

学位論文

業務用ビルの非監視設備を考慮した電力需要構造の
分解方式の提案と推計への応用

2023年3月

東京理科大学大学院 工学研究科 電気工学専攻
佐藤 冬樹

業務用ビルの非監視設備を考慮した電力需要構造の
分解方式の提案と推計への応用
佐藤冬樹(2023年3月)

要旨

本論文では、業務用ビルの電力需要構造を明らかにする方法論と分解で得られた情報を用いて非日常時の電力需要を推計する方法について提案した。

第1章では、本論文が行われた背景や目的について述べた。世界的に脱炭素化が進む中、業務用ビルにおいてもエネルギーマネジメントの必要性が高まっている。業務用ビルでは省エネ法等による規制のほかに電力コストの削減や建物の資産価値向上という観点から総消費電力を管理、削減するといったエネルギーマネジメントへのニーズがある。一般にビルでは、設備を高効率な機種に更新するか既存設備の運用を見直すことによってエネルギーマネジメントが行われている。しかし、ビル内にある設備の消費電力が個別に計測されていないため、その活動の効果を見積もることは困難となっている。設備単位の消費電力が計測できない場合、設備の定格電力と稼働状態から簡易的に消費電力を推定可能なものの、既設ビルにおいては紙図面の読み取りや現地調査によって大変な労力がかかる。また、ビルの中で大量の電力を消費し、省エネ対策の余地がある空調設備では定格に満たない領域での部分負荷運転が定常的に行われているため、定格電力を用いた消費電力の推定では実測との乖離が生じる。そのため、精緻な効果予測を経ずに専門人材の経験則や試行錯誤によってエネルギーマネジメントが行われているのが実情である。最近では事業継続計画やレジリエンスへの関心の高まりから、エネルギーマネジメントの一環として業務用ビルへ太陽光発電設備や蓄電池設備を導入することが検討されている。しかし、それらの設備設計には非日常時の電力需要を推計しておく必要がある。本研究はそのような背景から、業務用ビルへ低コストに適用可能な電力需要構造分解方式を開発し、専門人材のサポートを受けられていないような中小規模ビルのエネルギーマネジメント活動を改善することが目的である。

第2章では、関連する先行研究を調査し、本論文が扱う問題の範囲を決定する。設備単位の消費電力が計測されていないという課題に対してディスアグリゲーションやNon-Intrusive Load Monitoring (NILM) と呼ばれる技術が提案されている。これらの技術は、受電点電力のような複数の設備の合計電力を個別の要素へ分解するものである。NILMは家庭向けに建物内の活動データを用いない方式で、受電点で計測した電流波形を用いるものや、外気温度を用いるものが主流である。一方で業務用ビルの場合は、ビル管理システムが導入されているため、建物内の活動データである設備の運転状態データをディスアグリゲーションに用いることができる。ただし、照明やOA機器などのコンセントに繋がる設備の運転状態はビル管理装置から監視されていないことが多く、これら非監視設備の消費電力がディスアグリゲーションの精度を悪化させてしまう。本論文はこのような課題に対して、設備の運転状態が不明な非監視設備を考慮した業務用ビルの需要構造の分解について扱う。

第3章では、業務用ビルにはビル管理装置の非監視設備があるという課題に対して一番基礎となる方法論を提案した。OA機器といったビル管理システムの非監視設備は単一日

周期性を持った運用がなされるという仮定を置き、日周期性を持つ線形基底関数の重ね合わせによって非監視設備の運転状態をモデル化することで、運転状態が観測されている監視設備と運転状態が観測できない非監視設備を同列に扱うことを可能にした。これにより合計電力はすべてのビル設備の線形和となり、時系列の観測データを適用することで線形回帰式として解くことができる。そして、線形回帰式の偏回帰係数がデマンド寄与度、すなわち見かけの設備定格電力となる。この方式を実際のオフィスビル1フロアの平日データを適用しその有用性を示した。

第4章では、非監視設備が持つ複数の日周期性を考慮する拡張について提案した。第3章で述べた方式は非監視設備の消費電力が単一の日周期性を持つと仮定していたため、非監視設備電力のパターンが異なる休日などは事前に分離しておく必要があった。現実の業務用ビルでは独自の休日を設けていることが多く、運用は純粋なカレンダー通りでないことが多い。そのため、観測データから運用パターンを判別できることが望ましい。受電点の電力データを用いてオフィスビルの運用状態をクラスタリングする技術はあるが、就業日、非就業日を二分するだけで、在室率の増減や特異日については検討がなされていなかった。そこで、第3章で提案した方式から入力データは増やさずに、複数の非監視設備の日周期パターンを獲得することを試みた。ここで導入した新たな仮説として、非監視設備に単一周周期性があると仮定した場合の回帰残差には、単一周周期性基底関数では表現できなかった成分が含まれるということである。そこで、単一周周期性基底関数を適用して解いた線形回帰式の残差を日ごとに分割し、その日残差パターンを階層型クラスタリング手法によって複数のグループへ分割することでそれがすなわち、平日や休日といった非監視設備の複数の運用パターンと等しくなるという方式である。実際のオフィスビルのデータを平日、休日問わず適用して精度良く設備単位の電力へ分解できることを示した。この拡張方式を使わずに単一周周期性の基底関数を適用した場合、非監視設備電力は複数の運用パターンの平均的なものになり、日ごとの分解性能が落ちてしまうこともあわせてわかった。

第5章では、ビル管理システムの非監視設備に空調設備が含まれるケースを想定して提案方式を拡張した。一般的な空調設備の消費電力を参考に、外気温を入力として夏期と冬期に値が大きくなる関数を設計した。なお、外気温情報はビル管理装置で観測していることも多く入手性がよい、それができない場合であっても地域の気象台の観測データを利用可能である。設計した関数を基底関数の要素に追加することで、非監視設備に空調設備が含まれる場合に精度よく分解されることが期待される。本拡張方式についても実際の業務用ビルのデータを適用して実験した。その結果、精度改善が見られ、仮説が正しいことが示された。一方で、空調は夏期と冬期で負荷状態が異なるため、夏期と冬期に同程度の負荷と設計するのは不十分であることもわかった。

第6章では、ここまで提案した業務用ビルの需要構造方式から中間的に得られるデマンド寄与度により可能となる電力需要構造の推計について論じた。推計にあたってはシナリオを作成する必要があるが、非日常時への適用を想定すると、在室人数をシナリオに含められるとよい。そこで、分解方式を拡張し、在室人数のデマンド寄与度を求めることとした。在室人数データについては、非監視設備電力が在室人数に相関がある成分と相関がない成分に分解できることを想定している。オフィスであれば入退室管理装置が導入されていることが多いので在室人数データは容易に利用可能である。実際の業務用ビルのデータを適用して、平常時に獲得したデマンド寄与度を用いて、在室人数が半減する日の

電力需要構造を推計できるか実験した。その結果在室人数を考慮したほうが頑健に推計できることがわかった。この結果は企業の事業継続のために非常用発電機やPV、蓄電池といった設備を導入するときどの程度の設備投資が必要か計算するのに役に立つ。提案方式が利用できない場合は、非日常時に利用する重要設備リストを調べ上げ、それら設備の定格消費電力の合計が賄えるような設備を選定することになるが、これはその企業の業務と設備の両方に精通した人間でなければ効果的な計画は立案できない。提案方式であれば、ビル管理システムのデータから実態を考慮した推計結果が得られるため、人手による作業を減らして意思決定に資する情報を提示可能になる。

第7章では、本論文の結論と今後の展望をまとめた。本論文では、一貫して業務用ビルには個別計量メータがほとんどないという点、ビル管理システムから稼働データを取得できない非監視設備が存在するという点、を考慮したディアグリゲーション方式の提案と実オフィスビルを利用した精度評価実験を行った。その結果、非監視設備の消費電力を実用的な精度で推定しつつ、設備単位の消費電力も実績値に追従できることが示された。提案方式はビル管理装置で取得できるデータのみを用いるため、追加の設備設置が不要で経済的であり、適用範囲が広く強力な方式といえる。また、本方式はデマンド寄与度という見かけの設備定格電力を推定できるため、運用シナリオを利用した将来推計に応用できることも利点である。今後は、平常時と非常時の両方のシナリオを考慮した創蓄設備投資最適化シミュレーションと結合され、企業のBCP活動を支援する技術へ発展していくことが望まれる。

目次

第1章	序論	11
1.1	背景	11
1.1.1	世界的な建物エネルギーマネジメントへの関心の高まり	11
1.1.2	業務用ビルがエネルギーマネジメント活動に取り組む動機	16
1.1.3	業務用ビルのエネルギーマネジメント活動	16
1.1.4	業務用ビルでエネルギーマネジメント活動が進まない理由	19
1.1.5	レジリエンスへの関心の高まり	22
1.2	目的	25
1.3	本論文の構成	25
第2章	問題設定	28
2.1	ビルエネルギーの特徴	28
2.2	ビルのエネルギー消費や設備運用と関係する情報	30
2.3	ディスアグリゲーションとNILM	30
2.4	運用パターン分析と認識	33
2.5	非日常時予測	33
2.6	本研究の位置付け	34
第3章	非監視設備が持つ単日周期性を考慮した電力需要構造の分解	38
3.1	研究概要と目的	38
3.2	定式化	38
3.2.1	線形基底関数モデルによる非監視設備消費電力の近似表現	38
3.2.2	非監視設備消費電力を考慮したビル総消費電力の数式表現	40
3.2.3	非監視設備の周期性稼働を仮定した基底関数の設定と内訳推定手順	41
3.2.4	正則化項の導入	42
3.3	実験	43
3.3.1	実験対象	43
3.3.2	実験方法	43
3.3.3	実験結果	47
3.4	考察	50

3.4.1	提案方式で精度が向上した理由と課題	50
3.4.2	定格電力と重みの差異	50
3.4.3	基底関数の選択について	53
3.4.4	季節や外気温の影響	54
3.4.5	24時間稼働の機器の影響	54
3.4.6	正則化の影響	54
3.5	章まとめ	54
第4章	非監視設備が持つ複数の日周期性を考慮した電力需要構造の分解	56
4.1	研究概要と目的	56
4.2	定式化	56
4.2.1	回帰残差を利用した非監視設備電力の決定	57
4.2.2	階層型クラスタリングによる稼働パターンの抽出	59
4.2.3	複数の日周期性を考慮したディスアグリゲーション	60
4.3	実験	61
4.3.1	実験対象	61
4.3.2	実験方法	62
4.3.3	実験結果	63
4.4	考察	68
4.4.1	残差による非監視設備電力の推定精度	68
4.4.2	日周期パターンのためのクラスタリング数	71
4.4.3	設備単位電力の推定精度	72
4.4.4	設備単位エネルギーの推定精度	72
4.5	章まとめ	72
第5章	非監視設備が持つ季節性トレンドを考慮した電力需要構造の分解	74
5.1	研究概要と目的	74
5.2	定式化	74
5.2.1	複数日周期性を考慮したディスアグリゲーション	74
5.2.2	季節性を持つ非監視設備の考慮	77
5.3	実験	77
5.3.1	実験対象	77
5.3.2	実験方法	77
5.3.3	実験結果	77
5.4	考察	79
5.4.1	分解精度が向上する場合としない場合の違い	79
5.5	章まとめ	82

第6章	非監視設備と在室人数を考慮した電力需要構造の分解と推計への応用	87
6.1	研究概要と目的	87
6.2	定式化	88
6.2.1	設備デマンド寄与度の求め方	88
6.2.2	在室人数変化を考慮したデマンド寄与度の獲得	89
6.2.3	シナリオ設計と需要構造の積み上げ推計	90
6.3	実験	91
6.3.1	実験対象	91
6.3.2	実験方法	91
6.3.3	実験結果	94
6.4	考察	97
6.4.1	在室人数に関するデマンド寄与度	97
6.4.2	在室人数の有無による監視設備の重みの変化	98
6.4.3	平日と休日における非監視設備電力の違い	99
6.4.4	非日常時推計が抱える課題	100
6.4.5	設備更新時の省エネ効果推計への転用可能性	102
6.4.6	空調消費電力に対する在室人数の影響の考慮	102
6.4.7	ビル全体への提案方式の適用性	102
6.5	章まとめ	102
第7章	結論	104
7.1	研究の概要と得られた成果	104
7.2	本研究の理論的・実務的な貢献	105
7.2.1	理論的な貢献	105
7.2.2	実務的な貢献	105
7.3	今後の展望	105
	謝辞	107
	参考文献	108
	査読付き論文・査読付き国際会議発表	113
	査読なし口頭発表	114
	関連する表彰	115

目次

1.1	世界の最終エネルギー消費の部門別内訳	12
1.2	最終エネルギー消費と実質 GDP の推移	12
1.3	業務他部門業種別エネルギー消費の推移	13
1.4	ISO 50001 と ISO 14001 の違い	14
1.5	ISO 50001 における PDCA サイクル	15
1.6	業務用ビルのエネルギーマネジメントで行われる対策	17
1.7	東京 23 区オフィスピラミッド 2022 (棟数ベース)	18
1.8	ビルメンテナンス業務の悩みごと推移 (複数選択, 上位 5 項目)	19
1.9	事務所ビル, 物販・飲食・サービス施設, 医療・福祉・宿泊施設, 大学における BEMS 普及率	20
1.10	ビルの電力計測における理想と現実	21
1.11	関連法令による自家発電設備の保安規制の概要	23
1.12	本論文で提案する方式の位置づけ	26
1.13	本論文の章の関係	26
2.1	オフィスビルの部門別エネルギー消費割合	29
2.2	ディスアグリゲーションの種類	30
2.3	ディスアグリゲーション分野における本論文の位置づけ	34
2.4	本論文で扱う需要構造の分解と推計の関係	36
3.1	ディスアグリゲーションのデータフロー図	39
3.2	線形基底関数モデルによる関数近似のアイデア	39
3.3	基底関数の例	40
3.4	フロアレイアウトと設備の関係	44
3.5	実験に利用した設備とメーターの関係	45
3.6	実験の入力データ (学習データとテストデータ)	46
3.7	空調設備信号から設備負荷状態を計算する例	47
3.8	負荷に線形な設備消費電力モデル	47
3.9	分解された電力の RMSE と誤差率	49
3.10	消費電力の分解例	51

