を行うものとする。説明の便宜上、以下に式(3-21)、式(3-22)、式(3-23)、式(3-24)を示す。

$$\text{現在の太陽光発電量} + \text{現在の卸供給量} = \text{現在供給電力量} (=A) \quad (3-21)$$

$$\text{現在の電力需要} (=B) \quad (3-22)$$

$$\begin{aligned} & n \text{時間後迄の太陽光発電量} + n \text{時間後迄の卸供給量} \\ & + \text{蓄電量} = n \text{時間後供給可能電力量} (=A') \end{aligned} \quad (3-23)$$

$$n \text{時間後迄の電力需要} (=B') \quad (3-24)$$

式(3-21)は現在の供給に対する式である。その時点卸に予約済みあるいは太陽光発電での供給可能な電力量を表す。蓄電池は将来に向けて電力を保持するものであるため、現在の処理においては電力が不足するまで用いない。式(3-22)は現在の需要に対する式である。式(3-23)は将来、すなわち n 時間後までの供給量の合計である。n 時間後の太陽光発電量の予測は、現時点での天気によって決まるものとする。すなわち、これまで晴れであっても、現在曇りとなった場合には、将来の発電量の予測値には曇りの発電量を用いる。このようにして天候の変化（不確実性）に対して柔軟に対応をする。n 時間後までの予測した太陽光発電量と注文した卸からの電力量にさらに現在の蓄電量を含めて、n 時間後に所持している電力量とする。蓄電量は現在所持しているものを n 時間後へ持ち越すと考えてそのまま足している。式(3-24)は n 時間後までの需要合計の式である。これらを踏まえて、現在への処理と n 時間後の為の(現在の)処理についての図を図 3-5 に示す。

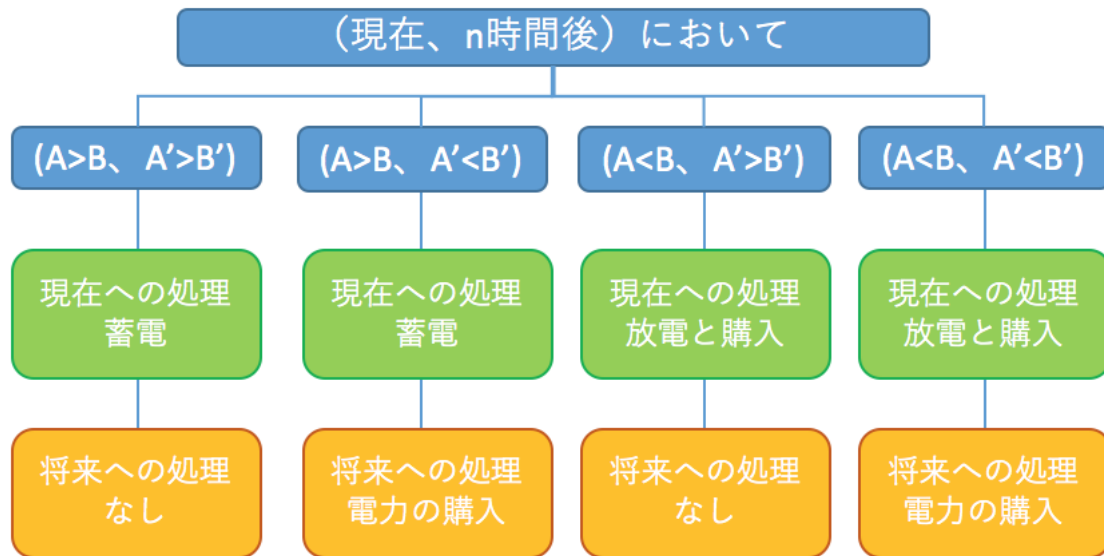


図 3-5.不確実性対応モデルにおける現在と n 時間後の処理

図 3-5 は現在と n 時間後の処理をツリー状にして表したものである。図 3-3 と図 3-4 の数値を式(3-21)から式(3-24)に代入した結果を、4つのパターンにわけて処理している。左から順に述べる。

1番左は現在においても n 時間後においても供給が需要を上回っている、すなわち電力が足りている場合である。この場合需要を満たして余った電力は充電する。蓄電池が上限に到達した場合は、余った電力は破棄する。将来に関しては、わざわざ電力を調達する必要がない為、系統からの電力の購入は行わない。

左から 2 番目は現在は需要より供給が大きく、n 時間後は供給より需要の方が大きいパターンである。すなわち、n 時間後には電力が不足することが予想されている。現在の処理は 1 つ目のパターンと同様に充電する。n 時間後には電力が不足してしまうため、需要合計から供給合計を除いて、残った分を系統から購入する。蓄電池が上限に達するもしくは、系統の購入量が上限に達した場合、電力購入を終了する。

左から 3 番目は現在は需要の方が供給より大きく、n 時間後は不足していないパターンである。n 時間後の処理は必要ない。現在の処理は、需要から供給を除いて足りない分に関して、系統からの購入、蓄電池の順に対応し、それでも足りなかった分はインバランスとして対応する。

左から 4 番目は現在においても n 時間後においても電力供給が不足しているパターンである。順序が関係ある為、現在から将来へと順に処理する。まず現在においては供給できる電力、すなわち、太陽光発電と卸電力を使い切ったのち、系統からの購入、蓄電池の放電、インバランスの順に対応する。その次に n 時間後について処理する。しかし、現在の処理でインバランス発生まで行ってしまった場合、系統から電力を上限まで購入してしまってい

ることから、 n 時間後に対してできる現在の操作がない為、そのまま次の時間へ移る。現在の処理で蓄電池の放電までであった場合、 n 時間後の不足分まで電力を購入する。不足分を全て購入する前に、系統の購入上限に達するもしくは蓄電池が一杯になってしまった場合、電力購入を終了する。現在の処理が系統の購入の利用までであった場合も同様に、系統からの電力購入を行う。不足分を購入する、購入上限に達する、蓄電池が上限に達するのいずれかの条件を満たすと電力購入を終了する。

第4章 電力需給のマネジメント

4.1. コスト要因の変動

4.1.1. 太陽光発電量の変動

第3章にて紹介した2つのモデルを用いて、電力需給コストを最小化、あるいは不確実性に対応した蓄電池の運用や電力購入量を求める。計算する上で重要となるのは、一年の間変動する、天気や需要の変化をどこまで詳細にプログラムに取り入れるか、という点である。以下に太陽光発電量に関する図を図4-1に示す。

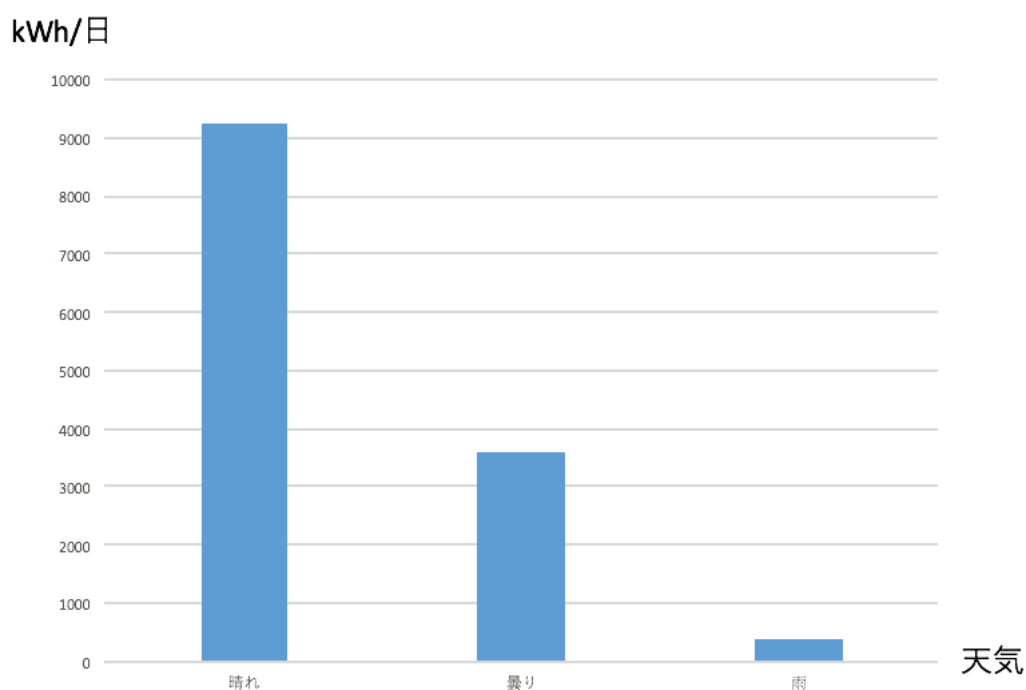


図4-1.天気ごとの一日あたりの太陽光発電量の一年平均
(太陽光発電の容量は2000kW)

図4-1は太陽光発電の容量を2000kWhとして天候ごとに太陽光発電量の違いをみたものである。太陽光発電の容量は実際の電力事業に合わせた数値である。太陽光発電量は季節性や周期性よりも、天気をもっとも大きな要因であることが見て取れる。天気の決定は気象庁のデータ[25]をもとにして行い、太陽光発電の時間が昼であることを鑑みて、晴れのち曇りは晴れ、曇りのち雨は曇りのように早い方の判定をその日の天気として扱った。また、晴れ時々曇りなどは晴れとして扱い、落雷のような悪天候は雨に分類した。晴れの時は平均9225kWh/日、曇りの時は平均3615kWh/日、雨の時は395kWh/日であった。この結果をもって、天気の違いを軸として太陽光発電量を区別し、分析するものとする。

4.1.2. 電力需要の変動

太陽光発電量における変動については、その日の天気的重要因素であることがわかった。続いて電力需要の変動についての図を図 4-2 に示す。

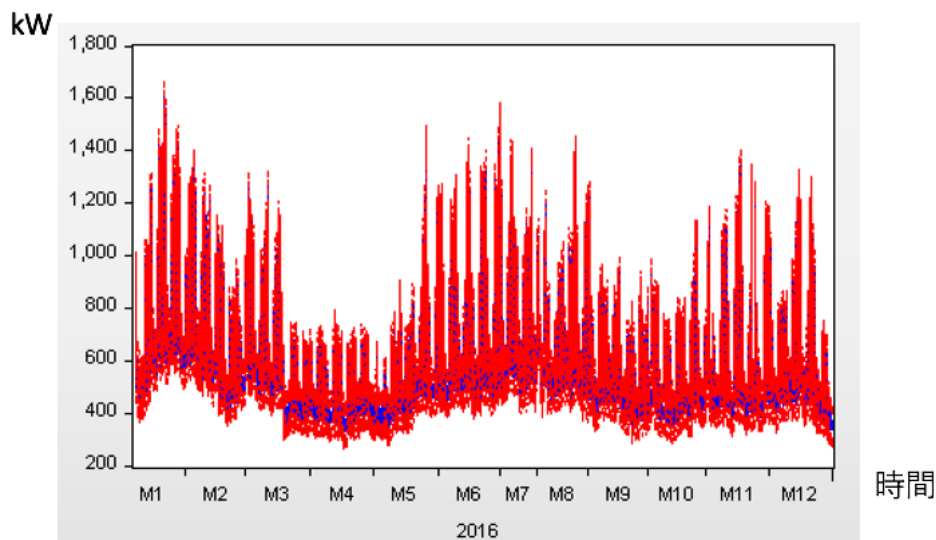


図 4-2.大学における一年間の電力需要の変動

図 4-2 は電力需要の変動の一つとして大学の電力需要を例示したものである。横軸は月を表す。電力需要の変動は太陽光発電とは異なり、天気が要因というわけではない。細かく上下動しているのは時間帯による周期性であり、加えて夏や冬に値が大きいという季節性をもちあわせている。図 4-2 のような電力需要の変動は以下に示す式(4-1)により予測できる。

$$E = \overbrace{AR(1) + AR(2)}^{\text{直前の値}} + \overbrace{AR(48) + AR(49) + AR(50)}^{\text{1日前の値}} + \overbrace{AR(336) + AR(337) + AR(338)}^{\text{1週間前の値}} \quad (4-1)$$

式(4-1)は第 2 章にて示した AR モデルを用いた式である。この式により、大学の電力需要変動であれば、平均誤差率 2.74%の精度で予測ができた。この式に基づいて、回帰分析した結果を表 4-1 に示す。

表 4-1.需要の回帰分析の結果

SUMMARY OUTPUT

| <i>Regression Statistics</i> | |
|------------------------------|---------|
| Multiple R | 0.9990 |
| R Square | 0.9980 |
| Adjusted R Square | 0.9979 |
| Standard Error | 44.4134 |
| Observations | 17567 |