3.11	単日周期性を考慮した場合の残差プロット	52
3.11	単日周期性を考慮した場合の残差プロット (続き)	53
4.1	提案方式のフローチャート	57
4.2	デイリールーチンに利用するガウス基底関数	59
4.3	実験に利用する設備配電系統	62
4.4	実験に利用した入力データ	63
4.5	前処理の回帰残差を利用した非監視設備電力推定値のクラスタリング結果 と実績値の比較	64
4.6	ガウス基底関数を用いて推定されて非監視設備電力のデイリールーチン . .	65
4.7	電力需要の設備単位分解結果と実績値の例 (冬期)	66
4.8	電力需要の設備単位分解結果と実績値の例 (夏期)	67
4.9	電力需要の設備単位分解結果と実績値の例 (中間期)	68
4.10	Day group k-fold cross-validation を用いたときの分解電力に対する性能指標 . . .	69
4.11	期間エネルギー消費割合について分解結果と実績値で比較	70
4.12	既存方式と提案方式で分解された年間消費エネルギーを MAE で比較	70
4.13	既存方式と提案方式で分解された年間消費エネルギーを RMSE で比較	70
4.14	複数日周期性を考慮した場合の残差プロット	71
5.1	提案方式のフローチャート	75
5.2	実験に利用した入力データ	78
5.3	従来方式と提案方式の分解消費電力の RMSE の値	79
5.4	時系列設備消費電力実績値と分解結果の例 (Case 1 夏期)	80
5.5	時系列設備消費電力実績値と分解結果の例 (Case 4 夏期)	81
5.6	時系列設備消費電力実績値と分解結果の例 (Case 1 冬期)	82
5.7	時系列設備消費電力実績値と分解結果の例 (Case 4 冬期)	83
5.8	外気温を考慮した場合の残差プロット	84
5.8	外気温を考慮した場合の残差プロット (続き)	85
5.9	非監視設備電力と外気温度由来ベクトルとの相関係数行列のヒートマップ .	85
5.10	監視設備状態行列と外気温度由来ベクトルのトレンド分析結果	86
6.1	提案方式のフローチャート	88
6.2	在室人数を計測するためのカメラと設備の配置を示したフロア図	92
6.3	実験に用いたビルシステムの構成	93
6.4	実験に用いた合計電力と空調の負荷負荷状態, 在室人数の推移	95
6.5	時系列設備消費電力実績値と分解結果の例 (Case 1)	97
6.6	時系列設備消費電力実績値と分解結果の例 (Case 2)	98

6.7	時系列設備消費電力実績値と分解結果の例 (Case 3)	99
6.8	時系列設備消費電力実績値と分解結果の例 (Case 4)	100
6.9	推定電力の二乗平均平方根誤差	101
6.10	在室人数を考慮した場合の残差プロットと残差ヒストグラム	101

表目次

1.1	ビル設備の法定耐用年数とトップランナー制度による省エネ効果	17
1.2	非常電源の供給時間	24
2.1	オフィスビルのエネルギー消費構造	29
2.2	オフィスビルのエネルギー消費と関係するデータ	31
3.1	空調設備の仕様	44
3.2	実験の期間（週末を除く）	45
3.3	学習で得られた重みパラメータ	48
4.1	空調設備の仕様	61
4.2	学習で得られた重みパラメータ	68
5.1	実験ケースの詳細	78
5.2	計算された重みパラメータ	80
5.3	非監視設備電力と外気温度由来ベクトルの相関係数	81
6.1	空調設備の仕様	93
6.2	学習で得られた重みパラメータ	96

第 1 章

序論

本論文は、オフィス等の業務用ビルのエネルギーマネジメント分野で活用が期待される電力需要構造の分解と推計の技術について論じたものである。1.1 節では、業務用ビルでエネルギーマネジメントが求められている背景や、エネルギーマネジメントの現場で課題となっている点について詳説する。1.2 節では、電力需要の分解技術が課題の解決に寄与する理由とそれに取り組む目的を論じる。1.3 節では、本論文の構成について述べる。

1.1 背景

1.1.1 世界的な建物エネルギーマネジメントへの関心の高まり

世界的に気候変動問題への関心が高まっている。2015 年に採択されたパリ協定 [1] をはじめとした国際的枠組みによって多くの国が気候変動の要因となっている温室効果ガスの排出を抑える取り組みを進めている。例えば、2050 年までに温室効果ガスの人為的な排出と吸収に除去がバランスするカーボンニュートラルを目標と掲げている国は 120 カ国を超えている。

温室効果ガスの排出を抑えるにはエネルギー供給の脱炭素化とエネルギーの効率的な利用の両方を推進していく必要がある。エネルギーを電力とすれば、エネルギー供給の脱炭素化は、化石燃料から再生可能エネルギーへ転換してライフサイクルで排出される温室効果ガスを減らすことである。エネルギーの効率的な利用は、エネルギーを消費する側の取り組みによって無駄をなくし、消費するエネルギーそのものを減らしていくことである。

現状では電力部門が脱炭素化を加速させている中、エネルギーの効率的な利用には改善の余地がある。国際エネルギー機関 (IEA) は、2021 年の世界の最終エネルギー消費の 30% ならびに二酸化炭素排出量の 27% は建物運用によってなされていると報告している [2]。図 1.1 は世界の最終エネルギー消費を部門別に分解したものである。2020 年の時点で家庭部門が 22.1%、業務他部門が 7.9% の最終エネルギー消費をしており、合計すると世界の最終エネルギー消費の 30% が家庭部門と業務他部門の建物運用で消費されていることとなる。これは 30.0% の産業部門や 26.6% の運輸部門にも匹敵する量である。そのため、建物部

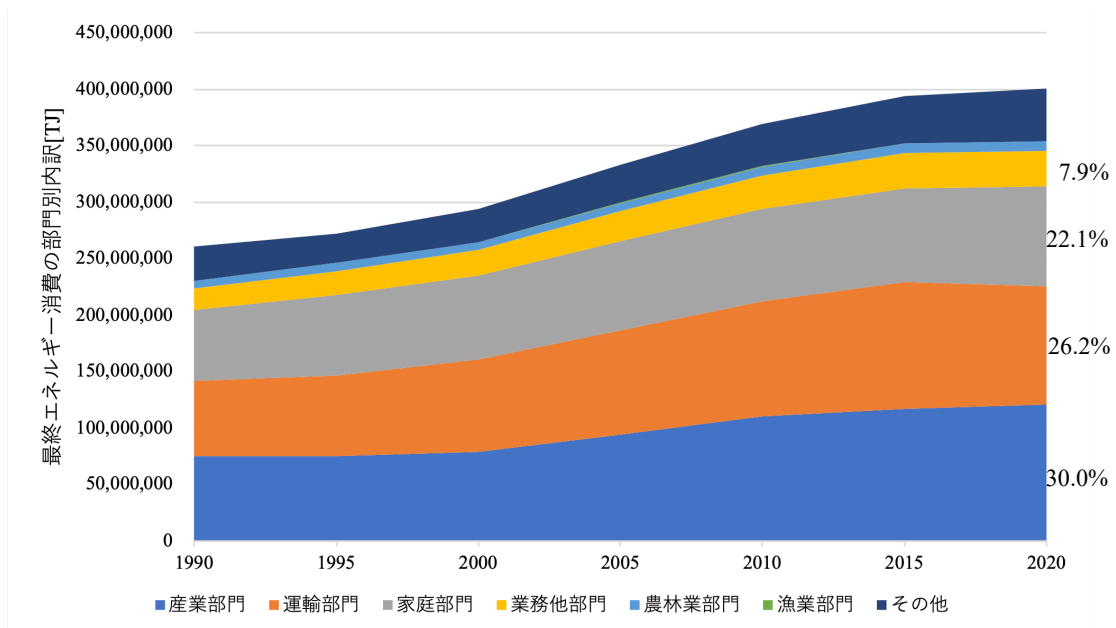


図 1.1: 世界の最終エネルギー消費の部門別内訳 (参考文献 [3] を用いて著者作成)

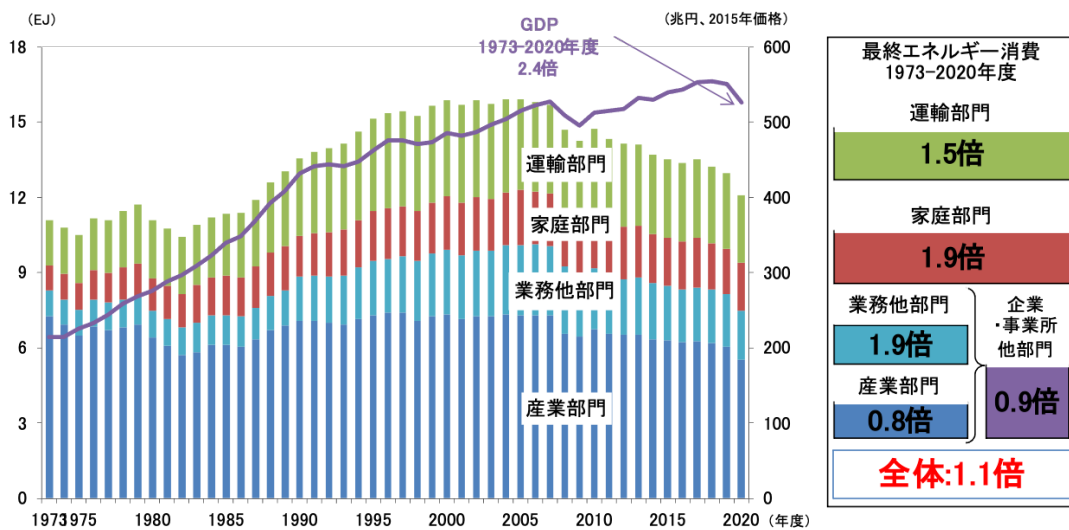


図 1.2: 最終エネルギー消費と実質 GDP の推移 [4]

門は脱炭素に向けて貢献しなければならない状況である。

国内においても建物のエネルギー消費は課題となっている。図 1.2 は国内の部門別最終エネルギー消費を時系列で示したものである。1973 年の第一次オイルショックを基準にすると 2020 年度の国内総生産は 2.4 倍に増加し、最終エネルギー消費は 1.1 倍に増加した。最終エネルギー消費増加率を部門別に見てみると、運輸部門が 1.5 倍、業務他部門が 1.9 倍、家庭部門が 1.9 倍、産業部門が 0.8 倍となっている。産業部門が減少しているのに比べて業

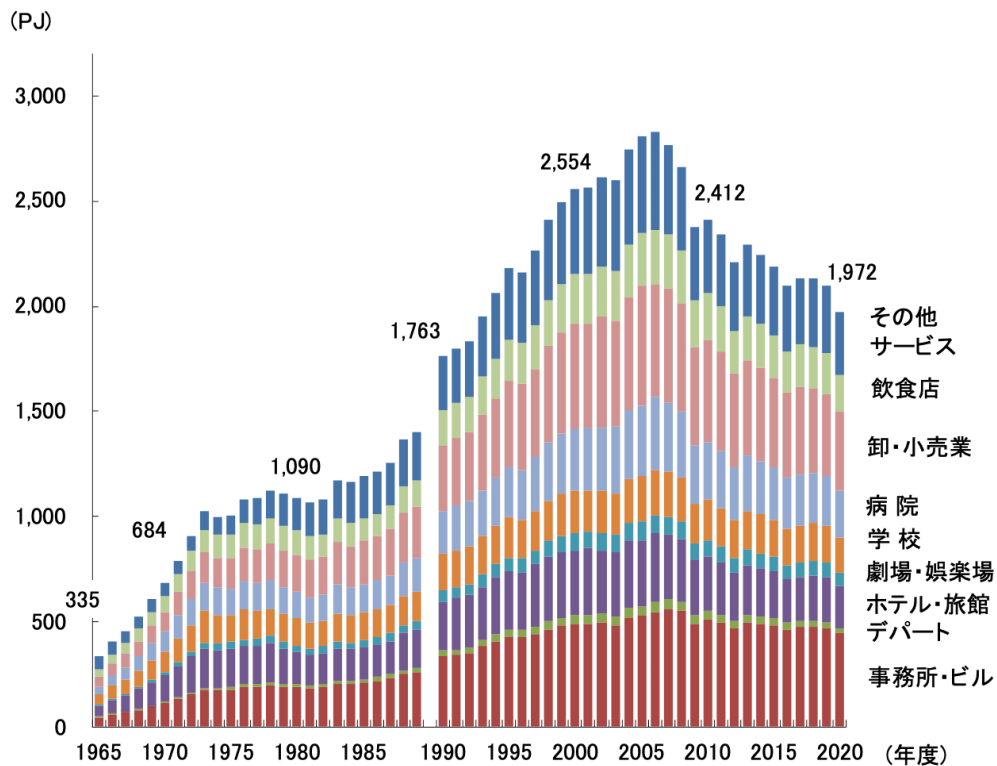


図 1.3: 業務他部門業種別エネルギー消費の推移 [4]

務他部門と家庭部門のエネルギー消費が大きく増加している。

ここで、業務他部門とは具体的に次の9業種を指す。これらは第三次産業に分類される。

- (1) 事務所・ビル
- (2) デパート
- (3) 卸・小売業
- (4) 飲食店
- (5) 学校
- (6) ホテル・旅館
- (7) 病院
- (8) 劇場・娯楽場
- (9) その他サービス（福祉施設等）

図 1.3 はを示す業務他部門の業種別エネルギーの消費の推移である。この中で事務所・ビルがエネルギーを一番消費しており、次いで卸・小売業がエネルギーを消費している [4]。そのため、事務所オフィス用途に使われている業務用ビルはより一層効率的にエネルギーを消費することが求められている。

エネルギーを消費する需要家がエネルギーを効率的・合理的に使用するために行う活動全般をエネルギーマネジメントと呼ぶ。エネルギーマネジメントは国際標準化機構（International Organization for Standardization：ISO）によって体系化されており，ISO 50001（エネルギーマネジメントシステム）としてまとめられている [5]。

ISO 50001 と関連する国際規格として ISO 14001（環境マネジメントシステム）がある。図 1.4 は ISO 50001 と ISO 14001 の違いである。ISO 14001 は環境への悪影響が考えられる様々な要因を対象としている。具体的に ISO 14001 では，廃棄物削減，排水管理，排ガス管理，化学物質管理などの排出管理とエネルギー効率改善，紙使用量削減，水使用量削減などの資源節約の観点の対象である。一方の ISO 50001 はエネルギー効率改善に特化した規格であり，ISO 14001 では扱いきれていない効果的，効率的なエネルギーマネジメントの方法論が定められている。



図 1.4: ISO 50001 と ISO 14001 の違い（参考文献 [6] を用いて著者作成）

ISO 50001 はエネルギーマネジメントを Plan-Do-Check-Act（PDCA）サイクルを用いて説明している。図 1.5 は ISO 50001 における PDCA サイクルである。

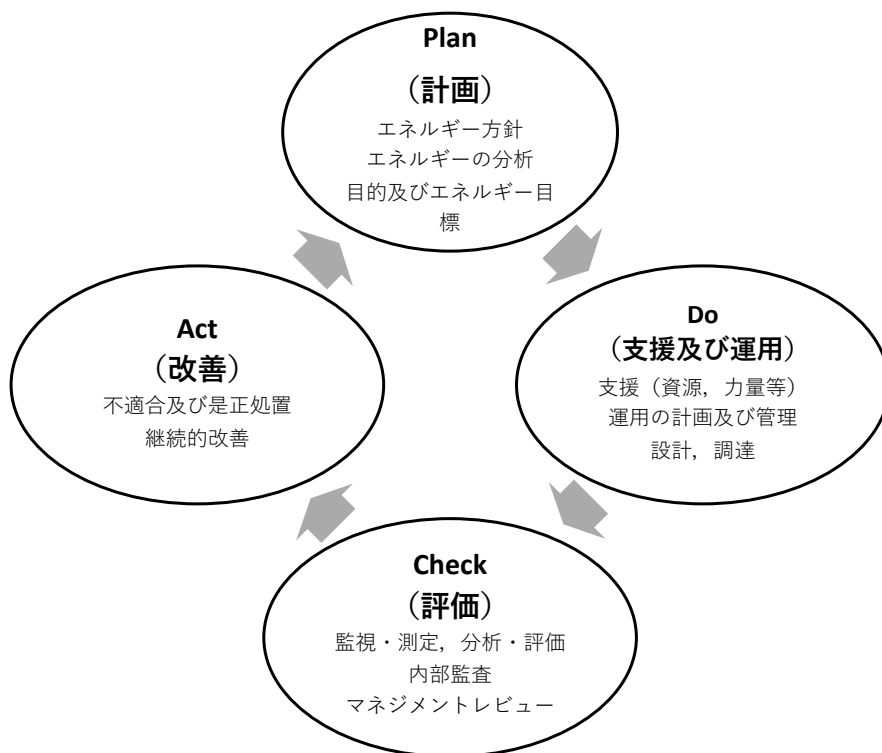


図 1.5: ISO 50001 における PDCA サイクル (参考文献 [7] を用いて著者作成)