ANOVA

| | <i>df</i> | <i>SS</i> | <i>MS</i> | <i>F</i> | <i>Significance F</i> |
|------------|-----------|-----------|-----------|----------|-----------------------|
| Regression | 8 | 1.719E+10 | 2.15E+09 | 1.09E+06 | 0 |
| Residual | 17559 | 3.464E+07 | 1.97E+03 | | |
| Total | 17567 | 1.722E+10 | | | |

| | <i>Standard</i> | | | |
|------------------|---------------------|--------------|---------------|----------------|
| | <i>Coefficients</i> | <i>Error</i> | <i>t Stat</i> | <i>P-value</i> |
| Intercept | 0 | | | |
| ar(1) | 1.03031 | 0.00696 | 148.0771 | 0 |
| ar(2) | -0.06874 | 0.00689 | -9.9744 | 2.28E-23 |
| ar(48) | 0.30361 | 0.00685 | 44.2928 | 0 |
| ar(49) | -0.19477 | 0.01025 | -19.0049 | 9.81E-80 |
| ar(50) | -0.08945 | 0.00682 | -13.1129 | 4.24E-39 |
| ar(336) | 0.14781 | 0.00582 | 25.4024 | 7.87E-140 |
| ar(337) | 0.18503 | 0.01000 | 18.5015 | 1.05E-75 |
| ar(338) | -0.31396 | 0.00697 | -45.0459 | 0 |
| | | <i>Lower</i> | <i>Upper</i> | |
| <i>Lower 95%</i> | <i>Upper 95%</i> | <i>95.0%</i> | <i>95.0%</i> | |
| | | | | |
| 1.01667 | 1.04395 | 1.01667 | 1.04395 | |
| -0.08224 | -0.05523 | -0.08224 | -0.05523 | |
| 0.29017 | 0.31704 | 0.29017 | 0.31704 | |
| -0.21486 | -0.17468 | -0.21486 | -0.17468 | |
| -0.10282 | -0.07608 | -0.10282 | -0.07608 | |
| 0.13641 | 0.15922 | 0.13641 | 0.15922 | |
| 0.16543 | 0.20464 | 0.16543 | 0.20464 | |
| -0.32762 | -0.30029 | -0.32762 | -0.30029 | |

表 4-1 は電力需要のデータを回帰分析して、AR の係数を求めたものである。df が自由度、SS が変動、MS が分散、F が観測された分散比、significanceF が F 値を表す。Coefficients の部分の値が係数となる。p 値がかなり小さいため、係数の信頼度が高いことが確認できる。定数は 0 としている。続いて、実需要と AR モデルによる予測需要とを併記した図を図 4-3 に示す。

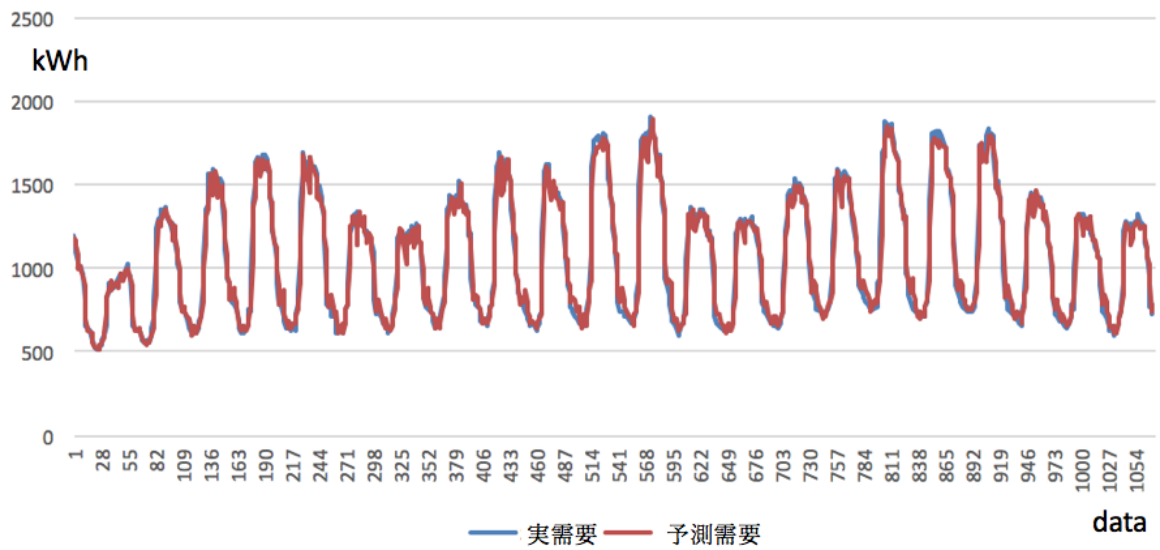


図 4-3.実需要と回帰分析による予測需要(1月分)
(横軸において、1data あたり 30 分である)

図 4-3 が電力需要における実際の値と予測の値を比較したものである。データの見やすさを鑑みて、1月分のみ載せた。平均誤差率は 4.35%であった。その他のデータは付録として載せるものとする。周期性を用いることで季節性や気温等を式に含めなくとも、高い精度を出せることがわかる。1年間分の平均誤差率は 4.82%であった。参考に1年でもっとも平均誤差率の大きい月の図を図 4-4 に示す。

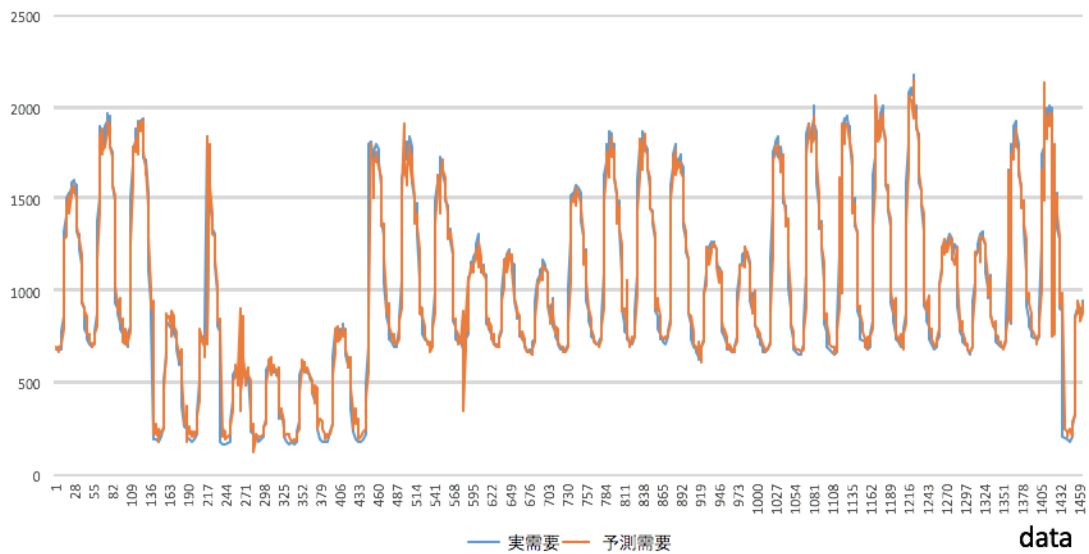


図 4-4.実需要と回帰分析による予測需要(7月分)
(横軸において、1data あたり 30 分である)

図 4-4 は 1 年でもっとも実需要と予測需要に差があった月の両者の需要量の変動を表している。平均誤差率は 8.25%であった。

4. 2. 2つのモデルの結果

4. 2. 1. 不確実性対応型モデルの結果

第 3 章にて紹介した 2 つのモデルにおける計算結果を述べる。まずは不確実性対応型においてプログラム内部が供給を用いてどのように電力需要を賄っているかを見た。それを表した図を図 4-5 として示す。

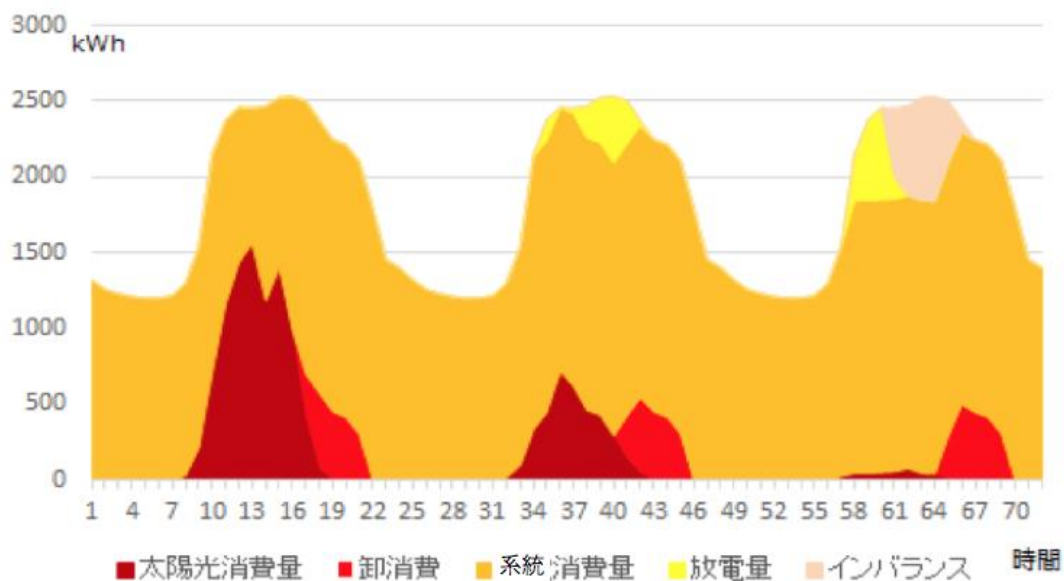


図 4-5.不確実性対応型モデルにおける晴れ予報の供給の積み上げ式内訳

(蓄電池容量を 2000kWh、予測時間 $n=2$ としたもの)

(実天気において 1~24 時が晴れ、25~48 時が曇り、49~72 時が雨のもの)

図 4-5 は不確実性対応型において電力需要を何で賄っているのかを表す図である。全て天気予報は晴れであるが、実天気において 1~24 時が晴れ、25~48 時が曇り、49~72 時が雨の日の電力需要の内訳を表している。

太陽光発電量が電力需要を上回ることがなく、太陽光から蓄電することがないため、供給の合計がそのまま電力需要となる。いずれの日においても晴れ予報であるため卸からの電力消費量は同一である。晴れの日が太陽光発電量が多く雨の日は少ない。天候が悪くなるほど、系統と蓄電池で電力需要に対応しきれなくなり、インバランスが発生している。また、いずれの日においても多くの割合を系統からの電力購入で賄っていることがわかる。続いてコスト面を分析するのに重要であるインバランスの割合についての図を図 4-6 に示す。

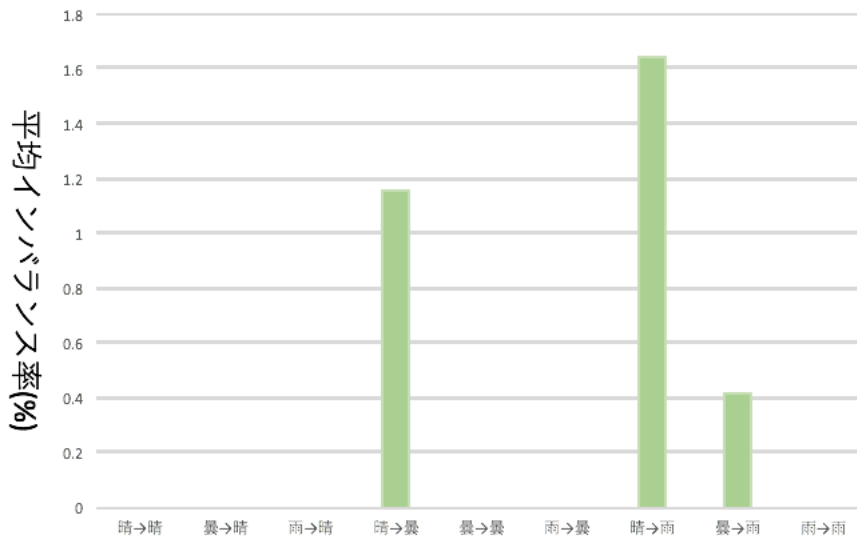


図 4-6.予報と実天気における平均インバランス率
 (晴→晴、曇→曇、雨→雨が不確実性対応型由来の結果)
 (矢印の左側が予報、右側が実天気、晴→晴ならば予報が晴れ、実天気が晴れとなる)
 (蓄電池容量を 2000kWh、予測時間 n=2 としたもの)

図 4-6 は予報と実天気におけるインバランスの割合を表したものである。晴→晴においては矢印の左側が予報、右側が実天気を表し、その場合予報が晴れ、実天気も晴れである。平均インバランス率とは各時間における電力需要に対してインバランスとなった電力量の割合を一日平均したものである。予報と実天気が一致している場合には、不足分の電力は卸から購入している為、インバランスは発生しない。また予報より実天気が良かった場合は、電力が余るだけであり、インバランス発生にはつながらない。よって図 4-6 のような 3 パターンでインバランスが発生し、予報が晴れ、実天気が雨の時がもっとも割合が大きい。インバランスを踏まえて一日通してのコストを見る。予報と実天気に対してのコストを表した図を図 4-7 に示す。

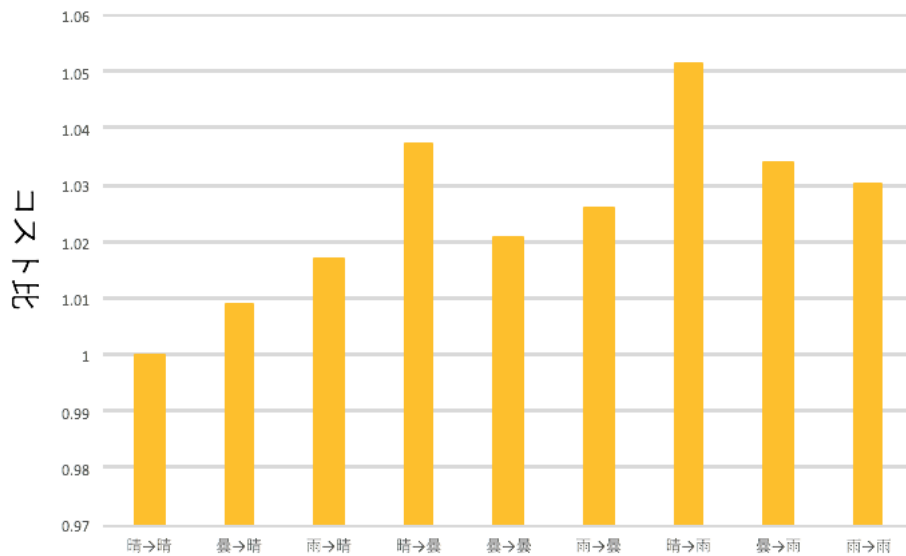


図 4-7.予報と実天気におけるコスト比

(晴→晴、曇→曇、雨→雨が不確実性対応型由来の結果)

(矢印の左側が予報、右側が実天気、晴→晴ならば予報が晴れ、実天気が晴れとなる)

(蓄電池容量を 2000kWh、予測時間 n=2 としたもの)

(コスト比は、晴→晴のコストを 1 とした相対値)

図 4-7 におけるコスト比とは、晴→晴を 1 とした時の各予報及び実天気ごとのコストの値と定義している。晴→晴などの見方は図 4-5 と同様である。実天気ごとにコストの比較を行うと、実天気が晴れの時は、予報が晴れの時がコスト最小である。実天気が曇りの時は、予報が曇りの時がコストが最小である。実天気が雨の時は予報が雨の時、コスト最小となる。すなわち、予報と実天気が一致している時コスト最小となる。卸からの電力購入量と実際の電力不足量が一致する為であると考えられる。

4.2.2. 2つのモデルの結果比較

不確実性対応型の中身を踏まえて、最適化型との結果の比較を行う。電力需給コストを最小化するために重要となるのは、卸からの電力購入量、蓄電池の運用計画、そして最終的なコストそのものの値である。まずは2つのモデルの卸からの電力購入量を比較した図 4-8 を以下に示す。

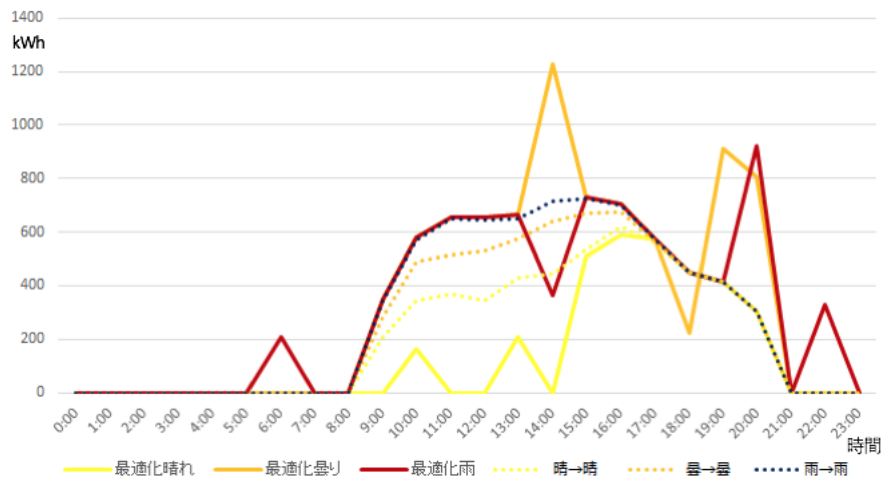


図 4-8. 2つのモデルにおける卸からの電力購入量の比較
 (晴→晴、曇→曇、雨→雨が不確実性対応型由来の結果)
 (矢印の左側が予報、右側が実天気、晴→晴ならば予報が晴れ、実天気が晴れとなる)
 (最適化型の結果は実線、不確実性対応型の結果は点線)
 (蓄電池容量を 2000kWh、予測時間 n=2 としたもの)

図 4-8 は 2つのモデルの計算結果の内、卸からの電力購入量を比較したものである。折れ線の名前において、矢印を含む方が不確実性対応型の結果である。矢印の左側が予報、右側が実天気を表しており、晴→晴であれば、予報が晴れ、実天気も晴れを表す。最適化型は天候を既知のものとして動かしているため、比較にあたっては不確実性対応型においても、予報と実天気が一致するものを採用して用いている。最適化型の結果は実線、不確実性対応型の結果は点線である。

全体の流れとして、卸からの電力購入が 9時から始まり、21時に終わるという点に関してはおおそ一致している。特に雨の時を比較すると、最適化型の雨の結果と不確実性対応型の雨の結果は 1日を通して動きが一致しているところが多い。両モデルの各天候の差を時間平均したところ、晴れが 22%、曇が 17%、雨が 11%であった。次に蓄電池の運用計画における 2つのモデルの結果比較の図 4-9 を以下に示す。

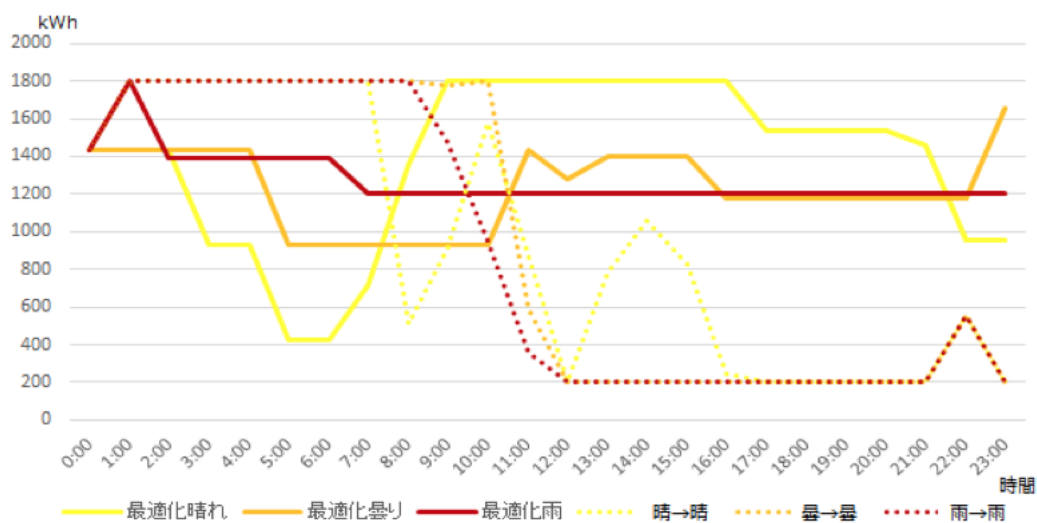


図 4-9.2つのモデルにおける蓄電池残量の比較

(晴→晴、曇→曇、雨→雨が不確実性対応型由来の結果)

(矢印の左側が予報、右側が実天気、晴→晴ならば予報が晴れ、実天気が晴れとなる)

(最適化型の結果は実線、不確実性対応型の結果は点線)

(蓄電池容量を 2000kWh、予測時間 n=2 としたもの)

図 4-9 が 2つのモデルにおける蓄電池残量を比較したものである。モデルと折れ線との対応は図 4-8 と同様である。蓄電池容量は 2000kWh であるが、実際の運転では上下 1 割はバッファとして用いないことが多いため、上限 1800kWh、下限 200kWh としている。

不確実性対応型はどの天気においても正午には蓄電池内の全ての電力を使用してしまう。一方で最適化型の電力利用の上下動は安定しており、基本 1000kWh 以上で推移している。卸の電力購入量とは異なり、蓄電池の運用においては両モデルの動きはかなり異なるものとなった。最後に両モデルの総コストを比較した図を図 4-10 に示す。

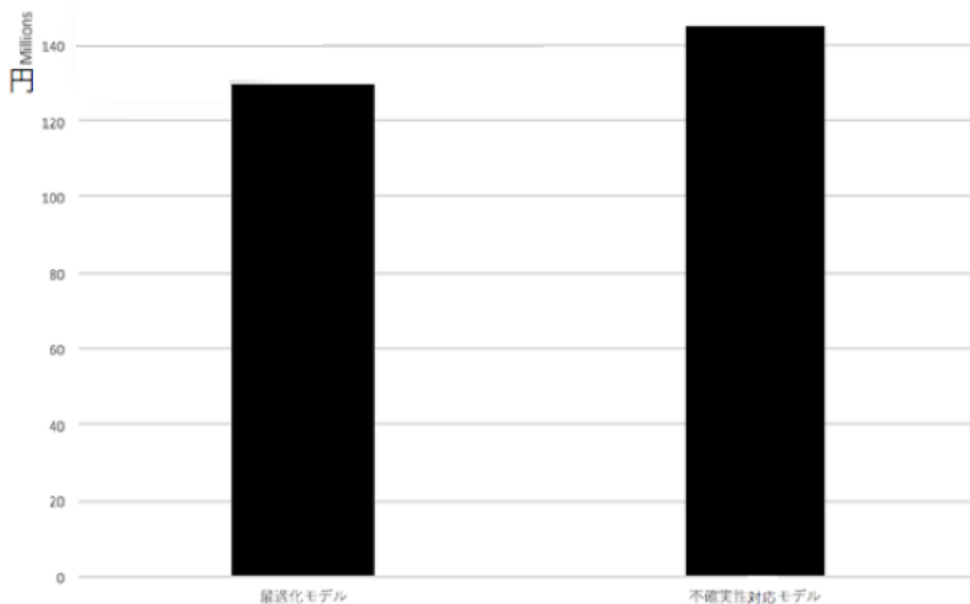


図 4-10. 2つのモデルにおける1年間の総コストの比較
(蓄電池容量を2000kWh、予測時間 n=2 としたもの)

図 4-10 は1年間モデルを動かしてかかった全てのコストの合計額を両モデルで比較したものである。コストに含まれるものは系統からの電力購入量、卸からの電力購入量、電力需要に対応できなかった場合のインバランスペナルティであり、蓄電池の初期費用などは含めていない。

合計額は最適化型が129.8百万円、不確実性対応型が145.0百万円であった。不確実性対応型の方が11.6%コストが多くかかるという結果である。一方で、不確実性対応型は実世界の天候の変化にも対応できるように構築されているという長所をもつ。それがどの程度の対応力なのかを見るために、予測時間 n を変化させて感度分析をする。

4.3. 感度分析

4.3.1. 太陽光が急減した際の感度分析

予測時間 n は長く取れば取るほど経済性をより正確に評価でき、費用が少なくて済む。よって感度を分析する際には、リスクの高いデータを選ぶことが好ましい。リスクが高いとは、コストが多く発生することであり、つまりインバランスが多く発生しやすい天候であると考えられる。インバランスが発生しやすい天候は、太陽光が急に激減する天候である。天気が良いとプログラムが判断した場合には、蓄電池内に電力を余分に貯めることなく運転する為、急な電力不足に対応できないからである。よって太陽光が急に減少するような天候を抽出した。評価基準の式を式(4-2)に示す。

$$\max(t-1 \text{ 時における太陽光発電量} - t \text{ 時における太陽光発電量}) \quad (4-2)$$

式(4-2)は対象の時間の1時間前の太陽光発電量から、対象の時間の太陽光発電量を減算し、その1日の最大値をとったものである。これを用いる事によって、天気が急激に悪化した度合いを見る事ができると考えた為である。この値が大きいほど1時間で供給される電力が減少しているからである。それをまとめた図を図4-11に示す。

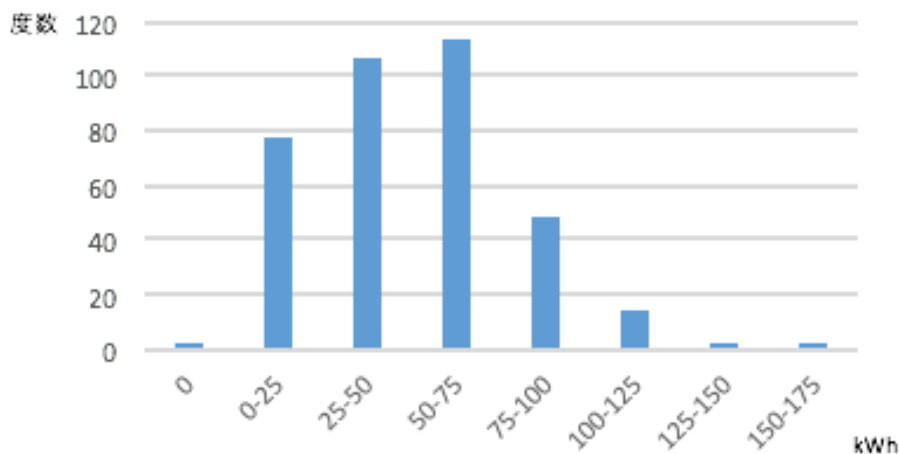


図4-11.太陽光発電減少量の一日の最大値のヒストグラム

図4-11は太陽光発電の減少量について前述した式を用いて値を出し、ヒストグラムにしたものである。125kWh以上の日が365日のうち3日であった為、この3日間を「天気急変日」と呼び、リスクの高い日として感度分析に用いる事とする。採用した天気急変日における太陽光発電量の変動を図4-12に示す。