エネルギーマネジメントシステムの PDCA サイクル [7]

- Plan** 組織の状況を理解し、エネルギー方針、エネルギーマネジメントチームを確立し、エネルギーの使用及び使用量の分析に基づき、エネルギーパフォーマンスの改善に向けた行動計画を立案する。
- Do** 必要な資源を準備し、力量の管理、コミュニケーション等を実施し、設計、調達活動を含めて行動計画に基づく運用を行う。
- Check** エネルギーパフォーマンス及び運用状況の監視・測定、分析・評価を行い、内部監査及びマネジメントレビューを実施する。
- Act** 不適合に対処し、エネルギーパフォーマンス及びエネルギーマネジメントシステムを改善するための処置をとる。

まず Plan では、現状把握と数値目標を決めることが大切である。数値目標は年間一次エネルギー使用量を昨年度比でどのくらい削減するかを採用することが多い。その後、目標を満たすように具体的な施策を計画していく。Do では、Plan で立案した計画に従って設備更新したり、設備運用する。Check では、実行した施策によって目標を満たせたか進捗管理を行う。Act では、計画どおりに削減が進んでいない場合その原因を突き止め、次の PDCA サイクルへ進む。必ずしも、計画通りにエネルギー使用量を削減できるとは限らないため PDCA サイクルを回して改善を続ける必要がある。このように、エネルギーマネジメントでは定量化することと継続的に進めることが肝要である。

1.1.2 業務用ビルがエネルギーマネジメント活動に取り組む動機

業務用ビルがエネルギーマネジメントに取り組む動機は、大きく分けると

- 法規制
- 省マネー
- 資産価値向上

の3つである。

第一に法規制へ対応するためである。国内においては、エネルギーの使用の合理化等に関する法律（省エネ法）によって事業者には中長期的にみて年1%以上のエネルギー消費効率改善義務が課せられている [8] [9]。特に、原油換算エネルギー使用量 1,500 kl/年以上を消費している事業者はエネルギーの使用状況を行政に定期報告する義務も課せられている。原油換算エネルギー使用量 1,500 kl/年に満たない事業者は定期報告の必要はないが、エネルギー消費効率改善の努力義務は適用される。

第二に事業者自身が省マネー効果を得るためである。エネルギーマネジメントは省マネーの効果がある。それは業務用ビルが契約している電気料金プランが関係している。一般的な電気料金は基本料金と従量料金の和になっており、基本料金は年間ピーク電力によって決定される仕組みである。そのため、エネルギーマネジメント活動の一環で業務用ビルのピーク電力を抑制できれば電気料金が削減できるのである。そのため、業務用ビルのエネルギーマネジメントでは、年間消費電力量に加えて年間ピーク電力も主要な管理指標になる。

第三にビルの資産価値向上のためである。例えば、エネルギー性能も含めたビルの環境性能認証である LEED を取得していると、賃料と空室率の観点で未取得のビルに比べて優位である。特に賃料については 2015 年以降で未取得のビルに比べて 11.1% 高いと報告されている [10]。LEED は米国発の認証であるが、日本を含め世界中で利用されている。認証制度を利用するかは任意であるが、エネルギー性能の良さがビルの資産価値に好影響を与えることは自動車や家電等の他の商品を考えれば容易に想像できる。

これらのように、業務用ビルがエネルギーマネジメントに取り組む理由は複数あるが、一番のモチベーションは省エネ法の規制を達成することである。

1.1.3 業務用ビルのエネルギーマネジメント活動

業務用ビルのエネルギーマネジメントは 1.1.2 節で触れたように、年間消費電力削減と年間ピーク電力削減へ大別される。そして、それらを実現するために様々な手段を組み合わせる。図 1.6 は業務用ビルのエネルギーマネジメントを具体的な手段へ分解したものである。

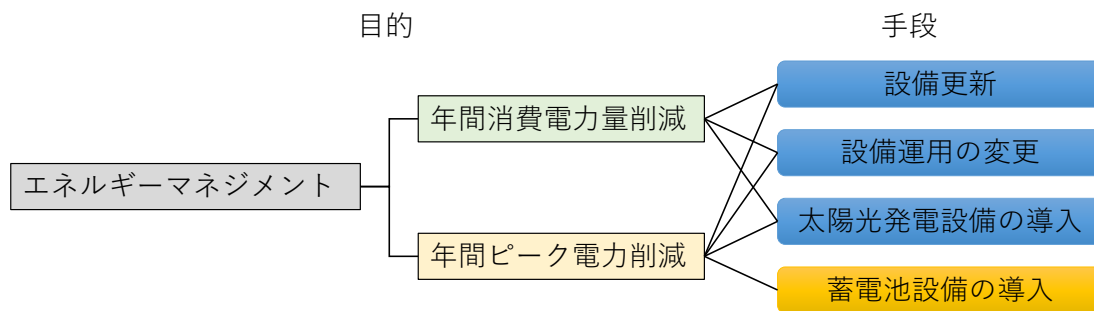


図 1.6: 業務用ビルのエネルギーマネジメントで行われる対策

表 1.1: ビル設備の法定耐用年数とトップランナー制度による省エネ効果 [11]

	法定耐用年数	トップランナー制度の省エネ効果
業務用エアコンディショナー	15 年	約 18.2% (2006 年度→ 2015 年度)
照明器具	15 年	約 3.8% (2012 年度→ 2020 年度)

(1) 設備更新

第一の手段は、設備更新である。設備更新は年間消費電力量削減と年間ピーク電力削減の両方へ寄与する。ビルで使われる設備はトップランナー制度によってエネルギー効率が着実に向上している。表 1.1 は主要なビル設備の法定耐用年数とトップランナー制度による省エネ効果である。業務用エアコンディショナーは 2006 年度から 2015 年度までの 9 年間で約 18.2% の省エネ効果が実現されている。照明器具は 2012 年度から 2020 年度までの 8 年間で約 3.8% の改善である。そのため必要な能力をより低い定格消費電力で実現できる。

図 1.7 は東京 23 区にあるオフィスの築年数と棟数の関係である。数は少ないものの、築 60 年のオフィスビルが利用されている。60 年を設備の法定耐用年数の 15 年で割ると 4 となり、ビル設備は 4 世代分入れ替わることになる。このように業務用ビルが新築されたときを第 1 世代とすると第 4 世代程度までは設備が更新され、その都度、確実に省エネが進んでいくのである。その代わり設備更新は頻繁にできないため、それ以外の手段の併用が大切である。

(2) 設備運用の変更

第二の手段は、設備運用の変更である。設備運用の変更は年間消費電力量削減と年間ピーク電力削減の両方へ寄与する。運用変更には運用ルールそのものの変更と、一時的に運用を変更する方法の 2 通りがある。まず、運用ルールそのものの変更は、無駄に動作している設備を停止する、空調の設定温度を緩和するなどの対策が考えられ、年間消費電力削減へ貢献する。

ごく短時間の運用変更というのは、年間ピーク電力削減のためである。年間ピーク電力

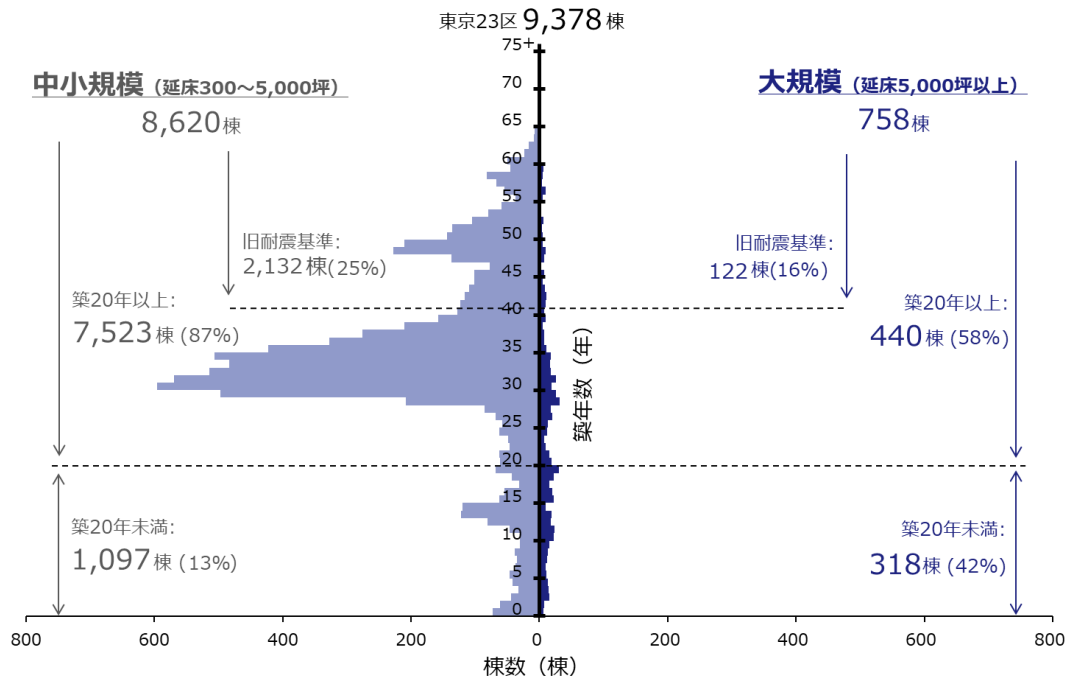


図 1.7: 東京 23 区オフィスビルピラミッド 2022 (棟数ベース) [12]

の発生が予見されるときに一時的に空調の設定温度を緩和する、換気ファンを停止するなどの運用変更が行われる。

(3) 太陽光発電設備の導入

第三の手段は、太陽光発電設備の導入である。太陽光発電設備の導入は年間消費電力量削減と年間ピーク電力削減の両方へ寄与する。業務用ビルに太陽光発電設備を導入して発電電力を自家消費すると、省エネ法の規制範囲である系統電力の購入を抑えることができる。夏期のピーク電力抑制効果が大きい。一方で、冬期は発電量が低いこと、降雪時はほとんど発電が見込めないことに注意が必要である。そして、業務用ビルでは太陽光発電設備の設置場所が限られることも課題である。

(4) 蓄電池設備の導入

第四の手段は、蓄電池設備の導入である。蓄電池設備の導入は年間ピーク電力削減のみへ寄与する。太陽光発電設備の余剰発電電力や夜間電力を蓄電しておき、電力会社から購入する電力がピークになると予見されるときに、放電することで年間ピーク電力削減が可能である。現時点では蓄電池設備の導入コストと年間ピーク電力削減による省マネー効果が釣り合っていないことと、充放電ロスによって年間消費電力量削減効果が得られないため、採用されることは少ない。

1.1.4 業務用ビルでエネルギーマネジメント活動が進まない理由

業務用ビルでエネルギーマネジメント活動が進まない理由は、

- 専門人材の不足
- 計画立案・意思決定に必要な情報を得るために投資が必要

という点が挙げられる。1.1.3節で述べた対策を実行するには相応の投資が必要なため、削減効果の見積もりが不可欠である。その見積もりには、専門人材による助言や詳細なデータによる裏付けが必要であるが、足りていないのが実情である。

(1) 専門人材の不足

エネルギーマネジメント自体に専門的な知識が必要であるが、業務用ビルにエネルギーマネジメントを専門とする人材を設置することは少ない。一般的には故障対応やメンテナンスといった設備管理業務の一貫として行われている。そして、中小規模ビルになると常駐の設備管理者を設置せず、アウトソーシングに頼っていることも多い。そのため、エネルギーマネジメントは後手にまわる。

図 1.8 は全国ビルメンテナンス協会が発表しているビルメンテナンス業務の主要な悩みごとである。これを見ると、ビルメンテナンス業界は人材採用・人材育成に課題を抱えていることがわかる。そのためエネルギーマネジメントへ十分な人的投資が進んでいないと考えられる。

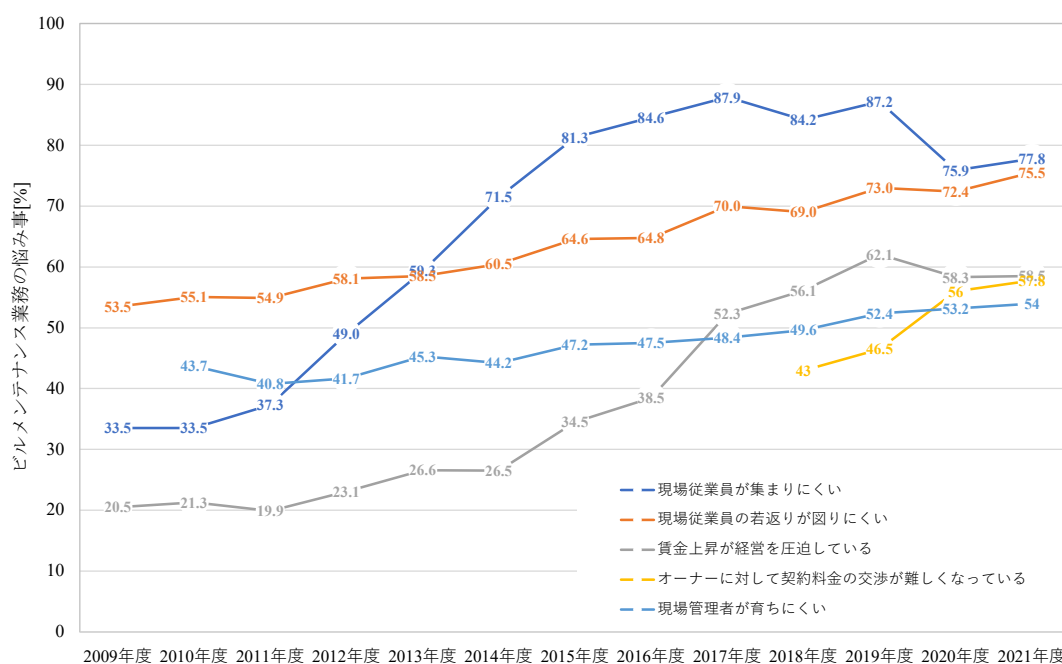


図 1.8: ビルメンテナンス業務の悩みごと推移（複数選択，上位 5 項目） [13]

(2) 計画立案・意思決定に必要な情報を得るために投資が必要

業務用ビルのエネルギー管理者は、設備表やエネルギーの計測データをもとに、更新する設備の選定や運用を見直す設備の抽出を実施している。ここで活躍するのがビル管理システム（BAS：Building Automation System）やビルエネルギー管理システム（BEMS：Building Energy Management System）から得られる情報である。これらのシステムは計測データの見える化が可能であり、エネルギー管理者はこのデータを見ながらピーク時に自動停止する設備の選定やムダなスケジュール運転を調査し運用の見直しを行っている [14] [15]。