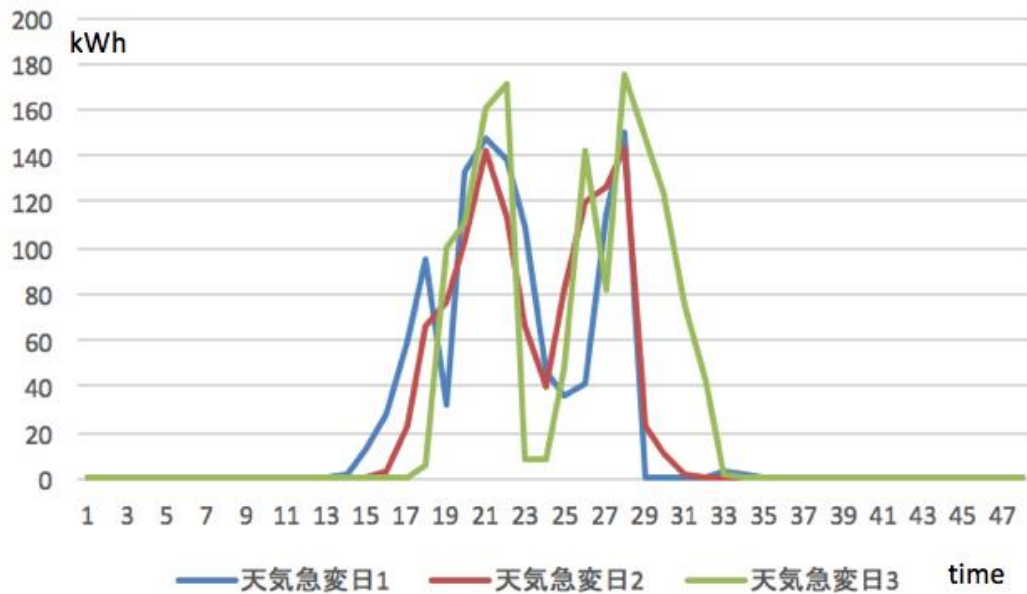


図 4-12.天気急変日の太陽光発電量
 (横軸の time は 30 分ごと)
 (time の 1 が 0:00、48 が 23:30 を表す)

図 4-12 は天気急変日の太陽光発電量をグラフにしており、横軸の単位は 30 分である。天気急変日 1 と 2 は図の 28 から 29 の急落が一日の太陽光の減少値であるのに対して、天気急変日 3 は 22 から 23 での急落が最大である。これら 3 日の例を用いて、予測時間 n におけるコストへの感度を見る。予測時間 n を天気急変日のコスト計算に用いた場合の図を図 4-13 に示す。

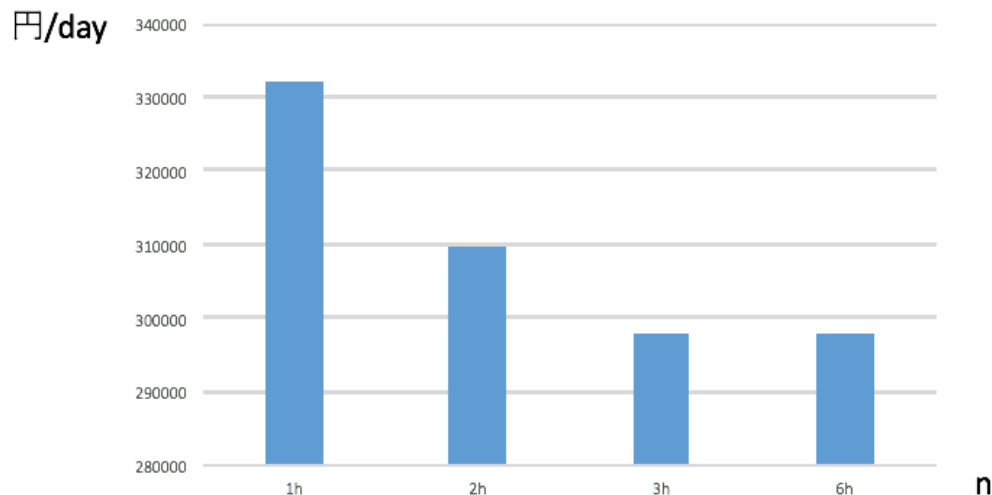


図 4-13.天気急変日における予測時間 n とコスト
(蓄電池容量は 2000kWh)

図 4-13 は天気急変日を対象として 1 日あたりのコストを算出し、予測時間 n の感度を調べたものである。コスト算出においては、天気急変日である 3 日間の平均値を用いている。予測時間 n には 1 から 6 までを代入した。結果は 1h が 33.2 万円/日、2h が 31.0 万円/日、3h から 6h までが 29.8 万円/日であった。3h 以上は全て同じ値であるため、3 時間先まで予測に含めればリスクヘッジはできていると考えられる。3h のコストの値に対して、2h が 3.9% 増、1h が 11.4% 増であった。

4.3.2. 電力需要の変動に関する感度分析

太陽光発電量に続いて、需要が変動した際の感度分析を行う。まずは電力需要が変動した日の選択方法であるが、式(4-1)による予測をもとに、より予測より上ぶれた日を選択する。すなわち、一日合計でもっとも予想より電力需要が多かった日を採用した。電力需要が多い日における、コストとの関係性を示した図を図 4-14 に示す。

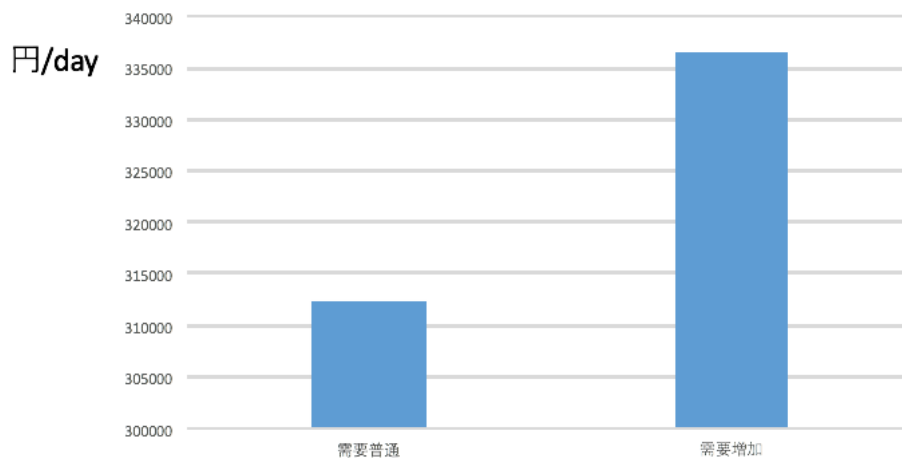


図 4-14.電力需要が予測値の場合と多い場合におけるコスト比較
 (不確実性対応型モデルを利用)
 (需要普通は需要が AR モデルによる予測値のもの、需要増加は実際値)
 (蓄電池容量は 2000kWh、予測時間 n=3)

図 4-14 は電力需要が予測よりもっとも上ぶれした日における、電力需要が予測通りである場合のコストと電力需要が実際の値である場合のコストを比較したものである。予測時間 n には図 4-13 の結果を踏まえてもっともリスクをヘッジしている 3 時間予測を用いた。電力需要自体が 5.9%増加なのに対して、コストは 7.7%と増加という結果であった。電力需要の増加割合よりもコストの増加割合の方が高いため、不確実性に対応できていないようにも見えるが、電力不足によってインバランスが発生した場合電力価格は通常の 3 倍となる為、それを加味すると変動を抑えていると考えられる。

4.3.3. 蓄電池容量の感度分析

太陽光発電量と電力需要の他に、蓄電池容量を変更したらどのようにコストに影響するかをみた。分析にあたっては、天候の状況や電力需要の変化などを複合させる必要はないと考えた為、最適化モデルを用いた。最適化による蓄電池容量に対するコストの変化を表した図を図 4-15 に示す。

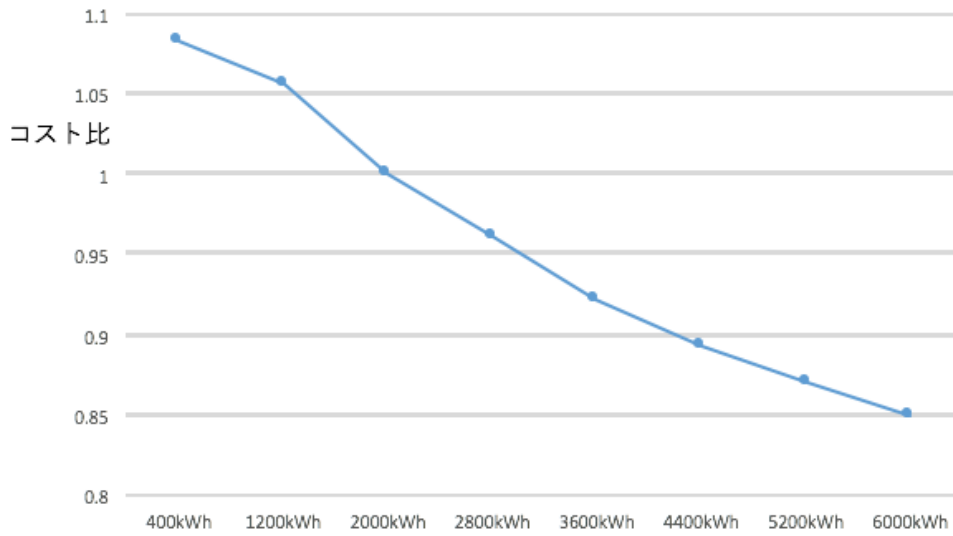


図 4-15.蓄電池容量ごとのコスト
 (最適化型を利用)
 (2000kWh のコストを 1 とした比率)

図 4-15 は最適化型を用いて蓄電池容量ごとのコストを、導入されている 2000kWh を 1 として比率で表したものである。蓄電池の容量を減らすとコストが増え、容量を増やすとコストが減る。容量を増やすことによるコストの減少幅は徐々に小さくなる為、初期投資との兼ね合いをみながら、ベストな蓄電池容量を見つける必要がある。続いて天気急変日に対して蓄電池容量を増やした場合のコスト変化を表した図を図 4-16 に示す。

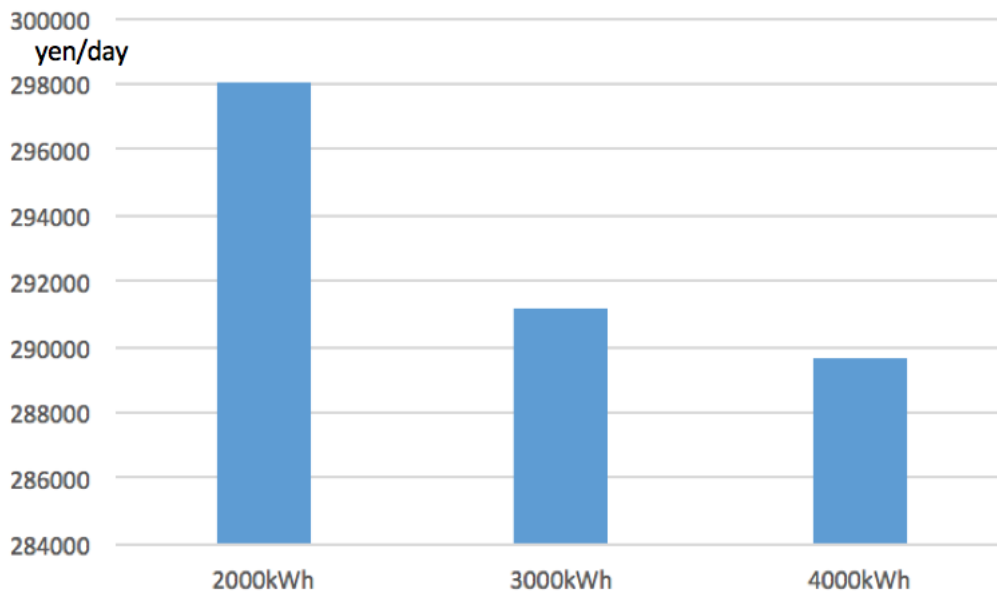


図 4-16. 天気急変日に対する蓄電池容量ごとのコスト
 (不確実性対応型モデルを利用)
 (予測時間 n=3)

図 4-16 は天気急変日において蓄電池の容量を変えることでどれだけコストが変化するかをみたものである。コストは容量 2000kWh に対し 298054 円/日、容量 3000kWh に対し 291141 円/日、容量 4000kWh に対し 289678 円/日であった。容量 4000kWh にした場合、2000kWh と比較して 2.8% のコスト削減である。次に需要が増加した日に対する、蓄電池容量ごとのコスト変化を表した図を図 4-17 に示す。

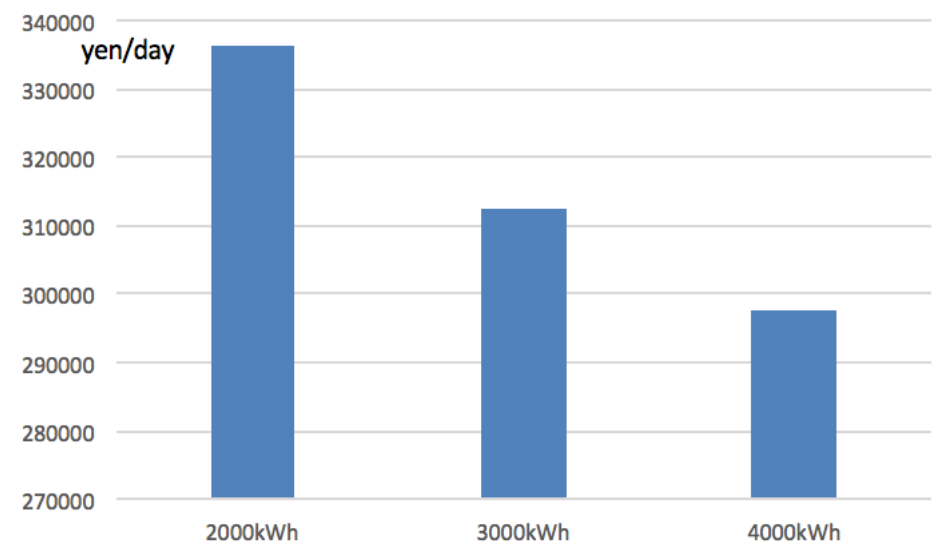


図 4-17.需要が予測より増加した日に対する蓄電池容量ごとのコスト
(不確実性対応型モデルを利用)
(予測時間 n=3)