ビル管理システムは主に設備稼働状態や異常信号が表示するものである。電力メーターの値も取り込むことができるが、基本的には値の表示、蓄積、ファイル出力にとどまる。そのため専門技術者による使いこなしが必要になる。ビル管理システムはほとんどのビルで導入されている [16]。

ビルエネルギー管理システムはビル管理システムの機能に加えて、詳細なエネルギー計測やエネルギーマネジメントを支援する分析が行えるようになっており、専門技術者でなくても扱えるように配慮されている。図 1.9 は事務所ビル、物販・飲食・サービス施設、医療・福祉・宿泊施設、大学の 4 業種におけるビルエネルギー管理システムの普及率である。まだ 20% 以下の普及率ということで導入されていないビルのほうが多い。

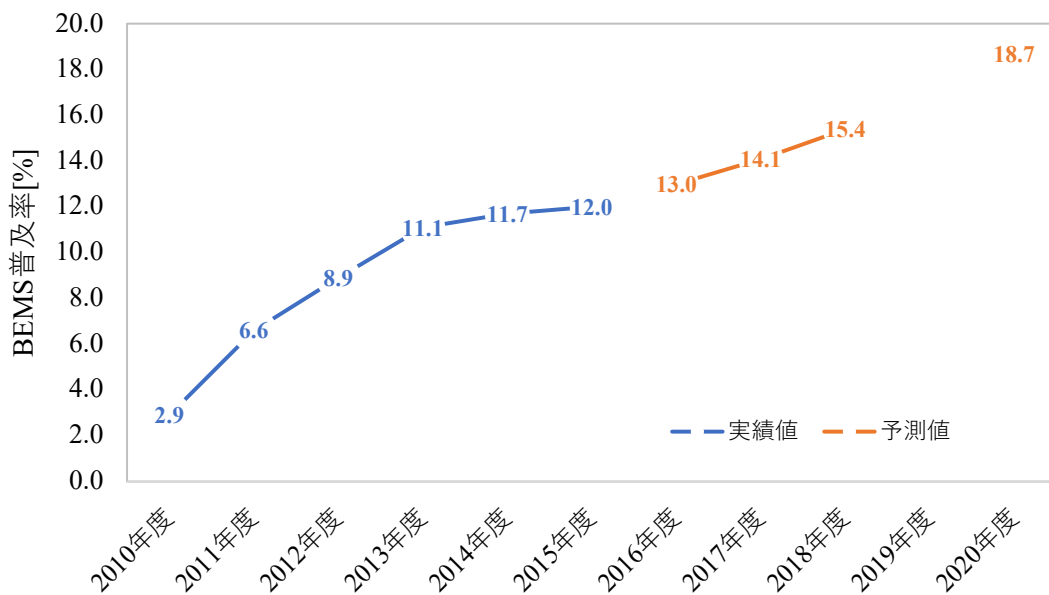


図 1.9: 事務所ビル、物販・飲食・サービス施設、医療・福祉・宿泊施設、大学における BEMS 普及率 [16]

ビル管理システムであれば一般的に普及しているものの、どのくらいの細かさで計測点が設けられているかはビルによって異なる。図 1.10 は業務用ビルのエネルギー計測の理想と現実を表したものである。理想的には、設備単位にメーターが設置されており、どの設

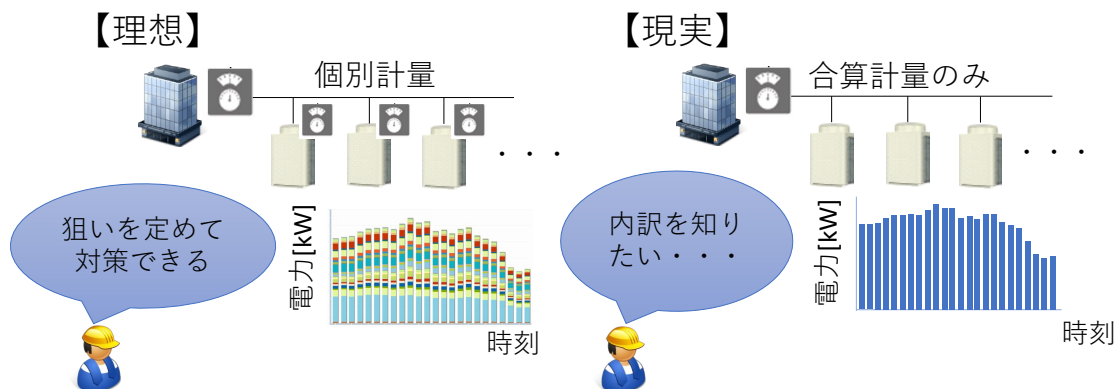


図 1.10: ビルの電力計測における理想と現実

備が一番エネルギーを消費しているのかがひと目でわかることが望ましい。なぜなら、設備ごとの消費電力が計測されているとピーク削減に有効な設備と、運用見直しで省エネ効果が見込まれる設備を効率的に抽出でき、さらにその効果を推算できるからである。しかし現実には、フロア全体を合算して計測していたり、空調機全体を合算にして計測する、ビルの受電点のみしか計測していないということもある。したがって設備単位の消費電力が把握できることのほうが稀である。

なぜ設備ごとに電力を計測していないかという点、機器コストと工事コストの問題で設備単位の計測は見送られるためである。ビル管理システムの一番の目的は、設備が正常稼働しているか確認し異常が発生した際、即座に気づき対応するためである。そのため設備の運転・停止状態信号の監視、異常時に設備から発報される信号を受信できることが必須になっている。そのため、おのずとエネルギーマネジメント目的のメーターは設置の優先度が下がってしまうのである。

設備ごとにメーターが設置されていない場合、設備の定格消費電力と一般化された運転時間を掛け合わせ簡易的に設備ごとの消費電力を求め、対策前後の効果を推定する方法がある。この一般化された運転時間は管理者の経験値を利用するか標準室使用条件 [17] などを利用できる。確かにこの方法では大まかに設備の消費電力を推定できるものの、大きく分けて2つの問題点がある。

1つ目は、既存ビルの紙図面の読み取りや現地調査に大変な労力がかかるという問題点である。ごく最近のビルでは高度に電子化された Building Information Modeling (BIM) と呼ばれる図面が使われはじめており、設備の定格電力情報などは BIM から取得が可能である。一方で、市場にあるほとんどの既設ビルではいまだに紙の図面が使われており、図面と実態が乖離していることも多い。次のような事象が発生したときは紙図面の更新を行わない可能性が高い。

- 当初会議室であった部屋を執務室に変更したり、新たな間仕切りを設けて部屋を増

やすなどのように、設計時点で想定した利用方法と現状が異なる。

- OA 機器の更新、追加など、電気設備が変化する。
- 従業員数の増減がある。
- 外出の多い営業部門から外出の少ない会計部門が使用することになる、といったように部署が変わることで部屋の使われ方が変わる。

そのため、現地で使われ方を確認したり、設備の定格消費電力を読み取るといった作業が必要になる。

もう1つの理由は、精度が悪いという問題である。ビル設備の多くは定格に満たない領域で部分負荷運転していることが多く、定格消費電力を用いて推定した場合、実績値に比べて過大に推定される可能性が高い。特に空調設備は部分負荷運転が多い一方、ビルの消費電力に占める割合は多く、省エネ対策の優先度は高いため。そのため空調設備の消費電力を精度よく推定することが求められている。

このような課題があるため、精緻な効果予測を経ずに現場の経験則や試行錯誤によってエネルギーマネジメントが行われているのが実情である。

1.1.5 レジリエンスへの関心の高まり

我が国では災害の激甚化が進んでおり [18]、企業の事業継続計画 (Business Continuity Plan : BCP) の重要性が増している。事業継続計画を立案するには、まず中核となる事業を抽出する。そして、その事業を継続するもしくは早期復旧するために、どのような方法がとれるかあらかじめ計画しておく。

事業の種類により事情は様々であろうが、事業継続に電力供給は欠かせない。従来、保安用の非常用自家発電設備をビルに設置して防災設備以外の OA 機器等に電力を供給できたが、広く普及しているとは言い難い。非常用自家発電設備は常用ができないので平常時のメリットがなく BCP のためだけに導入するには高価すぎるためである。ここでの保安とは事業継続用途として捉えてよい。図 1.11 は関連法令による自家発電設備の保安規制の概要である。防災用の非常電源と保安用の非常電源は異なるということに注意が必要である。表 1.2 は非常電源の供給時間である。保安用の非常電源設備は施設ごとの事情や事業継続計画に応じて選択、設計される。

従来であれば、保安用の自家発電設備を備えていたのは、病院やデータセンターといった特殊な建物が主であった。そんな状況に変化の兆しがある。カーボンニュートラル社会に向けて ZEB (net Zero Energy Building) の普及が進められている。ZEB とは、徹底的な省エネルギーと太陽光発電などによる創エネルギーにより、年間で消費する一次エネルギー消費量がゼロ、あるいはおおむねゼロとなる建築物のことである。ZEB には太陽光発電が設置されている場合が多いため、そこに蓄電池を追加設置してレジリエンス性を持たせるレジリエンス強化型 ZEB にも期待が高まっている [21] [22]。レジリエンス強化型 ZEB の太陽

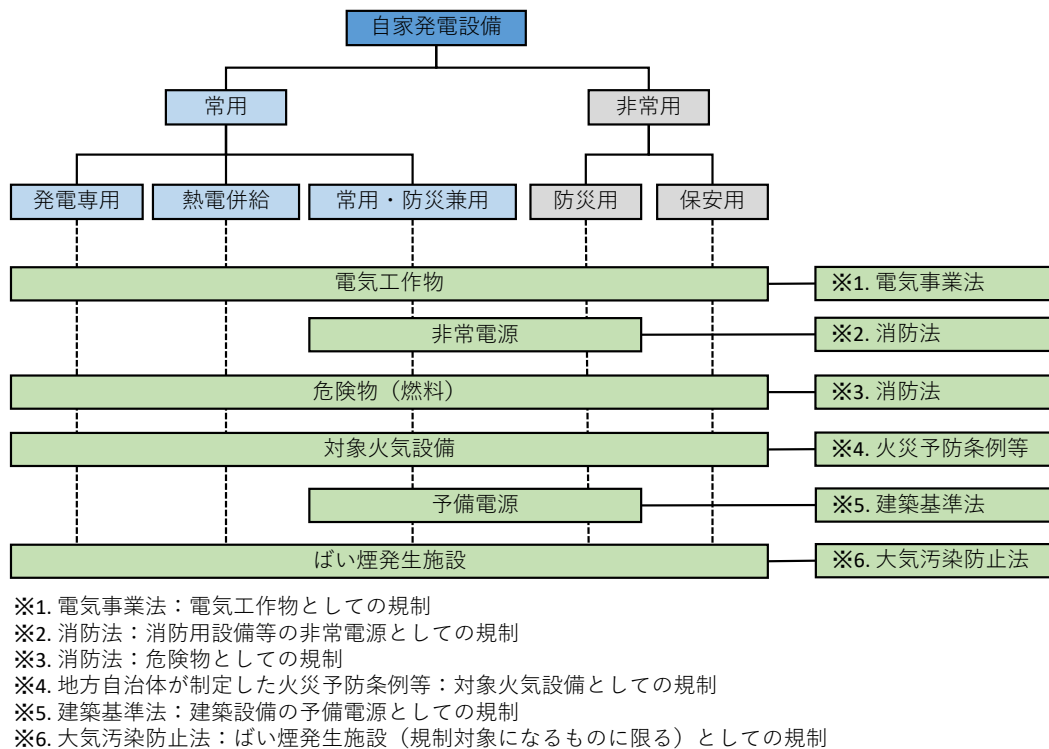


図 1.11: 関連法令による自家発電設備の保安規制の概要 [19]

光発電設備と蓄電池設備は平常時にも年間ピーク削減効果のメリットを享受できつつ災害時の備えにもなる。

ビルに創蓄設備を導入してレジリエンス性を持たせようとした場合、創蓄設備の導入コストと平常時と非日常時の運用コストの合計が最小になるような設備容量を選定しなければならない。創蓄設備を平常時のみに利用する場合であれば、最適設備容量はビルの平常時需要をもとに数理最適化手法を用いて決定できる [23–25]。一方で、創蓄設備を非日常時にも利用する場合は、平常時に加えて非日常時の需要も想定して必要な容量を最適化する必要がある。

非日常時電力需要を推計するには、非日常時に稼働させるビル内の重要負荷を調べ上げる方法が一般的である。しかし、この重要負荷リストの作成及びそれに基づく推計は、ビル内の業務を分析できる入居企業とエネルギー設備に明るい専門家による判断が求められるため、手間がかかる。

そこで、現地調査などの手間をかけずにビルが持つ平常時の需要データや機器稼働データから、簡易的に非日常時電力需要を推計する方法が求められている。ビルの需要データを用いて平常時の特に平日のビル全体の電力需要を予測する研究は盛んに行われているが、非日常時のように設備の使われ方が変化したり在室人数が極端に変化するような場合、既存の電力需要予測方式では誤差が大きいという課題がある。

表 1.2: 非常電源の供給時間 [20]

負荷の種別	適用規定・基準	主な負荷	対応非常電源	非常電源の供給時間	備考
防災負荷	建築基準法	非常用照明	自家発電設備 蓄電池設備	30分以上	設置箇所により自家発電、蓄電池の使用制限がある
		排煙設備	自家発電設備	30分以上	
		非常用エレベータ	自家発電設備	60分以上	
		防火戸・防火シャッターなど	蓄電池設備	30分以上	
	消防法	スプリンクラー・屋内消火栓	自家発電設備 蓄電池設備	30分以上	特定防火対象物以外で延べ床面積が 1,000m ² 以下は非常電源受電設備でも可
		自動火災報知設備	蓄電池設備	20分以上	特定防火対象物以外で延べ床面積が 1,000m ² 以下は非常電源受電設備でも可
		誘導灯	蓄電池設備	20分以上	延べ床面積 5 万 m ² 以上は 60 分以上（自家発電設備での供給も可）
		連結送水管	自家発電設備 蓄電池設備	120 分以上	特定防火対象物以外で延べ床面積が 1,000m ² 以下は非常電源受電設備でも可
保安負荷	個別に設定	保安照明	自家発電設備	施設ごとに決定	停電時にも業務を遂行するために必要な照度を確保する
		保安コンセント・動力負荷	自家発電設備		停電時にも業務を遂行するために必要な負荷への電源確保
		無停電電源を必要とする常用負荷	自家発電設備 および無停電電源設備		瞬時の停電も許されない負荷への電源供給

なぜなら平常時の電力需要は外気温変化を説明変数として記述する場合が多く、ビルの使われ方は変わらないという仮定を置いているためである。さらに、オフィスビルの非日常時電力需要推計では、PCやモニターなどのOA機器の消費電力や携帯電話の充電なども考慮する必要がある。PCやモニターは必ずしも定格消費電力で動作していないため機器仕様に台数を乗じる推計では誤差が大きい。しかし、コンセントの消費電力はほとんど計測されていないため代表値を計測するなどの作業が必要になる。

最近ではテレワークの活用が浸透してきており、オフィスのBCP対策として非日常時にリモートワークへ移行することが考えられる。テレワークによる電力削減効果を一般化して推計した研究[26]もあるが、ビルごとの事情を勘案するには人員ひとりが消費している

電力を把握する必要がある。

このように、レジリエンスへ関心は高まっているものの、非日常時電力需要を推計して設備設計に反映する方法は確立していない。

1.2 目的

背景で述べたように、業務用ビルのエネルギー管理は必要とされているものの、追加のメータを設置してまで精緻に行われることはほとんどない。そのため、エネルギー管理者の経験や試行錯誤によって成り立っているのが現状である。そして、近年では平常時だけでなく災害時などを想定したエネルギー管理も要求されているがあまり状況に進展はない。

このような状況を打破してカーボンニュートラル社会の実現、レジリエンス強化へ繋げていくには、業務用ビルへ追加のメーターを設置せずに電力需要構造を分解または推計できる技術が必要になる。ここで分解とは合計されているメータ値から設備単位の消費電力を求めることを指している。また、推計とはその業務用ビルで非日常時にどの設備がどのくらい電力を使うのかシミュレーションができることを指している。どちらも平常時のエネルギー管理とBCP対策のエネルギー管理に活用可能である。

したがって、本論文の目的は、業務用ビルへ低コストかつ容易に適用可能な電力需要構造分解方式を開発し、エネルギー管理業務に従事しているエネルギー管理者やサービス事業者の省力化へ貢献することである。図 1.12 は本研究が取り組む技術について示したものである。本論文ではビル管理システムで蓄積している設備の稼働ログに注目する。ビル管理システムでは主要な設備の稼働状態を収集し蓄積しているがあまり活用されていない。しかし、設備稼働と消費電力には間違いなく相関があるため稼働ログには有益な情報が含まれている。そこでこの稼働ログを用いて業務用ビルの受電電力など複数の設備が合算されたメータ値を分解する技術を開発する。

本研究では新たな需要構造分解方式を提案し、実際のオフィスビルの実測データを利用して実験することで提案方式の有用性を示す。本論文で提案する方式は、低コストでスマートビルを実現するのに役立つものである。

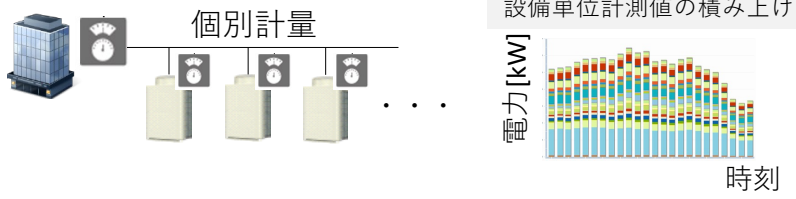
1.3 本論文の構成

本論文は7章で構成されている。第1章では研究背景と目的、研究の方法、本論文の構成について述べた。第2章では本論文で扱う問題を説明し先行研究との差異を述べる。

本論文では第3章から第6章までが4つの研究から構成されている。図 1.13 は本論文で説明する4つの研究を3軸に分解して表現したものである。軸は、

- (1) 運用の複雑さを考慮しているか

【理想的な状況】



【現実的な状況】

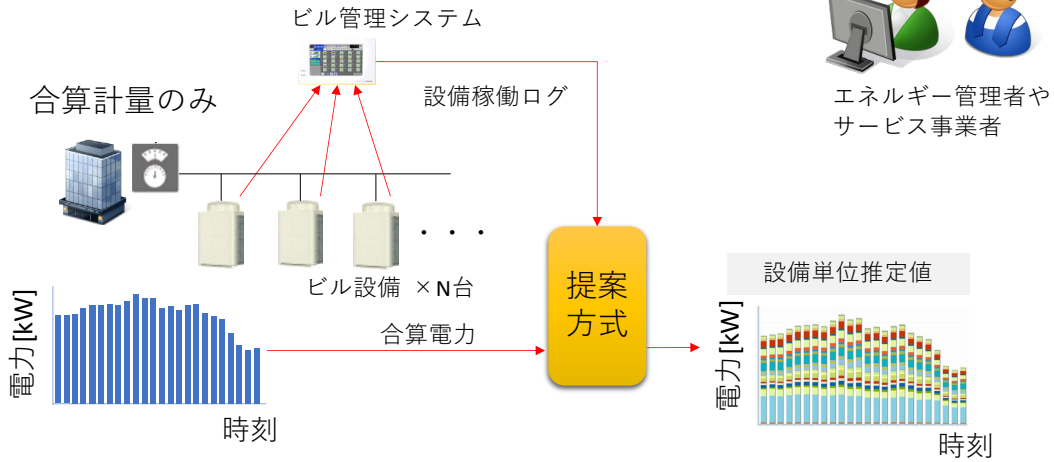


図 1.12: 本論文で提案する方式の位置づけ

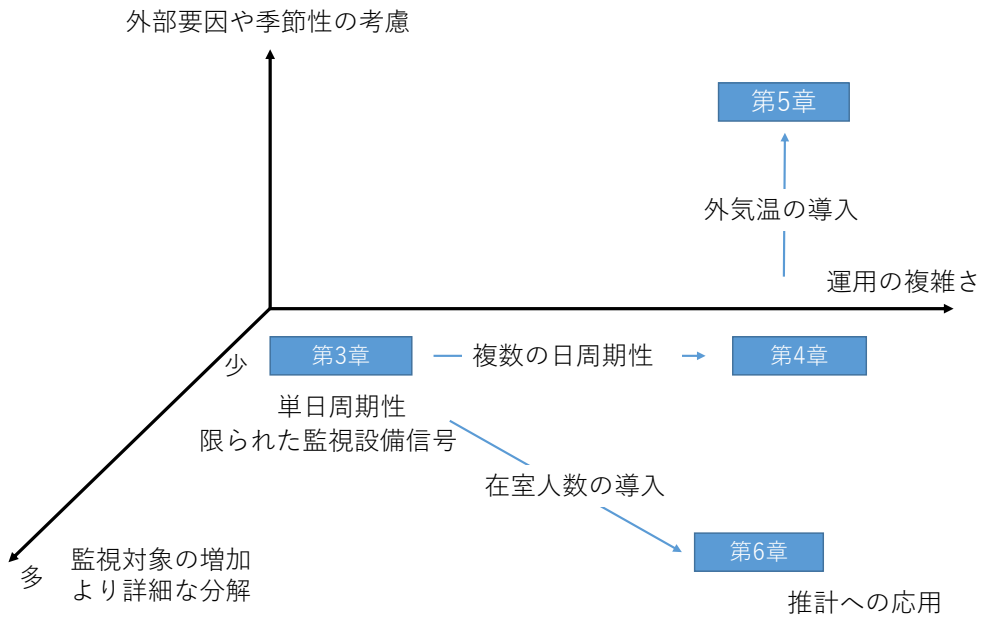


図 1.13: 本論文の章の関係

- (2) 監視情報が潤沢か、分解の粒度はどのくらいか
- (3) 外部要因や季節性の考慮がされているか

である。第3章は原点に位置する。ビルの非監視設備が単日周期性を持つと仮定する内訳推計技術について述べる。第4章では第3章の内容を拡張し、ビルの非監視設備が複数の日周期性を持っている場合にそれをパターン認識によって判別し、カレンダー情報を用いずに内訳推計する技術について述べる。第5章ではビルの非監視設備が季節性トレンドを持つ場合に対応するため、監視設備情報に加えて外気温ベクトルを導入してより高精度に内訳推計する技術について述べる。第6章では、内訳推計の過程で獲得した設備デマンド寄与度を用いて計測期間外の電力需要を積み上げ推計に利用できることについて述べる。平常時だけでなくビルの在室人数が変化する非日常時を予測することを考慮し、在室人数ベクトルの導入方法についても述べる。

第7章では、提案方式について俯瞰し、結論を述べる。そして、今後の展望について述べる。

第2章

問題設定

本章では、本論文で扱う問題を説明し先行研究との差異を述べる。本論文ではビル管理システムの稼働ログに注目する。ビル管理システムでは主要な設備の稼働状態を収集し蓄積しているがあまり活用されていない。しかし、設備稼働と消費電力には間違いなく相関があるため設備の稼働ログには有益な情報が含まれている。そこでこの稼働ログを用いて業務用ビルの受電電力など複数の設備が合算されたメータ値を分解する技術を開発する。

2.1節では、本論文で扱う業務用ビルの消費エネルギーについて概要を説明する。2.2節では、ビルエネルギーや設備運用状態に関係するデータについて説明する。2.3節では、ディスアグリゲーションと非侵襲型需要モニタリング (Non-Intrusive Load Monitoring : NILM) 技術について説明する。2.4節では、電力需要のパターンを分析する技術について説明する。2.5節では、運用が非日常時であるときの電力需要を予測する研究にはどのようなものがあるのか説明する。2.6節では、先行研究と本論文の差異と本論文の位置づけを述べる。

2.1 ビルエネルギーの特徴

ここでは本論文で扱う業務用ビルの消費エネルギーについて概要を説明する。図 2.1 はオフィスビルの部門別エネルギー消費割合である。これは 35,000 m² 程度の大規模オフィスビルの消費エネルギーをどの部門が消費したか内訳を示した一例である。この規模のオフィスビルになると飲食店舗や物販店舗などの商業施設が併設されていることが多いが、消費エネルギーはそれほど多くなく、オフィス専有部が6割を占めている。オフィス専有部の消費エネルギーの内訳をみると、空調が28%、照明が40%、コンセントが32%となっている。10,000 m² 程度の中規模オフィスビルの場合、駐車場や商業施設は併設されないことが多いため、オフィス専有部の割合はより高くなる。

次に、オフィスビルでは具体的にどのような設備がエネルギーを消費しているのか説明する。表 2.1 はオフィスビルのエネルギー消費構造である。熱源とは、ビルの屋上や地上に設置されている機器で水や冷媒を温めたり冷やしたりする設備である。熱搬送とは、ビルの内部で熱源と部屋との間で熱を運ぶのに必要な設備である。空調は熱源と熱搬送が合わさったものと捉えればよい。

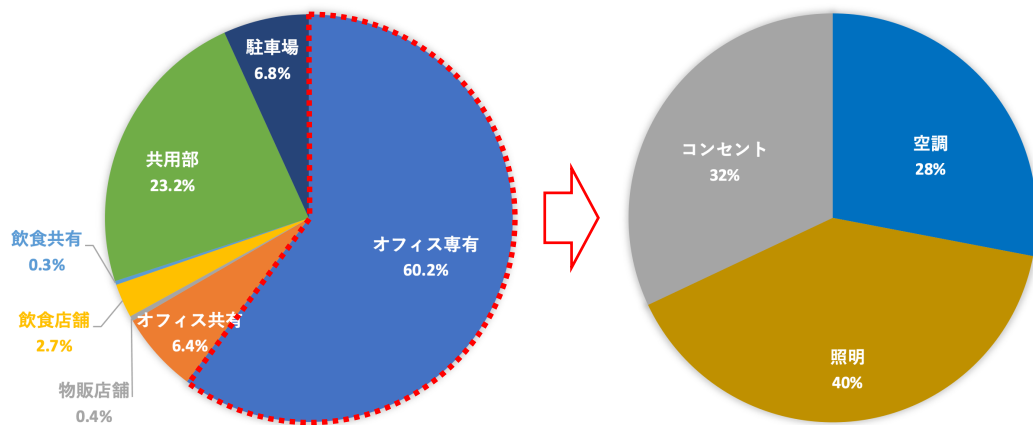


図 2.1: オフィスビルの部門別エネルギー消費割合 [27]

表 2.1: オフィスビルのエネルギー消費構造 [27]

エネルギー消費先区分		主なエネルギー消費機器
項目	細目	
熱源	熱源本体	冷凍機, 冷温水機, ボイラ, 他
	補機動力	冷却水ポンプ, 冷却塔, 冷温水 1 次ポンプ, 他
熱搬送	水搬送	冷温水 2 次ポンプ
	空気搬送	空調機, ファンコイルユニット, 他
給湯	熱源本体	ボイラ, 循環ポンプ, 電気温水器, 他
照明・コンセント	照明	照明器具
	コンセント	事務機器, 他
動力	換気	駐車場ファン, 他
	給排水	揚水ポンプ, 他
	昇降機	エレベータ, エスカレータ, 他
その他	その他	トランス損失, 店舗動力, 他

もう少し抽象化した分類も存在する。新築ビルのエネルギー性能を評価する、建築物のエネルギー消費性能の向上に関する法律（以下、建築物省エネ法）では、省エネ性能の評価対象となる主要なビル設備を以下の5種類と定めている。

- 空調設備
- 換気設備
- 照明設備
- 給湯設備
- 昇降機

なお、建築物省エネ法は新築ビルにフォーカスしているため、運用時にビルへ持ち込まれる家電やOA機器等のその他の消費機器は算定対象になっていない。一方で、図2.1に示したようにオフィス専有部のコンセント電力はビルにおいて大きな割合を占めているため、ビルの運用段階にフォーカスしたエネルギーマネジメントでは無視できない。

エネルギー管理者はこれらのたくさんの設備の中から対策する優先順位を決めて設備更新や運用の変更を実施する必要がある。1.1.4節で触れたように、設備ごとにメーターが設置されており、ビル管理装置やビルエネルギー管理装置へその計量データが取り込まれているとエネルギーマネジメント活動は進めやすい。しかし、そのような潤沢なビルはほとんど存在しない。したがって、一般的なビルでは図2.1のようなグラフを描くことすらままならない。

2.2 ビルのエネルギー消費や設備運用と関係する情報

エネルギーマネジメントに必要なビル設備が消費している電力を直接計測することはコストの関係で難しい。そこでエネルギー管理者は、ビル設備の消費電力と相関のあるデータを用いて分析している。表2.2はオフィスビルのエネルギー消費と関係するデータの例である。

2.3 ディスアグリゲーションとNILM

建物にある複数の設備の消費電力合計値からその内訳を分解する技術はディスアグリゲーションや用途分解などと呼ばれている。これまで、ディスアグリゲーションを実現するさまざまなアプローチが提案されてきた。図2.2は、ディスアグリゲーションの分類である。ディスアグリゲーションは大きく分けると非侵襲型負荷モニタリング（Non-Intrusive Load Monitoring：NILM）か侵襲型の方式に大別される。

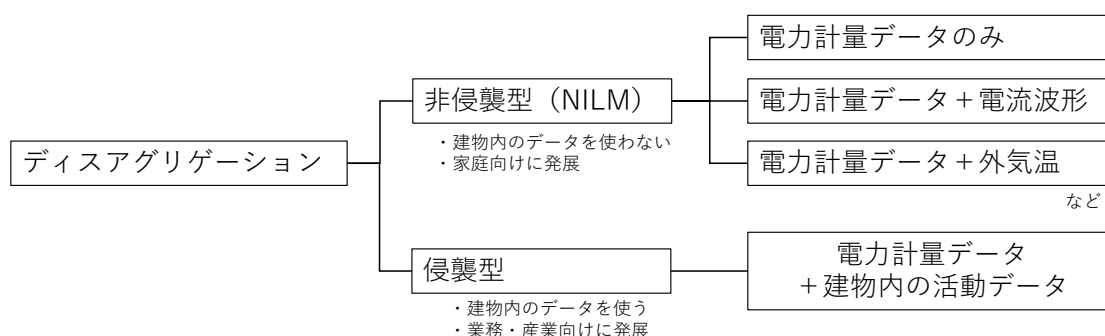


図 2.2: ディスアグリゲーションの種類

NILM は非侵襲的すなわち建物内の活動情報を利用せずに分解することを特徴とするディスアグリゲーション方式の一種である。NILM は建物の内部へセンサを追加したり、