図 4-17 は 1 年で需要が予測より最も増加した日における蓄電池容量ごとのコストを表したものである。コストは容量 2000kWh に対し 336463 円/日、容量 3000kWh に対し 312392 円/日、容量 4000kWh に対し 297706 円/日であった。容量 4000kWh にした場合、2000kWh と比較して 11.5%のコスト削減である。図 4-14 では需要の増加が 5.9%であった時、コストは 7.7%増加するという結果であったが、それに対して蓄電池容量を大きくすることで対応可能であることがわかった。

4.4. まとめ

結果を見る上ではまず、太陽光発電量や電力需要の変動の要因を分析した。太陽光においては気象庁の天気[25]を用い、電力需要においては AR モデルによる回帰分析を行った。電力需要の予測では平均誤差率 4.82%という精度を出した。

次に不確実性モデルによる、電力事業の分析を行った。まだまだ系統からのバックアップに頼っている部分の大きいことや、予報が外れるとインバランスが大きく発生してしまうことがわかった。一方で予報が当たれば、卸からの電力調達によりコストを抑えることができるという結果であった。

二つのモデルの比較では、蓄電池や卸からの電力購入量、1年間の総コストについて行った。蓄電池の運用計画では両者は一日を通じて近しい動きをみせ、各天気の差を時間平均したところ、晴れが 22%、曇りが 17%、雨が 11%であった。卸からの電力購入量は最適化型が 1000kWh 以上の安定的な推移をみせるのに対し、不確実性対応型は昼に全て使ってしまう

という全く異なる動きをした。1年間の総コストにおいては不確実性対応型が最適化型より11.6%多くコストがかかるという結果となった。

しかしその差は天気が予報通り動いた場合である為、天候や電力需要が予想外の動きをした場合に不確実性対応型がどれだけリスクヘッジできるのかをみた。太陽光発電量が急に減少するような日に対して、もっともコストを抑えられるのは予想時間3時間以上の時であった。電力需要が予測より多い場合は、電力需要が予測より5.9%多いのに対して、コストは7.7%多いという結果であった。インバランスが通常の電力の価格の3倍であることを加味すると、リスクをヘッジしていると考えられる。最後に蓄電池の容量ごとのコストも調べた。2000kWhでもかなりの導入量であるが、太陽光発電量は不足している為、まだまだ導入するメリットは大きいことがわかった。天気急変日においての蓄電池よりょうごとのコストは容量4000kWhにした場合、2000kWhと比較して2.8%のコスト削減であった。それに対して、需要が増加した日においては、容量4000kWhにした場合、2000kWhと比較して11.5%のコスト削減となった。太陽光発電量の変動に対しては、不確実性対応型を用いることで、最適化型のコスト11.6%増のモデルを作ったのに対し、需要の増加に対しては、対応できているかが明瞭ではなかった。しかし、蓄電池の容量を増やすことで需要の増加に対しても対応ができるということがわかった。

第5章 結論

5.1. 結論

電力自由化を進展させていく為の地域の電力事業者の拡大には、電力需給のコスト最小化システムが重要である。そこで本研究では再生可能エネルギーと定置型蓄電池を導入した街区 K での電力需給モデルの作成を行った。

モデルの作成にあたっては、他にはない点として最適化と不確実性への対応の両立を目指した。濱田[17]のモデルの不確実性計算にあたる部分を排除した最適化型と著者が作成した天気や電力需要の不確実性を考慮した不確実性対応型を併用することで、計算の正確性を立証しつつ現実世界に対応するプログラムを構築した。

不確実性に対する予測として、太陽光発電量に対しては天気予報で、電力需要の不確実性に対しては AR モデルによる回帰分析で対応した。AR モデルでは平均誤差率 4.82%という精度であった。

結果としては、まずは不確実性対応型による街区 K の電力需給の概要を確認した。現在の太陽光発電のパネル量と蓄電池容量では、系統からの供給が不可欠であることがわかった。また、天気予報が晴れであり、実天気が雨であるとインバランスが多く発生することもわかった。コスト面では予報と実天気が一致した場合、不確実性対応型であってもコストが抑えられるという結果となった。

次に両モデルの結果の比較を行った。実天気が予報通りであり需要も平均であった場合、卸からの電力購入量においては、1日の全体の動きがおおよそ近い動きをしていた。各天気の差を時間平均したところ、晴れが 22%、曇が 17%、雨が 11%であった。蓄電池の運用計画では、最適化型は安定した動きをし、不確実性対応型は昼に全て使ってしまうという結果であった。一年間のコストの比較では、最適化型に対して不確実性対応型のコストが 11.6%多い値となった。

感度分析においては、太陽光発電量と電力需要、蓄電池容量について行った。太陽光発電量が急に減少する日では予測時間が 3 時間が最適の値であるとわかった。電力需要の分析では、電力需要が予測より最も多い日を抽出して検証を行った。結果は電力需要が 5.9%増加なのに対して、コストは 7.7%と増加というものであった。しかし蓄電池容量を 2000kWh から 4000kWh に大きくすることで、コストは増加したところから 11.5%減少する。蓄電池容量においては、現在の 2000kWh に対して、容量を増やすことでまだまだコスト減少の余地があることがわかった。

本研究の要点は「新しく作ったモデルが有効な電力購入量や運用結果を出しているか」や「モデルの妥当性を確認できているか」及び「新しいモデルによるメリットはどこか」の 3 点にあると考える。結果の有効性に対しては、電力需給の内訳やインバランスの発生の仕方をみると、現実世界に適合した結果が出ている為、問題ないと思われる。モデルの妥当性においては最適化モデルとの比較が重要となる。卸からの電力購入量には問題はない一方で、

蓄電池の運用は両モデルで異なった動きをした。しかし運用計画に相違はあるものの、総コストにおいては天気が全く予報通りであった場合で 11.6%の違いであり、現実の不確実な天気の中では天気予報をより詳細に取り入れることにより、さらに差が縮まることが想定される為、妥当な動きをしていると考える。最後に本モデルのメリットであるが、まずは太陽光発電量の変動に対して、不確実性を加味したままコストの増加を抑えたモデルとなっていることがあげられる。需要の変動に関しては、発電資源が少ないと対応できない面もあるが、蓄電池の容量を増やすことでコストを抑えられることを示した。またその他のメリットとして、計算量が少ないことが挙げられる。本モデルは確率 DP を用いており、1 年を全通り計算する最適化型に加えて、毎時間に 3 時間先までの計算しか行わない。これは実際の運転を鑑みるに、大きな利点であると考えられる。

5.2. 今後の課題と展望

本研究の課題は、まずは天気の種類が3通りであることが挙げられる。天気は晴れ、曇り、雨だけでなくさらに細かく予報されている。それをより細分化して予測に組み込み、卸の電力購入量を判断することでより最適化型のコストに不確実性対応型のコストを近づけることができるはずである。

二つ目として、実際の事業にあわせた分析が挙げられる。蓄電池の初期投資費用や太陽光パネルの設置費用を知ること、それらを加味したコストの分析ができる。その際の最適な導入量を算出することで電力事業の一助になると考える。

今後の展望においては、1つ目に不確実性を含めた状態での精度の向上がある。具体的には天気予報の細分化や、期待値だけではなくリスクヘッジを考慮した卸の電力購入量、太陽光発電の予測に対する季節性の考慮などが挙げられる。

2つ目は実際の運転に際してのヒヤリングが挙げられる。今後蓄電池や太陽光発電の容量を増やす計画があるかどうかや、これから投資できる金額、どの程度リスクヘッジをするべきか、詳細には蓄電池の上下何パーセントがバッファであるのかなど、モデルの精密化に必要なことが多くある。

参考文献

※インターネットの文献の最終アクセス日はすべて 2019 年 1 月 23 日である。

[1] 警察庁緊急災害警備本部(2011)平成 23 年東北地方太平洋沖地震の被害状況と警察措置

[2] 経済産業省資源エネルギー庁(2015)「エネルギーシステムの一体改革について」

http://www.enecho.meti.go.jp/category/electricity_and_gas/energy_system_reform/

[3] 経済産業省資源エネルギー庁(2017)「電力小売全面自由化で、何が変わったのか？」

<http://www.enecho.meti.go.jp/about/special/tokushu/denryokugaskaikaku/denryokujiyuka.html>

[4] 経済産業省資源エネルギー庁(2018)電力調査統計

http://www.enecho.meti.go.jp/statistics/electric_power/ep002/

[5] 日本総合研究所(2016)「特集自治体も電力事業」,Eneco,Vol.2

[6] 新電力ネット(2015)「新電力事業の課題」

<https://pps-net.org/theme>

[7] 経済産業省(2017)「電力市場における競争状況の評価」

http://www.emsc.meti.go.jp/activity/emsc/pdf/077_03_02.pdf

[8] 竹内恒夫(2016)「電力全面自由化による地域社会への期待と提案 一効果分析とドイツの事例」環境情報科学, vol.45-1

http://www.enecho.meti.go.jp/appli/public_offer/1701/170131a/pdf/2.pdf

[9] ソーラーサポートセンター(2019)「最新！2019 年太陽光発電の売電価格|推移と今後の買い取り価格も解説」

<https://sorapapo.com/solar-feed-in-tariff-price-kwh>

[10] ドイツ連邦ネットワーク庁 (2016)「Monitoring Report 2016」

https://www.bundesnetzagentur.de/SharedDocs/Downloads/EN/BNetzA/PressSection/ReportsPublications/2016/MonitoringReport_2016.pdf?__blob=publicationFile&v=3

[11] 一般社団法人海外電力調査会(2016)「各国の電力事業(ドイツ)」

<https://www.jepic.or.jp/data/global05.html>

[12] 松井英章(2013)「電力自由化と地域エネルギー事業ードイツの先行事例に学ぶー」JRI レビュー, Vol.9, No.10

[13] M. Engelken, et.al.(2016)「Transforming the energy system: Why municipalities strive for energy self-sufficiency」Energy Policy, vol.98, pp.365-377

- [14]K. Berlo, et.al.(2016) 「The Incumbents' Conservation Strategies in the German Energy Regime as an Impediment to Re-Municipalization -- An Analysis Guided by the Multi-Level Perspective」 Sustainability,vol.9,No.1,pp.53-65
- [15]資源エネルギー庁(2017) 「地域の特性を活かしたエネルギーの地産地消促進事業費補助金」
http://www.enecho.meti.go.jp/appli/public_offer/1701/170131a/pdf/2.pdf
- [16]北風亮(2016) 「電力自由化時代における地域自治体の電力事業一現状、課題、今後の可能性」 環境情報科学, vol.45-1, pp.32-38
- [17] 濱田朋宏(2017) 「地域電力事業者の運用改善のための蓄電資源導入に関する研究」 東京大学大学院工学系研究科 2017 年度修士論文
- [18] 小澤暁人(2015) 「生活行動の違いを考慮した家庭における省エネルギーの可能性評価」 東京大学大学院新領域創成科学研究科 2015 年度修士論文
- [19] 野原珠華(2017) 「小中学校の電力需要の統計的モデルによる予測と需要構造の分析」 東京大学大学院新領域創成科学研究科 2017 年度修士論文
- [20] 近藤ら(2015) 「時系列解析による住宅における電力消費量予測モデルについて」 エネルギー資源学会,第 37 巻, pp. 34-42
- [21] 市川ら(2015) 「家庭内生活パターンを考慮した電力需要予測手法」 情報処理学会,第 1 巻(全 2 巻),pp.1-5
- [22] 小澤ら(2013) 「マルコフ連鎖を用いた生活行動再現による家庭エネルギー需要の推定」 環境情報科学学術研究論文集,第 27 巻,pp.97-102
- [23] 小澤(2015) 「アンケート調査に基づく家庭エネルギー需要モデル」 エネルギー資源学会,第 36 巻,pp.12-23
- [24] JEPX 取引概要(2019)日本卸電力取引所取引ガイド
http://www.jepx.org/outline/pdf/Guide_2.00.pdf?timestamp=1547463818586
- [25]国土交通省気象庁(2016)過去の気象データの検索
<http://www.data.jma.go.jp/obd/stats/etrn/select/prefecture00.php>
- [26]灰田ら(1996) 「重回帰手法に基づいた最大需要予測支援システムの開発」 日本オペレーションズリサーチ学会,第 41 巻,pp.476-480
- [27]田中ら(1996) 「重回帰分析と階層型ニューラルネットによる翌日最大電力需要予測」 日本オペレーションズリサーチ学会,第 9 巻,pp.466-503
- [28]石岡ら(2000) 「NN 応用電力需要予測システムの開発」 電気学会,第 120 巻,pp.1550-1557
- [29]飯坂(2004) 「構造化ニューラルネットワークの新しい学習法と最大電力需要予測への適用」 電気学会,第 124 巻 pp.347-354
- [30]北沢雅光(2016) 「家庭の電力消費データの統計的モデリングに基づく省エネルギー策に関する研究」 東京大学工学部システム創成学科 2016 年度卒業論文

謝辞

本研究は東京大学新領域創成科学研究科環境システム学専攻にて2016年4月からの2年間行ったものです。論文の締めとして協力していただいた方々への感謝を申し上げたいと思います。

指導してくださった吉田好邦教授には、毎週時間をつくっていただき的確なアドバイスをいただき本当に感謝しております。見当違いの成果を提出してしまったことも多々ございましたが、私の目線に立って失敗しても非難することなく親身になって、粘り強く方針をたててくださったことに心からお礼を申し上げます。

副査として指導していただいた中島謙一客員准教授には論文の骨子や、主張したい内容に対する意見など、本質となる部分に関するアドバイスをくださり、研究の方針を見直す機会となりました。誠にありがとうございました。

濱田さんのGAMSのプログラムに関して、松橋隆治教授からは詳細な説明をいただきました。本プログラムを構築する上での非常に重要な参考となりました。ありがとうございました。

吉田研究室の先輩である小澤暁人さんには、お仕事の時間を割いて確率DPに関する説明をいただきました。多段階の期待値計算の理解に大きく繋がりました。ありがとうございました。

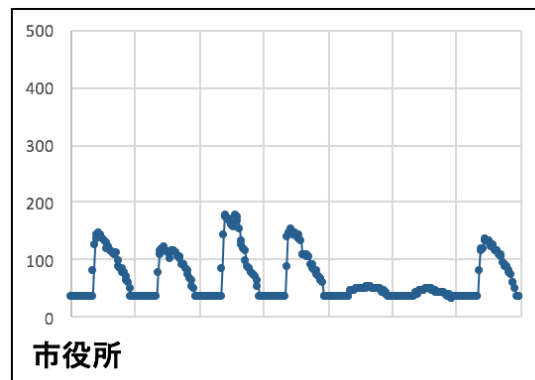
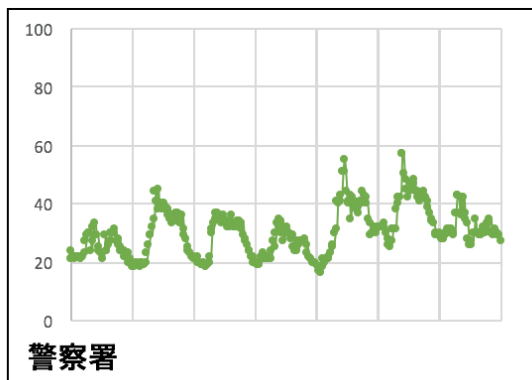
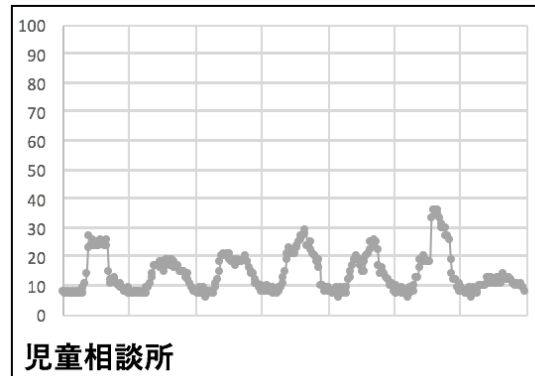
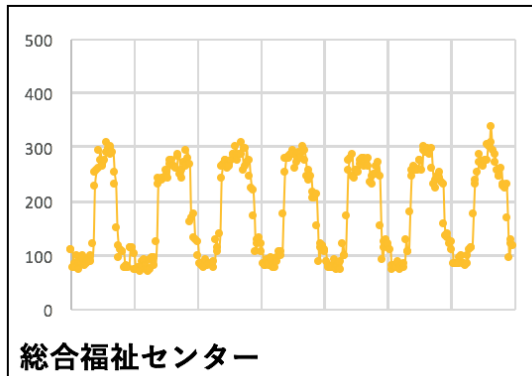
吉田研や井原研の方々にもお世話になりました。発表に対しての意見や、論文の執筆に関するアドバイスをいただきました。ありがとうございました。

最後にこれまで支えてくれた両親と、学業に躓いた時にいつも親身になってくれた友人の鈴木に感謝の意を申し上げます。

北沢雅光

A 付録

まず街区 K の 7 施設の電力需要について示す。



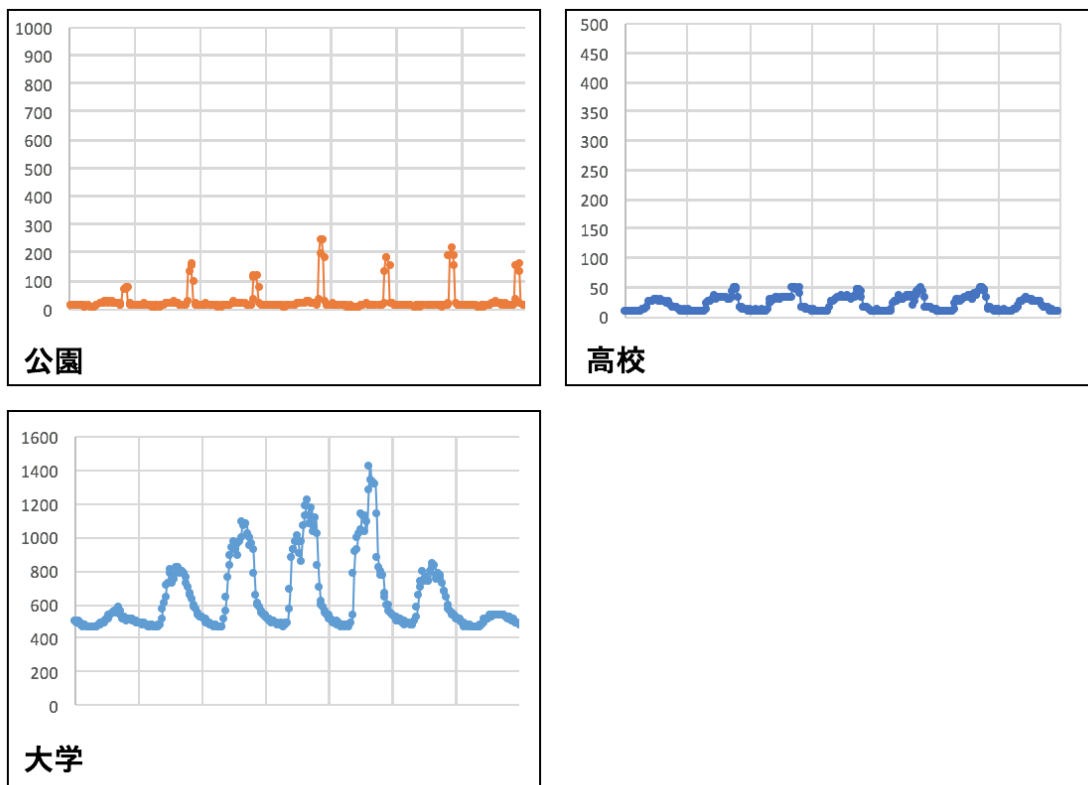


図 A-1.街区 K の対象施設の電力需要
 (縦軸は kWh、横軸は時間軸であり、一番左が月曜日、一番右が日曜日)
 (軸は図 2-2 に同じ)

次に Eviews を用いた対象 7 施設の電力需要の回帰分析の結果を示す。

表 A-1. キャンパスの電力需要の回帰分析 (変数名は都合により修正)

| | | | | |
|--------------------|-----------|-----------------------|-----------|--------|
| I(-1) | 1.029378 | 0.007939 | 129.6553 | 0.0000 |
| I(-2) | -0.019014 | 0.011279 | -1.685761 | 0.0919 |
| I(-3) | -0.062062 | 0.007302 | -8.498774 | 0.0000 |
| (-48) | 0.226691 | 0.007440 | 30.47014 | 0.0000 |
| (-49) | -0.135787 | 0.011318 | -11.99780 | 0.0000 |
| (-50) | -0.070324 | 0.007704 | -9.127957 | 0.0000 |
| -336) | 0.260238 | 0.007580 | 34.33305 | 0.0000 |
| -337) | -0.118090 | 0.011405 | -10.35431 | 0.0000 |
| -338) | -0.124672 | 0.007878 | -15.82611 | 0.0000 |
| KYUUZITU | 4.358244 | 0.613389 | 7.105185 | 0.0000 |
| C | 4.977397 | 0.844559 | 5.893485 | 0.0000 |
| <hr/> | | | | |
| R-squared | 0.977864 | Mean dependent var | 593.7609 | |
| Adjusted R-squared | 0.977850 | S.D. dependent var | 210.2740 | |
| S.E. of regression | 31.29455 | Akaike info criterion | 9.725451 | |

表 A-2. 高校の電力需要の回帰分析

(HDEL が高校の電力需要を表す)

| | | | | |
|--------------------|-----------|-----------------------|-----------|--------|
| HDEL(-1) | 1.023977 | 0.007091 | 144.4132 | 0.0000 |
| HDEL(-2) | -0.121059 | 0.006790 | -17.82774 | 0.0000 |
| HDEL(-48) | 0.358424 | 0.007098 | 50.49702 | 0.0000 |
| HDEL(-49) | -0.306918 | 0.007268 | -42.22823 | 0.0000 |
| HDEL(-336) | 0.249711 | 0.007026 | 35.53996 | 0.0000 |
| HDEL(-337) | -0.219210 | 0.007097 | -30.88928 | 0.0000 |
| KYUUZITU | 0.315340 | 0.049072 | 6.426072 | 0.0000 |
| C | -0.041627 | 0.044349 | -0.938636 | 0.3479 |
| <hr/> | | | | |
| R-squared | 0.948273 | Mean dependent var | 12.14394 | |
| Adjusted R-squared | 0.948251 | S.D. dependent var | 11.77388 | |
| S.E. of regression | 2.678367 | Akaike info criterion | 4.808783 | |

表 A-3.警察署の電力需要の回帰分析
(PDEL が警察署の電力需要を表す)

| | | | | |
|--------------------|-----------|-----------------------|-----------|--------|
| PDEL(-1) | 0.904286 | 0.004489 | 201.4336 | 0.0000 |
| PDEL(-48) | 0.261219 | 0.009642 | 27.09072 | 0.0000 |
| PDEL(-49) | -0.133528 | 0.013181 | -10.13044 | 0.0000 |
| PDEL(-50) | -0.077013 | 0.009620 | -8.005426 | 0.0000 |
| PDEL(-336) | 0.311783 | 0.009652 | 32.30188 | 0.0000 |
| PDEL(-337) | -0.167790 | 0.013256 | -12.65742 | 0.0000 |
| PDEL(-338) | -0.112197 | 0.009661 | -11.61399 | 0.0000 |
| KYUUZITU | 0.375572 | 0.067879 | 5.532978 | 0.0000 |
| C | 0.268217 | 0.095864 | 2.797890 | 0.0052 |
| <hr/> | | | | |
| R-squared | 0.962180 | Mean dependent var | 39.84893 | |
| Adjusted R-squared | 0.962149 | S.D. dependent var | 14.31085 | |
| S.E. of regression | 2.784234 | Akaike info criterion | 4.886760 | |

表 A-4.総合福祉センターの電力需要の回帰分析
(PRDEL が総合福祉センターの電力需要を表す))

| | | | | |
|--------------------|-----------|-----------------------|-----------|--------|
| PRDEL(-1) | 0.923331 | 0.003004 | 307.3506 | 0.0000 |
| PRDEL(-48) | 0.292068 | 0.006656 | 43.87922 | 0.0000 |
| PRDEL(-49) | -0.231997 | 0.009721 | -23.86651 | 0.0000 |
| PRDEL(-50) | -0.034266 | 0.006656 | -5.148314 | 0.0000 |
| PRDEL(-336) | 0.445975 | 0.006663 | 66.93782 | 0.0000 |
| PRDEL(-337) | -0.312036 | 0.009783 | -31.89465 | 0.0000 |
| PRDEL(-338) | -0.094279 | 0.006656 | -14.16540 | 0.0000 |
| KYUUZITU | 0.519923 | 0.315216 | 1.649417 | 0.0991 |
| C | 1.799880 | 0.411409 | 4.374912 | 0.0000 |
| <hr/> | | | | |
| R-squared | 0.966461 | Mean dependent var | 196.5223 | |
| Adjusted R-squared | 0.966445 | S.D. dependent var | 99.74436 | |
| S.E. of regression | 18.27126 | Akaike info criterion | 8.649068 | |

表 A-5.児童相談所の電力需要の回帰分析
(CHDEL が児童相談所の電力需要を表す)

| | | | | |
|--------------------|-----------|-----------------------|-----------|--------|
| CHDEL(-1) | 0.930080 | 0.002922 | 318.3113 | 0.0000 |
| CHDEL(-48) | 0.207803 | 0.007208 | 28.82892 | 0.0000 |
| CHDEL(-49) | -0.099845 | 0.010456 | -9.549277 | 0.0000 |
| CHDEL(-50) | -0.086595 | 0.007212 | -12.00727 | 0.0000 |
| CHDEL(-336) | 0.272648 | 0.007241 | 37.65336 | 0.0000 |
| CHDEL(-337) | -0.085772 | 0.010459 | -8.200509 | 0.0000 |
| CHDEL(-338) | -0.153955 | 0.007228 | -21.30018 | 0.0000 |
| KYUUZITU | 0.262767 | 0.038699 | 6.790080 | 0.0000 |
| C | 0.077219 | 0.037464 | 2.061160 | 0.0393 |
| R-squared | 0.963523 | Mean dependent var | 17.03865 | |
| Adjusted R-squared | 0.963506 | S.D. dependent var | 10.61631 | |
| S.E. of regression | 2.028082 | Akaike info criterion | 4.252591 | |