表 2.2: オフィスビルのエネルギー消費と関係するデータ

種別	項目	取得方法	状態変化 または更 新の時間	エネルギー消 費との関係	入手容易性	周期性
外部	天候	気象庁	数分～数 時間	空調電力と関 係する	容易	周期性はない
	外気温	気象庁・ビ ル管理シ ステム	数分	空調電力と関 係する	容易	年単位の周期 性, 日単位の 周期性
内部	設備稼働 データ	ビル管理 システム	1分	空調電力・照 明電力	容易	日単位の周期 性
	就業カレ ンダー	事業者	基本的に1 年に1回 更新され る	平日と休日 消費パター ンが大きく変 わる	自社ビルであ れば容易。テナ ントビルの場合, テナントごとに 事情が異なる可 能性あり。	週単位の周期 性
	在室人数	入退管理 システム	1分	主にコンセン ト電力	自社ビルであ れば比較的容易。 ただし人事総務 部門との調整が 必要。	日単位の周期 性
	業務スケ ジュール	グループ ウェア・情 報システ ム	数十分単 位	会議室の空調 電力など	設備管理と情報 システムは管轄 が異なるため, シ ステム連携が難 しい。	周期性はない

内部の活動状況や設備稼働情報を取得できない住宅分野向けに主に研究されている。そしてNILMは電流波形を用いるものと電力量計量値を用いるものに大別できる。

受電点における電流波形を用いるものでは、フーリエ変換を適用したもの[28]や、ウェーブレット変換を適用したもの[29][30]があり、それぞれ合計された電力から機器個別の消費電力へ分解できることが示されている。この技術は住宅や小規模店舗などで実証例があるが、同一設備が複数あるビルへの適用は難しさがある。また、電流波形を取得するには計量メータ以外に電流センサが追加が必要となることが課題である。

30分ごとの電力量計量値を用いるものでは、空調消費電力と相関のある空調開始外気温と外気温の差を説明変数に導入した重回帰するもの[31]や、Sparse Codingを用いるもの[32][33][34]などがある。Liuらは時空間パターンネットワークを用いたNILMモデルを提案した。この研究では個別計量が行われている住宅でモデルを学習しておき、そのモデ

ルを個別計量が行われていない住宅に適用することで正確にディスアグリゲーションできることが示されている [35]。Miyasawa らは、家庭に設置されたスマートメーターから得られるデータを用いてNILMを行い、その結果の正しさをユーザーに確認するフィードバック機構が備えてられており、継続的に精度を向上させることができる [36]。Breschi らは、ジャンプ線形モデル、動的計画法、マルチモデルカルマンフィルタを用いて機器の消費電力をモデル化し、総消費電力から個々の消費電力を繰り返し求めている [37]。Liu らは、ダイナミックタイムワーピング (DTW) を高度にサンプリングされた電力波形に適用し、電気製品の動作状態を特定できることを実証した [38]。Shi らは、時空間加重 k-nearest neighbor アルゴリズムがスマートメーターレベルの負荷データに適用され、デバイスレベルの電力消費を推定できることを説明した [39]。Bonfigli らは、加法的要因隠れマルコフモデルを用いたNILMを提案した。彼らは無効電力と有効電力の両方を入力することで分解性能が向上することを報告した [40]。

NILM は住宅以外にも適用されている。ビル向けのNILMでは空調機の電力に着目することが多い。Wytock らは、外気温を用いて空調機の運転状況などの特徴を定義し、線形回帰法を適用して建物のエネルギーを用途レベルで分解している [41]。Komatsu らは、自己組織化マップと外気温データを用いて、建物の時間ごとの需要データから空調電力を抽出する方式を提案した [42]。

NILM は受電点から異なる用途の機器や設備へ分解が可能だが、ビルのように同じ種類の機器が複数設置されている場合にそれらを識別することは原理上困難である。例えば、同じ建物内に空調機が複数台ある場合、個々の空調機単位へ電力を分解できない。確かに受電点電力しか計測されていないときに用途別のエネルギー使用量はエネルギーマネジメントに有用ではあるが、業務用ビルのエネルギーマネジメントには情報が不足している。業務用ビルには多数の空調機が設置されているため、その対策優先順位付けをするために設備単位の消費電力を知りたいという要望がある。

そこで、NILMではない、建物内の活動データを利用するディスアグリゲーションが研究されている。商業施設やオフィスビルの場合、エネルギー管理者は建物内部の情報へ容易にアクセスできるため、NILM 技術である必要は必ずしもないのである。Zhang らは、スマートサーモスタットの ON/OFF 情報と外気温を用いてエアコンごとの消費電力モデルを作成し、ビル内の全エアコンの総消費電力をデバイスレベルで分解することを実現した [43]。Gunay らはビル管理システムから得られるデータを回帰モデルへ適用して、建物の総消費電力が照明・コンセント負荷、熱輸送、冷凍機の要素に分解できることを実証した [44]。機器消費電力と相関のある設備信号を用いて回帰モデルを構築することで複数のチラーとヒートポンプの合計消費電力を個別の設備消費電力へ分解できることが示されている [45]。Iyer らは、設備モデルを用いてスーパーマーケットの電力負荷を天候に依存する負荷と依存しない負荷に分解した [46]。また工場の生産設備向けの技術もある。機器消費電力と相関のある生産設備信号を用いて回帰モデルを構築することで生産設備ごとの消費

電力へ分解できることが示されている [47] [48]。設備の稼働信号が取得できる場合は線形回帰モデルがよく用いられている。

2.4 運用パターン分析と認識

業務用ビルのエネルギーマネジメントにおいて運用パターンを認識することは大切である。運用パターンによって運転する設備が異なるためである。そして、テナントが入居するオフィスなどは、運用パターンが単純な平日と休日の2つだけでなく、独自の休日を持っていることも多い。そのため、カレンダー情報を入手して分離するのではなく、運用パターンの違いをデータから判別できることが望ましい。

センサデータから稼働カレンダーを取得する方法として、受電点電力データをクラスタリングしてオフィスビルの稼働状況を取得する方法が提案されている。しかし、この方法では、稼働日と非稼働日を二分するだけで、稼働率の増減や稼働が異常となる特別な日は考慮されていなかった [49] [50]。Liらは、建物の需要データを時間領域と周波数領域の両方で分析することで、負荷プロファイルのダイナミクスを表現するのに有効であることを示した [51]。別の研究では、生産設備の状態を決定する目的で需要プロファイルにk-meansアルゴリズムを適用している [52]。この研究は生産開始時間の特定のために行われており、ディスアグリゲーションのためではない。SamadiとFattahiは、各クラスタを分解するアプローチを変えることでNILMの精度を高めることができると報告し、彼らは日負荷プロファイルにk-meansを適用することで実現した [53]。Rafsanjaniらは、建物居住者のエネルギー消費行動の周期的パターンを用いて、建物エネルギーを居住者個人レベルに分解する方式を提案した [54]。

2.5 非日常時予測

企業が事業継続計画を立案する過程で、非日常時にどのくらいの電力が業務に必要なのか知ることがとても重要である。その大きさによって非常用発電機設備の導入を検討したり、太陽光発電設備や蓄電池設備の導入容量に影響を及ぼすからである。

そのような非日常時の電力需要予測をテーマにした先行研究はまだまだ少ないが、重要な研究分野であることは間違い無い。非日常時として災害を扱った研究がいくつかある。飯田らは、被災度を考慮して地震後の地域別電力需要を予測する研究を行っている [55]。近藤らは、災害時のマイクログリッド運用について言及している [56]。Uemichiらは多目的最適化を用いて災害時を考慮した分散型電源の導入量を最適化している [57]。Nagaoらは災害リスクを考慮したコジェネレーションの導入スキームについて論じている [58]。目黒らは、停電回避を目的とする設備投資計画のために、需要家ごとの電力需要特性に分解して都市の需要構造を明らかにしている [59]。

災害ではないが、特異事象に対する電力需要予測の研究もある。飯野らは、外気温が特異だと判断されるときにパラメータを切り替えて精度を高める方式を提案している [60]。この研究では外気温に関してのみ考慮しており、建物内の人数が通常と異なる場合やそれに伴う設備の負荷率変化や稼働台数の変化までは考慮していない。

このように非日常時を扱った先行研究はあるものの地域を扱った研究や最適化方式について論じた研究が主流であり、特定のビルに対して事業継続を考慮した非日常時電力需要の推計には課題が残されている。

2.6 本研究の位置付け

図 2.3 はディスアグリゲーション技術において本論文が対象とする領域を示したものである。業務用ビルのエネルギーマネジメントに活用できる需要構造の分解方式を目的とする。

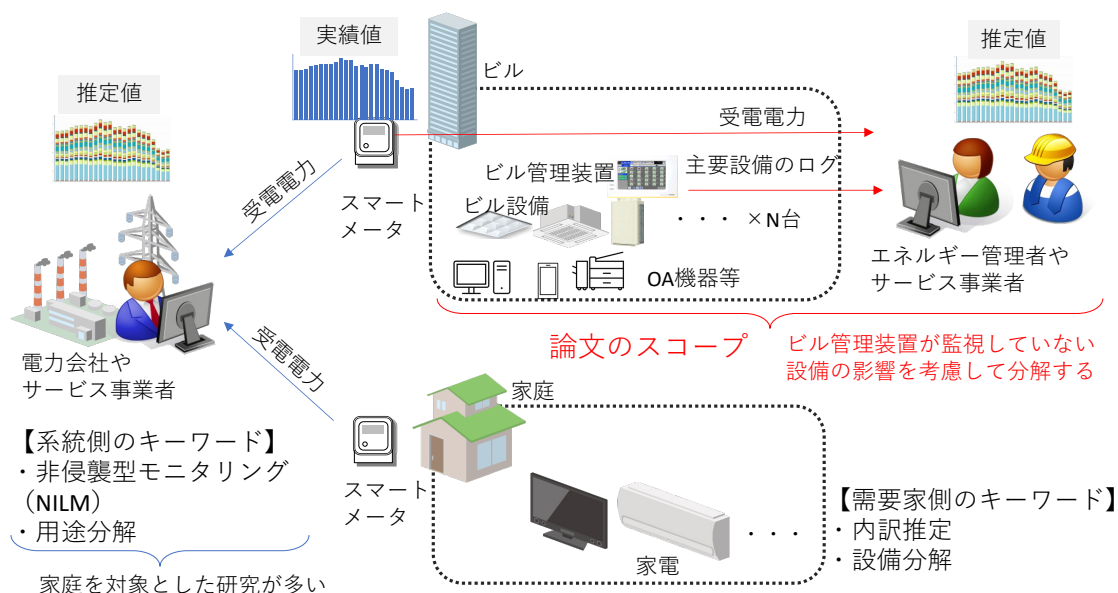


図 2.3: ディスアグリゲーション分野における本論文の位置づけ

ると、

- ・ 同一用途の設備が複数あるときに設備単位へ分解できる
- ・ ビル管理システムに蓄積されている設備の稼働ログを利用してもよい
- ・ 図面の読み取りや現地調査を不要としたい

という条件を満たすように方式を設計すればよい。

この場合、先行研究で用いられている線形回帰モデルが第一の選択肢となる。線形回帰モデルはビル管理システムから得られる設備の稼働状況を説明変数にすると、それら設備の消費電力の合計を目的変数として表すことができるからである。このように、家庭やビ

ルの総消費電力に代表される線形和で記述されるシステムに対し、その内訳や個々の説明変数の寄与を調べたいとき、式(2.1)に示す線形回帰モデルは有用である。

$${}^m y(t) = {}^m w_0 + \sum_{i=1}^N {}^m w_i x_i(t) + \varepsilon(t) = {}^m \mathbf{w}^T \mathbf{x} + \varepsilon(t) \quad (2.1)$$

ここで、 ${}^m y(t)$ は時刻 t におけるビル管理システムの監視設備の総消費電力であり、 $\mathbf{x} = [1, x_1(t), x_2(t), \dots, x_N(t)]^T$ は時刻 t における N 台の監視設備のオン・オフ状態やインバータ機器の負荷率を表す説明変数ベクトルである。 ${}^m \mathbf{w} = [{}^m w_0, {}^m w_1, \dots, {}^m w_N]^T$ は偏回帰係数ベクトルであり、特に ${}^m w_0$ は定数項またはバイアスパラメータと呼ばれる。説明変数ベクトル \mathbf{x} の中に、定数項 ${}^m w_0$ に対応する値として1がまとめられていることに注意する。 $\varepsilon(t)$ はホワイトノイズを表す。

線形回帰モデルを偏回帰係数と呼ばれる重みが決定される。この重みは設備が負荷率100%で動作しているときの消費電力を表している。つまり見かけの定格消費電力といえる。そしてビルの合計電力の上げ幅とも捉えることができる。そのため、この重みを本論文では「デマンド寄与度」と呼ぶ。

線形回帰モデルは強力だが、実際の業務用ビルに適用するには課題がある。なぜならば、ビル管理システムで受電点配下のすべての設備や機器の稼働状態を監視できているわけではなく、そういった稼働状態がわからない設備の動作状態は説明変数に含めることができないからである。このビル管理システムで監視していない設備を本論文では「非監視設備」と呼ぶ。

非監視設備の消費電力を線形回帰モデルの定数で表すと問題が発生する。非監視設備の消費電力は時間帯や運転パターンによって変化するため単純な定数項モデル化では大きな誤差が生じるためである。そして、非監視設備の推定消費電力が実際と乖離している場合、監視設備の消費電力の分解結果にも悪影響が出る。このように、線形回帰モデルを利用した需要構造の分解は強力な方式であるが、分解対象のメータ値に非監視設備電力が含まれている場合は適用できない。

業務用ビルの場合、ビル設備のうち空調の運転状態データはビル管理システムで収集されていることが多い。一方で、照明設備の稼働データは取得されていないこともあり、OA機器などのコンセントに繋がる設備は基本的に監視されていない。これら照明電力やコンセント電力は受電電力に対して無視できるほど小さくない。そして、これらの消費電力はビルの運用パターンに応じて日負荷変動する。そのため定数項での表現では誤差が大きい。この誤差が設備単位の分解精度を悪化させる。そのため、業務用ビルの中に存在する非監視設備の影響を考慮して電力需要構造を分解する方式を提案する。関連する先行研究としては、Dohertyらがビル内の管理されていないコンセント電力に着目し、総消費電力をコンセント電力とその他の電力に分解するモデルを提案している [61]。

ここまでで述べたように、ビル管理システムの稼働ログを用いて業務用ビルの電力需要構造を分解できると、平常時のエネルギーマネジメントへ活用できる。では、事業継続計

画へ活用する非日常時の電力需要を推計するにはどうしたらいいだろうか。そこで利用できると思われるのが、需要構造の分解で得られたデマンド寄与度である。

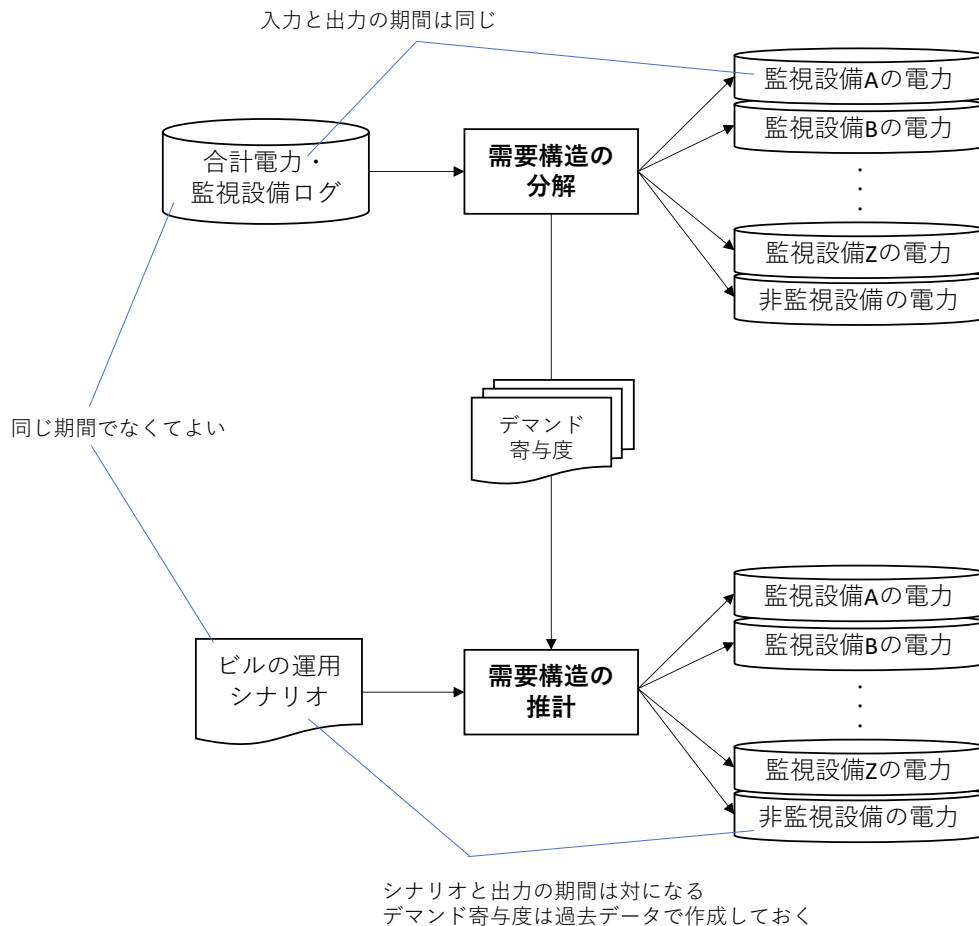


図 2.4: 本論文で扱う需要構造の分解と推計の関係

図 2.4 は本論文で扱う、需要構造の分解と推計の関係である。まず、需要構造の分解は合計電力と監視設備ログを入力とすることで、監視設備や非監視設備の電力へ分解される。そのときに得られるのがデマンド寄与度である。デマンド寄与度は設備の見かけの定格消費電力を意味するため、ビル設備の定格消費電力を現地調査によって調べ上げたこととほとんど等価である。したがって、ビルの運用シナリオを定義してデマンド寄与度を用いて計算することでシナリオに対応する設備の消費電力を求めることができる。これは平常時、非日常時を問わずシナリオ次第で推計可能である。この一連の手順を需要構造の推計と呼ぶ。本論文においては、需要構造の分解と需要構造の推計はデマンド寄与度によって結び付けられている。

まとめると、本論文では線形回帰ベースのディスアグリゲーションを拡張し非監視設備

が含まれる業務用ビルに対応させる。そして得られたデマンド寄与度を用いて需要構造の分解と推計の両方ができる枠組みを構築する。

第3章

非監視設備が持つ単日周期性を考慮した電力需要構造の分解

本章ではビルの非監視設備が単一の日周期性を持つと仮定することで、監視設備と非監視設備が含まれた合計電力を監視設備の稼働状態を用いて個々の要素へ分解する方法について述べる。3.1節では、単一の日周期性を考慮して需要構造を分解する方式の概要と目的を説明する。3.2節では、単一の日周期性を考慮して需要構造を分解する際の定式化について述べる。3.3節では、単一の日周期性を考慮して需要構造を分解する実験について述べる。3.4節では、実験で得られた結果について考察する。3.5節では、本章で述べたことをまとめる。

3.1 研究概要と目的

図3.1は本章で扱う需要構造の分解問題のデータフローである。入力と出力の期間が同一であることを特徴とする。すなわち電力需要予測のように未来の需要を予測しているわけではない。

3.2 定式化

3.2.1 線形基底関数モデルによる非監視設備消費電力の近似表現

重回帰モデルでは外気温に相関がないOAコンセント電力などのビル管理システムの非監視設備消費電力を定数項でしか表現できないことが課題であった。1つの解決策として例えば30分間ごとにデータを分割して重回帰モデルを作ることで、時間ごとに定数項を変化させ非監視設備の動きを捕捉できる。ただし、学習に使えるデータは当該時間帯のものだけになるため観測される監視設備の状態の分布に偏りができてしまう。もしくは、時間ごとにone-hot表現によるダミー変数を持たせることも可能だが、30分ごとであっても48個のダミー変数を追加しなければならず、学習時に要するデータが増えること、そして過学習に陥りやすくなることが予想される。

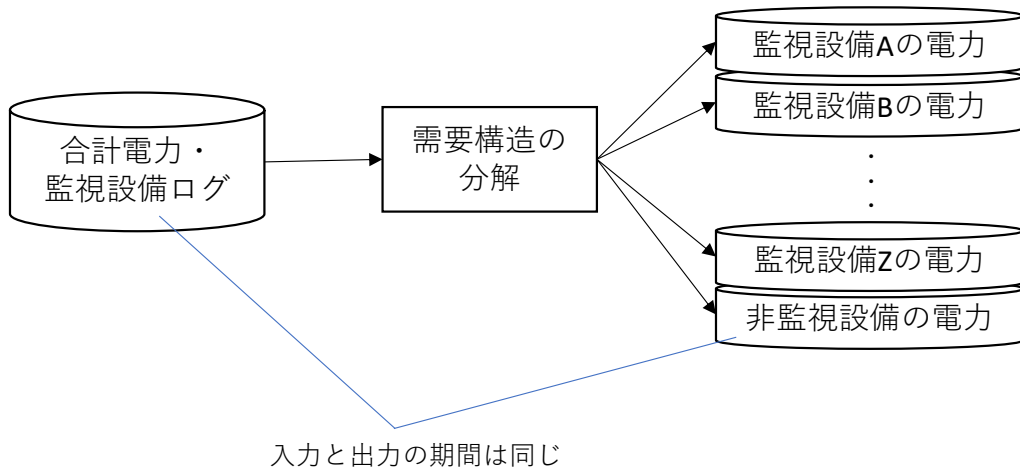


図 3.1: ディ disaggregation のデータフロー図

そこで、動きのわからない非監視設備の消費電力を少ない変数で連続した非線形関数として表現することを考える。図 3.2 は基底関数の組み合わせによって非監視設備の電力を表現する方法である。非線形関数を多項式で近似する方法は数多く提案されているが、ここでは複数のガウス基底関数の線形結合で非線形関数を近似する線形基底関数モデル [62] を用いる。線形基底関数モデルを式 (3.1) に示す。基底関数は式 (3.2) に示すガウス関数を用いる (図 3.3)。

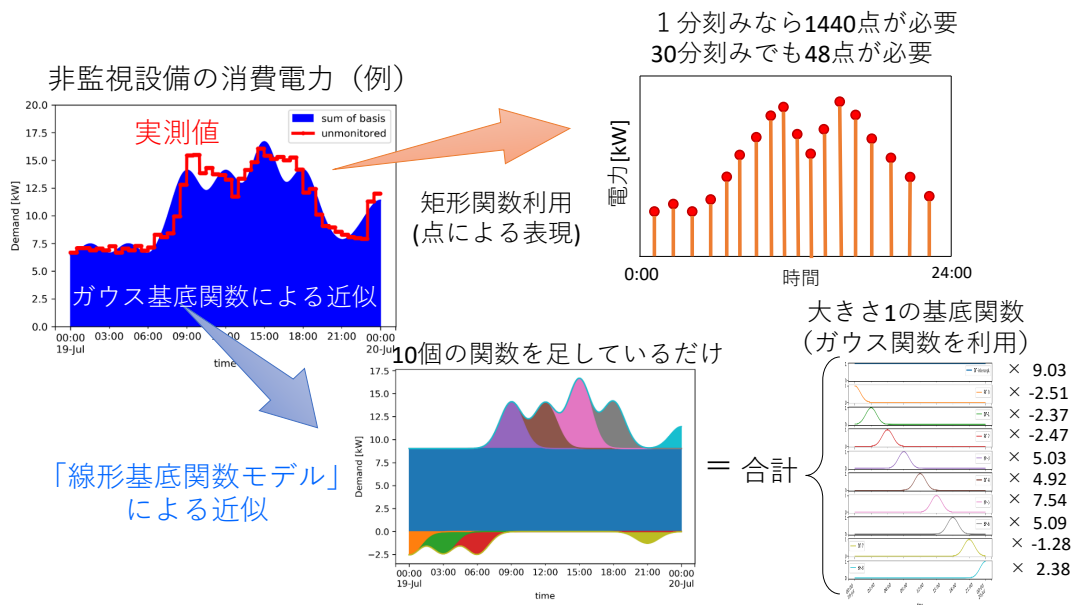


図 3.2: 線形基底関数モデルによる関数近似のアイデア

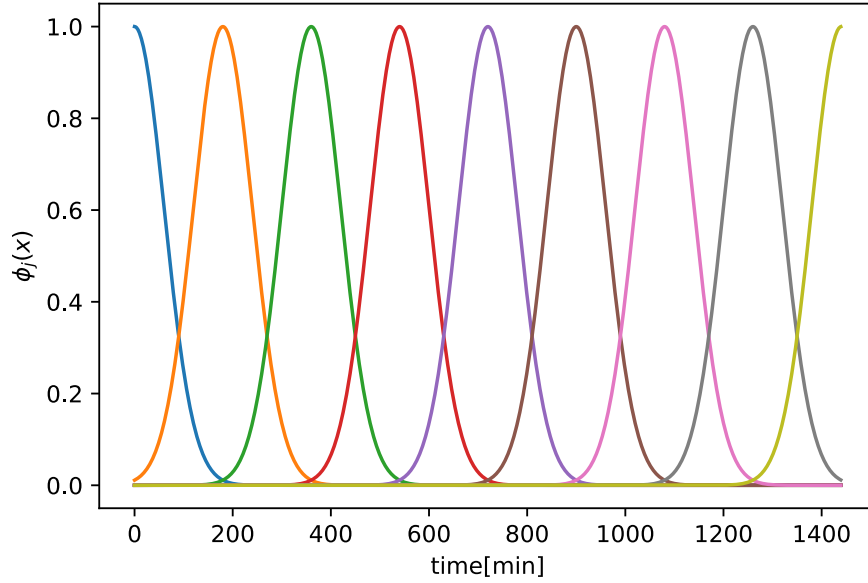


図 3.3: 基底関数の例

$${}^u y(t) = {}^u w_0 + \sum_{j=1}^M {}^u w_j \phi_j(t) = {}^u \mathbf{w}^T \boldsymbol{\phi} \quad (3.1)$$

$$\phi_j(t) = \exp\left(-\frac{(t - \mu_j)^2}{2\sigma_j^2}\right) \quad (3.2)$$

ここで、 ${}^u y(t)$ は時刻 t における非監視設備の総消費電力であり、時刻 t における基底関数 $\boldsymbol{\phi} = [1, \phi_1(t), \dots, \phi_M(t)]^T$ を重みパラメータ ${}^u \mathbf{w} = [{}^u w_0, {}^u w_1, \dots, {}^u w_M]^T$ で線形結合している。基底関数は出現位置を決定するための μ_j と幅を決定するためのパラメータ σ_j によって形を制御できる。なお、ガウス関数を用いる線形基底関数モデルは動径基底関数ネットワーク (RBF ネットワーク) [63] [64] としても知られている。

3.2.2 非監視設備消費電力を考慮したビル総消費電力の数式表現

ビルの総消費電力は式 (3.1) で示した非監視設備消費電力と式 (2.1) の監視設備電力の和として表すことができ、式 (3.3) となる。

$$\begin{aligned} y(t) &= {}^u y(t) + {}^m y(t) \\ &= w_0 + \sum_{j=1}^M w_j \phi_j(t) + \sum_{i=1}^N w_i x_i(t) + \varepsilon(t) \\ &= \mathbf{w}^T \begin{bmatrix} \boldsymbol{\phi} \\ \mathbf{x} \end{bmatrix} + \varepsilon(t) \end{aligned} \quad (3.3)$$

ここで、 $y(t)$ は時刻 t におけるビルの総消費電力を表す。 ${}^u w_0$ と ${}^m w_0$ の和は定数項 w_0 と定義し、 $\phi_0(t) = 1$ として基底関数ベクトル $\boldsymbol{\phi} = [1, \phi_1(t), \phi_2(t), \dots, \phi_M(t)]^T$ にまとめる。

$\mathbf{x} = [x_1(t), x_2(t), \dots, x_N(t)]^T$ はビル管理システムが監視している設備の稼働状態ベクトルである。これらを重みパラメータベクトル $\mathbf{w} = [w_0, w_1, w_2, \dots, w_{M+N}]$ で線形結合する。

こうすることで、ビルの総消費電力をビル管理システムの監視・非監視を問わず設備の消費電力の線形和として書き下すことができた。言い換えれば、非監視設備の稼働を模擬するため、基底関数にしたがって稼働する仮想的な設備をあらかじめ複数定義しておき、重回帰の過程でそれらの基底関数の重みを調整するというアイデアである。

3.2.3 非監視設備の周期性稼働を仮定した基底関数の設定と内訳推定手順

ビルの総消費電力の内訳を推定するには、式 (6.1) の重みパラメータベクトル \mathbf{w} を求める必要がある。まずは、式 (3.4) のように離散化を行い、ビル管理システムから得られるデータを適用する。

$$\begin{bmatrix} y(1) \\ y(2) \\ \vdots \\ y(T) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & \phi_1(1) & \cdots & \phi_M(1) & x_1(1) & \cdots & x_N(1) \\ 1 & \phi_1(2) & \cdots & \phi_M(2) & x_1(2) & \cdots & x_N(2) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & \phi_1(T) & \cdots & \phi_M(T) & x_1(T) & \cdots & x_N(T) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} w_0 \\ w_1 \\ \vdots \\ w_{M+N} \end{bmatrix}$$

$$\mathbf{y} = [\Phi \mathbf{X}] \mathbf{w} \quad (3.4)$$

ここで、 $\mathbf{y} = [y(1), y(2), \dots, y(T)]^T$ はビルの総消費電力の時系列データを表す。 \mathbf{X} は N 台の監視設備の稼働状態を時系列に並べた $T \times N$ 行列である。 Φ は定数項と M 個の基底関数を消費電力や監視設備の稼働状態と同じ時間サンプリングで離散化した $T \times (M+1)$ 行列である。このとき非監視設備は毎日同じように稼働していると仮定し、非監視設備の稼働に対応する基底関数を図 3.3 に示したように 1 日分定義したものを必要な日数だけ結合し、同じ時刻に同じ基底関数が立ち上がるようにする。こうすることで、基底関数行列 Φ が複雑になることを抑え、効率的に重みパラメータ \mathbf{w} を決定できる。