表 A-6.市役所の電力需要の回帰分析
(CDEL が市役所の電力需要を表す)

| Variable | Coefficient | Std. Error | t-Statistic | Prob. |
|--------------------|-------------|-----------------------|-------------|--------|
| CDEL(-1) | 1.113474 | 0.006713 | 165.8611 | 0.0000 |
| CDEL(-2) | -0.160212 | 0.006540 | -24.49731 | 0.0000 |
| CDEL(-48) | 0.351136 | 0.006190 | 56.72344 | 0.0000 |
| CDEL(-49) | -0.455892 | 0.009964 | -45.75588 | 0.0000 |
| CDEL(-50) | 0.121578 | 0.006550 | 18.56085 | 0.0000 |
| CDEL(-336) | 0.569304 | 0.006098 | 93.36591 | 0.0000 |
| CDEL(-337) | -0.544006 | 0.006264 | -86.84735 | 0.0000 |
| KYUUZITU | 0.787526 | 0.154324 | 5.103053 | 0.0000 |
| C | -0.167064 | 0.139858 | -1.194532 | 0.2323 |
| R-squared | 0.988904 | Mean dependent var | 90.20058 | |
| Adjusted R-squared | 0.988898 | S.D. dependent var | 69.71728 | |
| S.E. of regression | 7.345810 | Akaike info criterion | 6.826786 | |

続いて施設合計の実需要と回帰分析による予測需要とを図にしたものを示す。

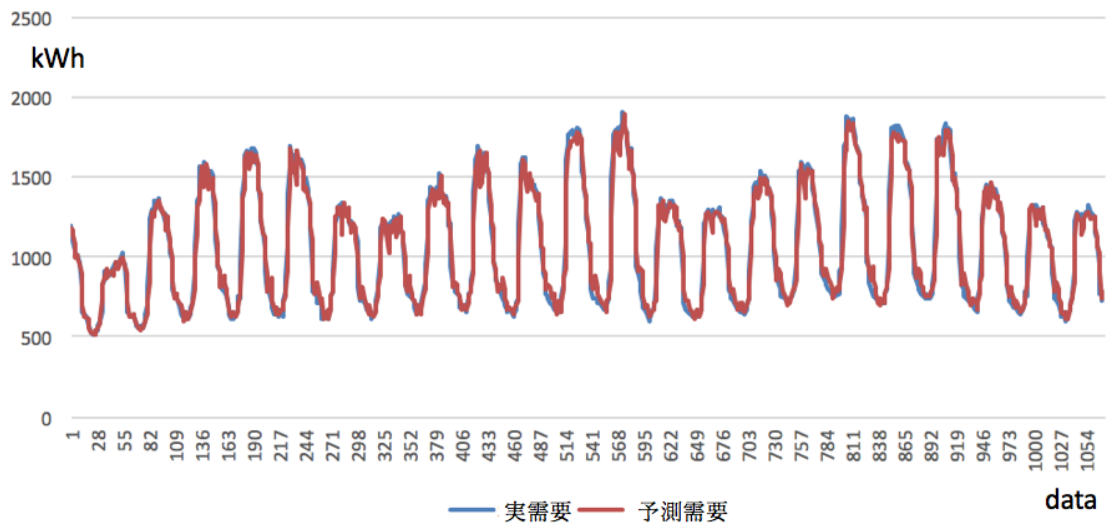


図 A-2.実需要と回帰分析による予測需要(1月分)

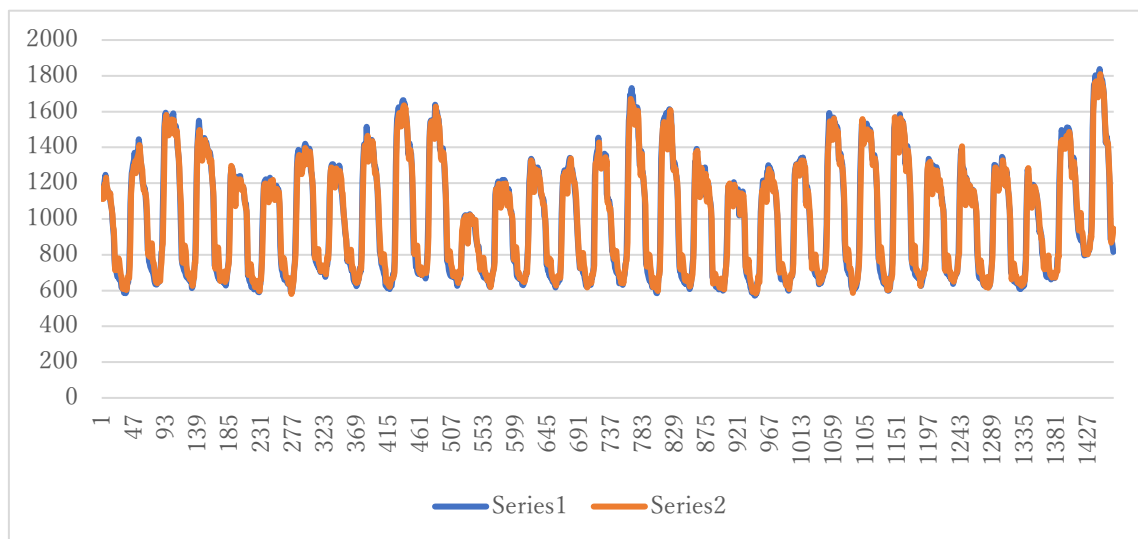


図 A-3.実需要と回帰分析による予測需要(2月分)

(縦軸が kWh、横軸はデータ 30 分値、以降の図も同様)
 (Series 1 が実需要、Series 2 が予測需要、以降の図も同様)

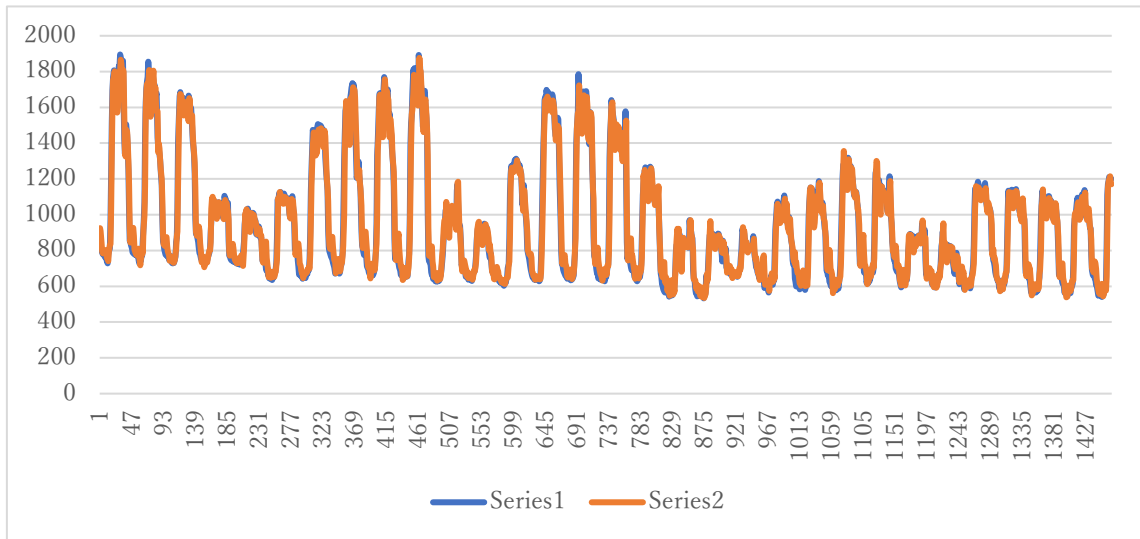


図 A-4.実需要と回帰分析による予測需要(3月分)

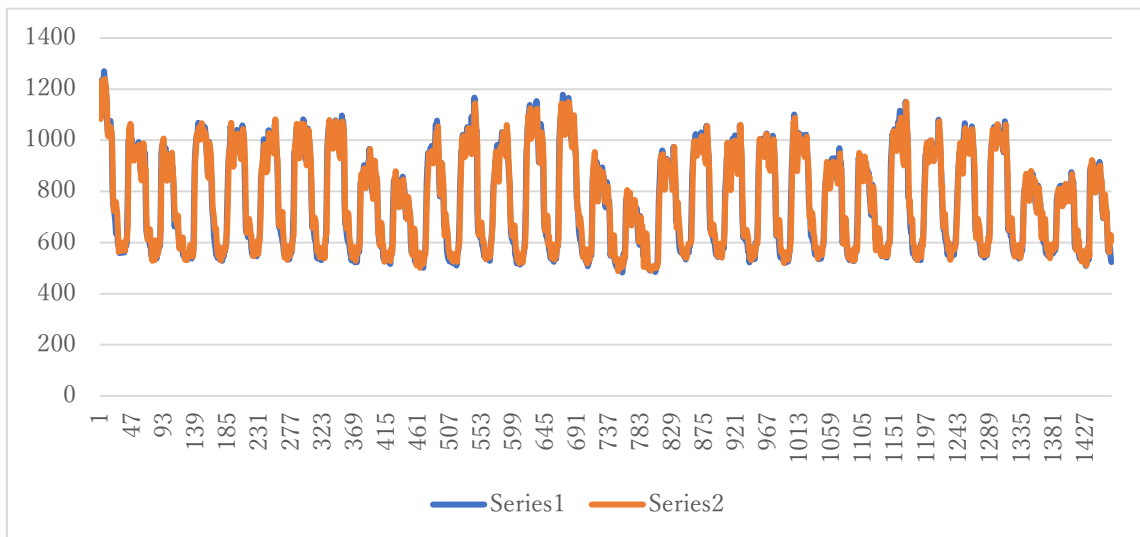


図 A-5.実需要と回帰分析による予測需要(4月分)

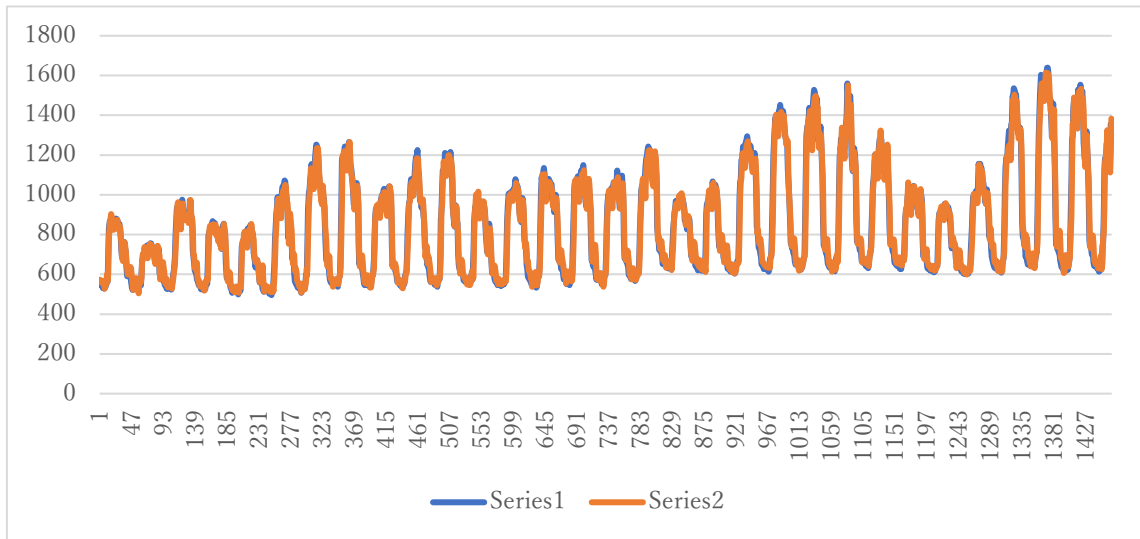


図 A-6.実需要と回帰分析による予測需要(5月分)

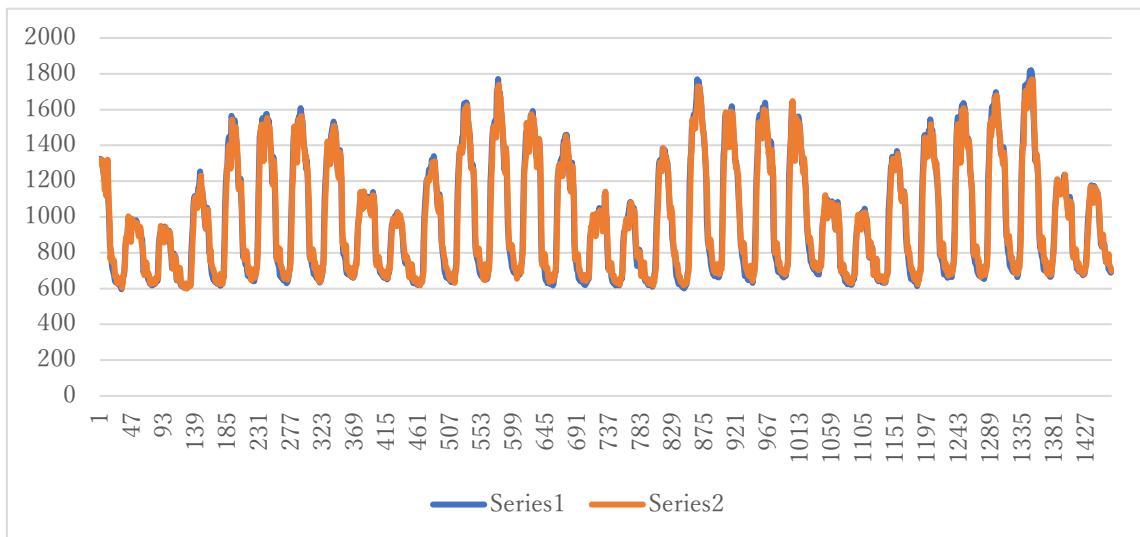


図 A-7.実需要と回帰分析による予測需要(6月分)

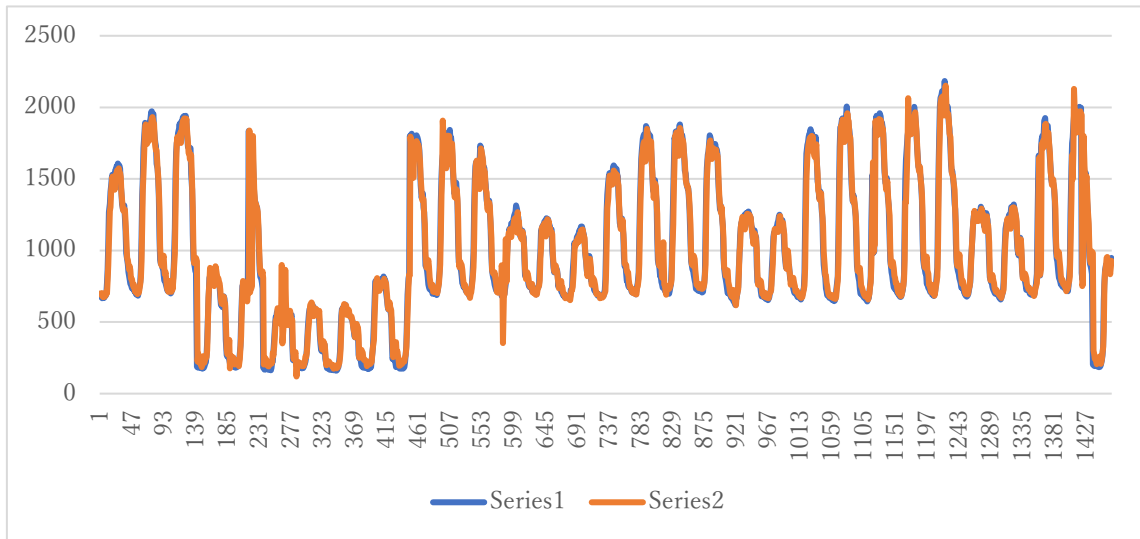


図 A-8.実需要と回帰分析による予測需要(7月分)

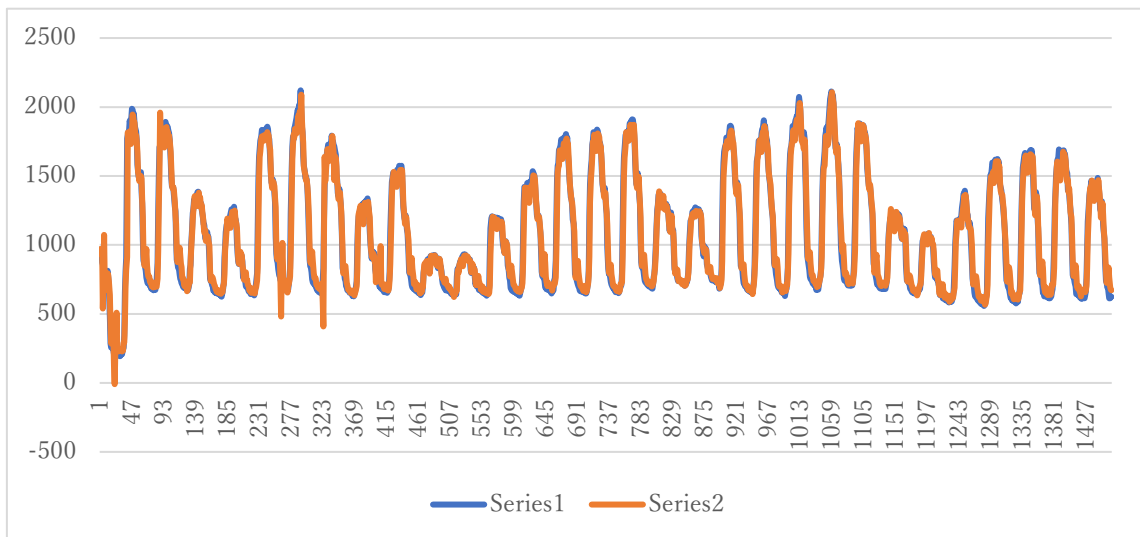


図 A-9.実需要と回帰分析による予測需要(8月分)

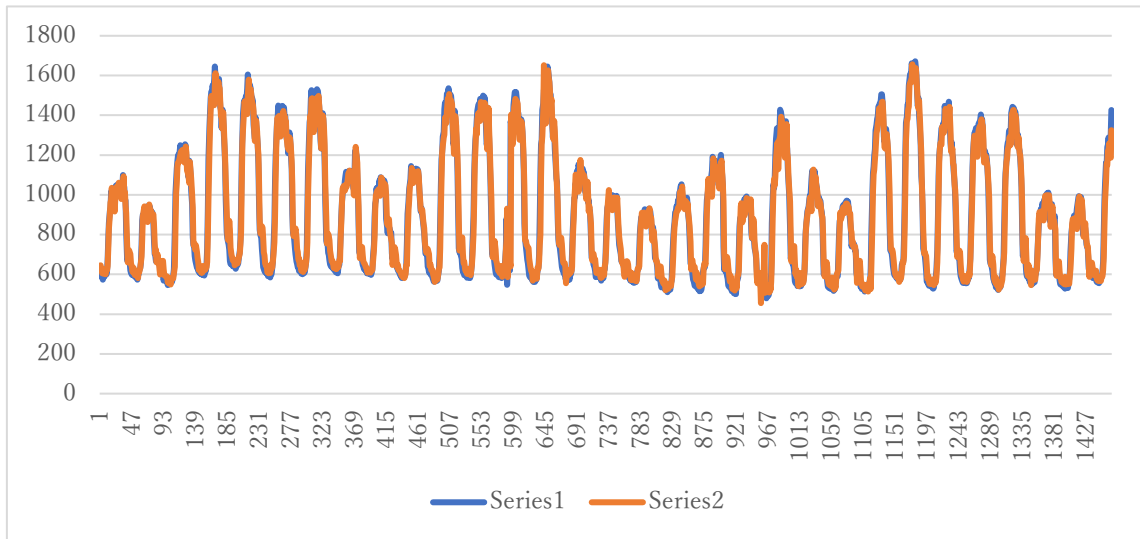


図 A-10.実需要と回帰分析による予測需要(9月分)

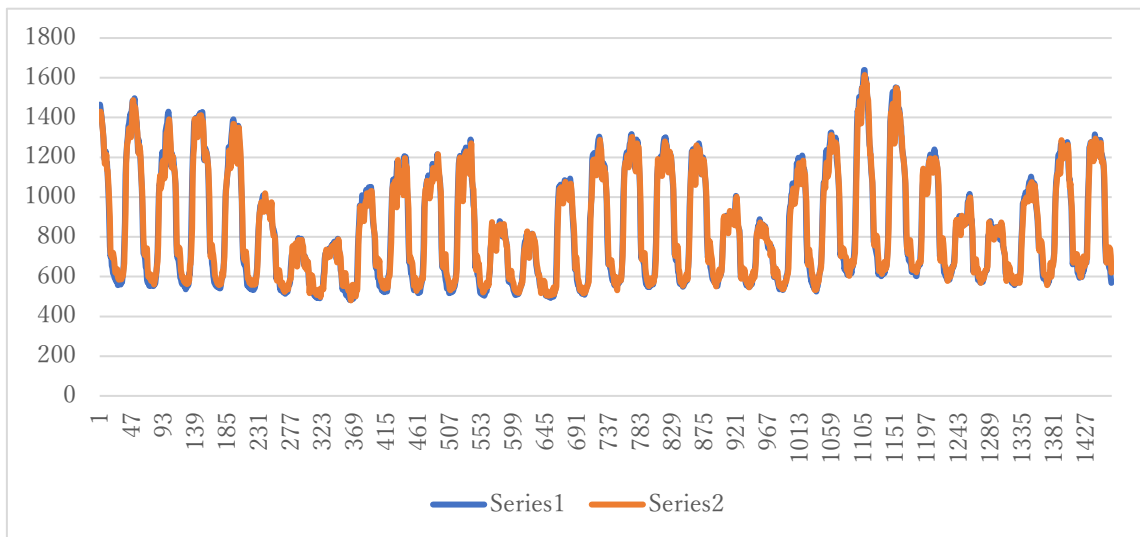


図 A-11.実需要と回帰分析による予測需要(10月分)

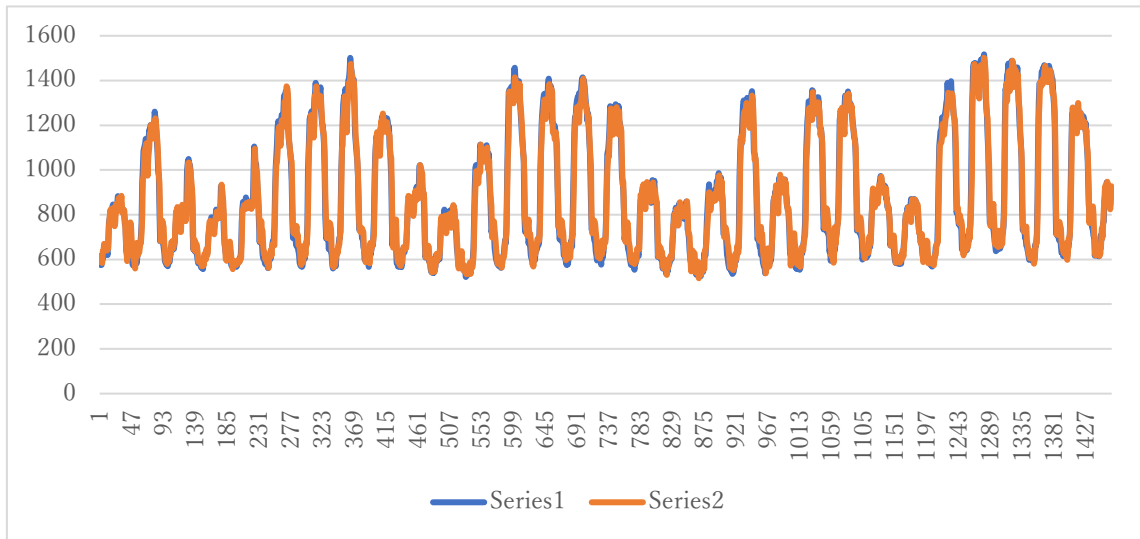


図 A-12.実需要と回帰分析による予測需要(1 11月分)

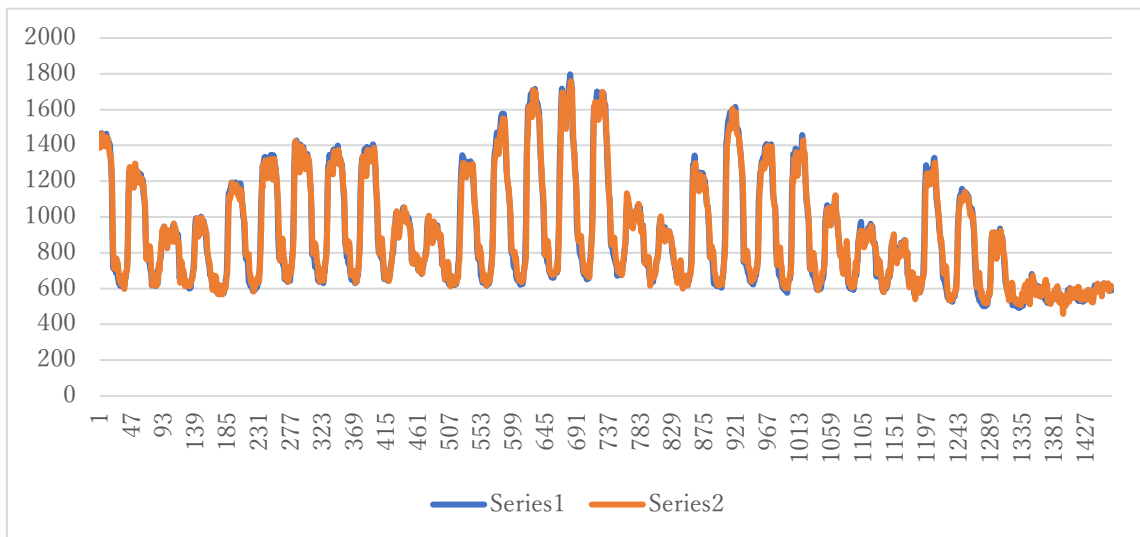


図 A-13.実需要と回帰分析による予測需要(1 12月分)