ここまでの式 (3.4) のビルの総消費電力 \mathbf{y} と設備稼働状態行列 $[\Phi \mathbf{X}]$ が既知となったので、最小二乗法を適用することで未知である \mathbf{w} を一意に求める。まず、 \mathbf{y} と $[\Phi \mathbf{X}] \mathbf{w}$ の残差の二乗和を誤差関数 $E(\mathbf{w})$ として式 (3.5) に定義する。誤差関数 $E(\mathbf{w})$ が最小値をとる条件は勾配 $\nabla E(\mathbf{w})$ が 0 になるときであるので、式 (3.6) を $= 0$ とおき整理することで、ビルの総消費電力と設備消費電力の内訳の合計の誤差を最小化する \mathbf{w} を式 (3.7) のように求められる。

$$\begin{aligned} E(\mathbf{w}) &= \|\mathbf{y} - [\Phi \mathbf{X}] \mathbf{w}\|^2 \\ &= \mathbf{y}^T \mathbf{y} - \mathbf{w}^T [\Phi \mathbf{X}]^T \mathbf{y} - \mathbf{y}^T [\Phi \mathbf{X}] \mathbf{w} \\ &\quad + \mathbf{w}^T [\Phi \mathbf{X}]^T [\Phi \mathbf{X}] \mathbf{w} \end{aligned} \quad (3.5)$$

$$\nabla E(\mathbf{w}) = -2 [\Phi \mathbf{X}]^T \mathbf{y} + 2 [\Phi \mathbf{X}]^T [\Phi \mathbf{X}] \mathbf{w} \quad (3.6)$$

$$\mathbf{w} = \left([\Phi \mathbf{X}]^T [\Phi \mathbf{X}] \right)^{-1} [\Phi \mathbf{X}]^T \mathbf{y} \quad (3.7)$$

そして、求めた重みパラメータ \mathbf{w} と設備稼働状態行列 $[\Phi \mathbf{X}]$ を用いて、ビルの総消費電力の内訳は式 (3.8) のようになる。

$$\begin{bmatrix} \hat{y}_0(1) & \cdots & \hat{y}_{M+N}(1) \\ \vdots & \cdots & \vdots \\ \hat{y}_0(T) & \cdots & \hat{y}_{M+N}(T) \end{bmatrix} = [\Phi \mathbf{X}] \begin{bmatrix} w_0 & \mathbf{0} \\ \vdots & \\ \mathbf{0} & w_{M+N} \end{bmatrix}$$

$$[\hat{\mathbf{Y}}_\Phi \hat{\mathbf{Y}}_X] = [\Phi \mathbf{X}] \text{diag}(\mathbf{w}) \quad (3.8)$$

ここで、 $\hat{\mathbf{Y}}_\Phi = [\hat{y}_0, \dots, \hat{y}_N]$ は基底関数による非監視設備消費電力推定値行列を表す。 $\hat{\mathbf{Y}}_X = [\hat{y}_{N+1}, \dots, \hat{y}_{N+M}]$ は監視設備の個別消費電力推定値行列を表す。 $\text{diag}(\circ)$ は対角行列を表す。消費電力推定値行列の各列ベクトル $\hat{y}_i = [\hat{y}_i(1), \dots, \hat{y}_i(T)]^T (i = 0, \dots, N+M)$ はそれぞれ基底関数に対応するとき系列消費電力推定値または監視設備の個別消費電力推定値である。なお、 $\hat{y}_0 + \dots + \hat{y}_N$ を計算することで、非監視設備群の消費電力推定値を得ることができる。

このようにして、ビルの総消費電力の時系列データを非監視設備群と監視設備ごとの消費電力へ内訳を推定できる。

3.2.4 正則化項の導入

上述したように、残差の二乗和を最小化する \mathbf{w} を一意に解くこともできるが、正則化項と呼ばれるペナルティを誤差関数に加えることで重みパラメータベクトル \mathbf{w} の要素をなるべく同じ大きさにしたり (L2 正則化)、疎にしたり (L1 正則化) といったことが可能である。

まず、L2 正則化 (Ridge 回帰) は式 (3.5) の誤差関数にハイパーパラメータ λ を乗じた \mathbf{w} の L2 ノルム (ユークリッド距離) を加えたものである (式 (3.9))。こうすることで、残差の二乗和を最小化しつつ、 \mathbf{w} の個々の要素がなるべく同じ大きさかつ小さくなるように決定される。

$$E(\mathbf{w}) = \|\mathbf{y} - [\Phi \mathbf{X}] \mathbf{w}\|^2 + \lambda \|\mathbf{w}\|^2 \quad (3.9)$$

式 (3.6) と同様に誤差関数 $E(\mathbf{w})$ の勾配をとり、 $= 0$ とおく。 \mathbf{w} について整理することで、式 (3.10) を得る。

$$\mathbf{w} = \left([\Phi \mathbf{X}]^T [\Phi \mathbf{X}] + \lambda \mathbf{I} \right)^{-1} [\Phi \mathbf{X}]^T \mathbf{y} \quad (3.10)$$

次に、L1 正則化 (Lasso 回帰) について説明する。L1 正則化の場合、式 (3.5) の誤差関数に \mathbf{w} の L1 ノルム (要素の絶対値の総和) を加える (式 (3.11))。こうすることで、残差の二乗和を最小化しつつ、 \mathbf{w} の要素に 0 をなるべく出現させるような作用が働く。L1 正則化の場合、関数に絶対値を含むため勾配が計算できない。そのため、場合分けと繰り返し計算に

よって最小化する w を求めることができる [65]。

$$\begin{aligned} E(w) &= \|y - [\Phi X] w\|^2 + \lambda \|w\|_1 \\ &= \|y - [\Phi X] w\|^2 + \lambda \sum_{i=0}^{M+N} |w_i| \end{aligned} \quad (3.11)$$

3.3 実験

3.3.1 実験対象

実験は図 3.4 に示すオフィスビルの 1 フロアで行う。このフロアは南北を区切る壁によって 2 つの区画に分割されている。北側のエリアは実験室として使われており、その一部分に 24 時間連続稼働のサーバが設置されている。南側のエリアは通常のオフィスとして利用されており、執務者の外出頻度は低い環境である。どちらのエリアもビル用マルチエアコンによって空調されている。サーバが置かれた室外機 2 に対応する室内機 3, 4, 5 は 24 時間運転となっているが、それ以外の室内機は執務者のリモコン操作によって運転されている。表 3.1 には室外機の機器情報と空調対象面積を示した。

図 3.5 には実験対象の設備配電構成とビル管理システムとの接続関係を示す。このフロアの消費電力は空調の室外機、室内機、照明、OA コンセントの合計値である。内訳推定結果の検証のために、室外機の 1 台ごと、ならびに室内機、照明、OA コンセントの合計値にメータを設置した。ビル管理システムによってフロア合計消費電力と検証用のメータは 30 分周期で計量され、空調室内機の稼働状態（熱交換の有無）は 1 分周期で記録されている。照明の稼働状態はビル管理システムで監視されておらず、スケジュール運転も組まれていない。

ビル用マルチエアコンの消費電力は室外機圧縮機の消費電力と室内機の送風ファンの消費電力の合計であるが、電力のほとんどが室外機側で消費されるため、室外機の消費電力を実験対象とする。したがって、非監視設備電力は室内機、照明、OA コンセント電力の合計である。

なお、実際のビルの受電点電力には本論文の対象とした空調室外機、空調室内機、照明、OA コンセントの他に換気設備、衛生設備、昇降機等の消費電力が含まれることに注意されたい。

3.3.2 実験方法

図 3.6 に示すフロア総消費電力 [kW] と設備稼働状態データに対し、従来方式である重回帰モデルと本稿で提案した線形基底関数モデルを適用する。具体的には、表 3.2 の条件で交差検証用にデータを分割し、それぞれ下記の Case 1~4 を行うことで、モデルの解釈性、予測性能について調査する。また、監視設備のみの消費電力に対して式 (2.1) の重回帰を適

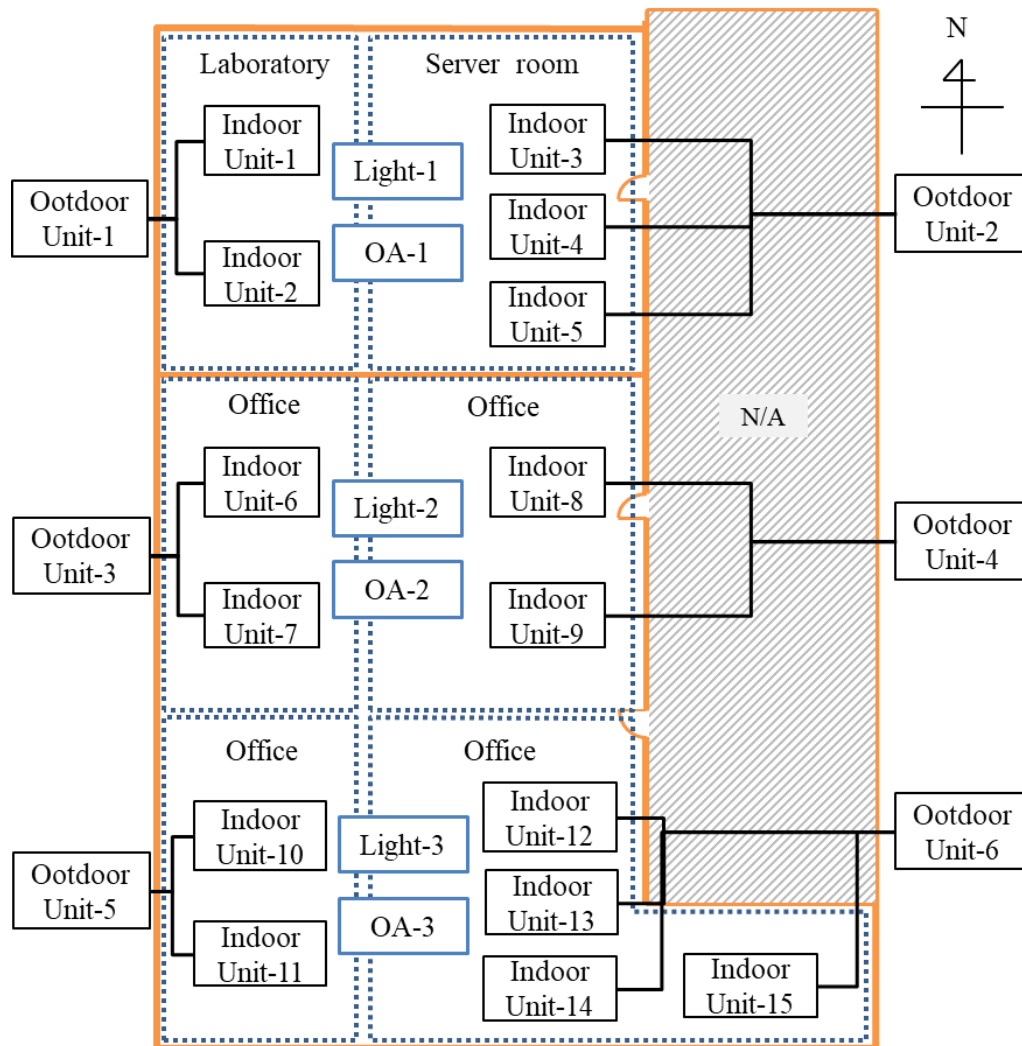


図 3.4: フloorレイアウトと設備の関係

表 3.1: 空調設備の仕様

	冷房能力 [kW]	定格電力 [kW]	空調面積 [m ²]	単位能力 [W/m ²]	室用途
OU-1	14.0	3.87	81.92	171	実験室
OU-2	33.5	9.80	138.24	242	サーバ室
OU-3	14.0	3.87	81.92	171	事務所
OU-4	28.0	7.72	138.24	203	事務所
OU-5	14.0	3.87	81.92	171	事務所
OU-6	45.0	13.42	203.78	326	事務所

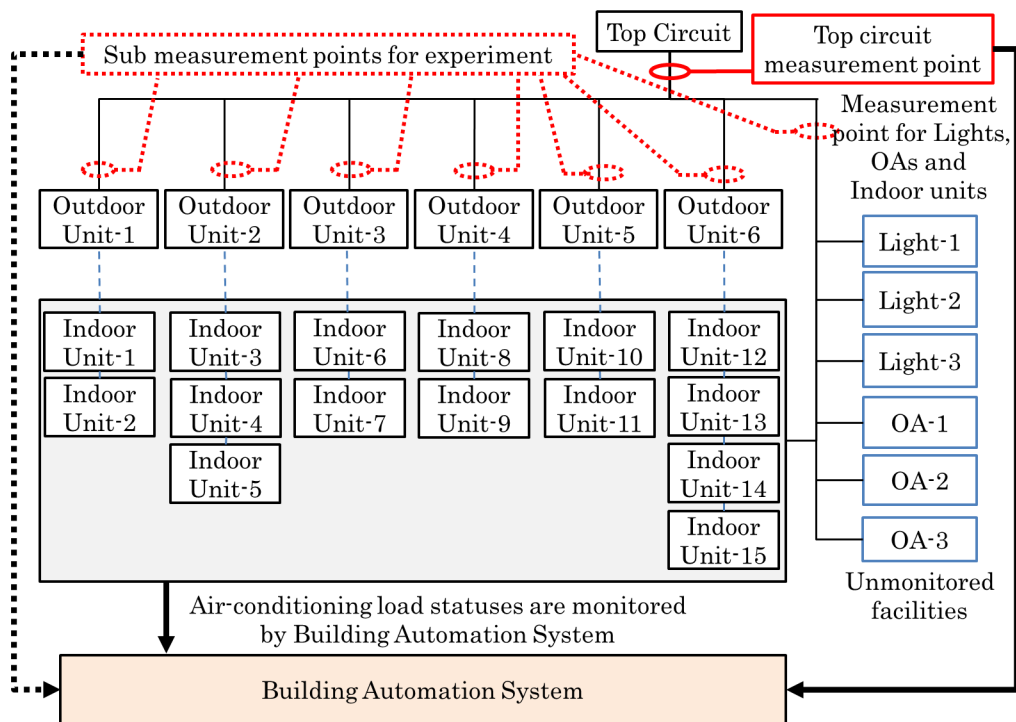


図 3.5: 実験に利用した設備とメーターの関係

用したものを、提案方式の精度を議論するベースライン（参考値）とする。

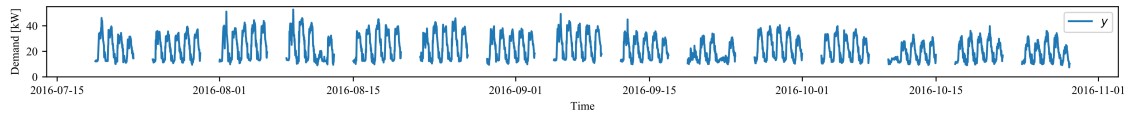
- Case 1: 合計消費電力に対して設備稼働状態で重回帰する（従来方式）
- Case 2: 合計消費電力に対して提案方式を適用する
- Case 3: 合計消費電力に対して提案方式（L2 正則化, $\lambda = 0.1$ ）を適用する
- Case 4: 合計消費電力に対して提案方式（L1 正則化, $\lambda = 0.1$ ）を適用する

表 3.2: 実験の期間（週末を除く）

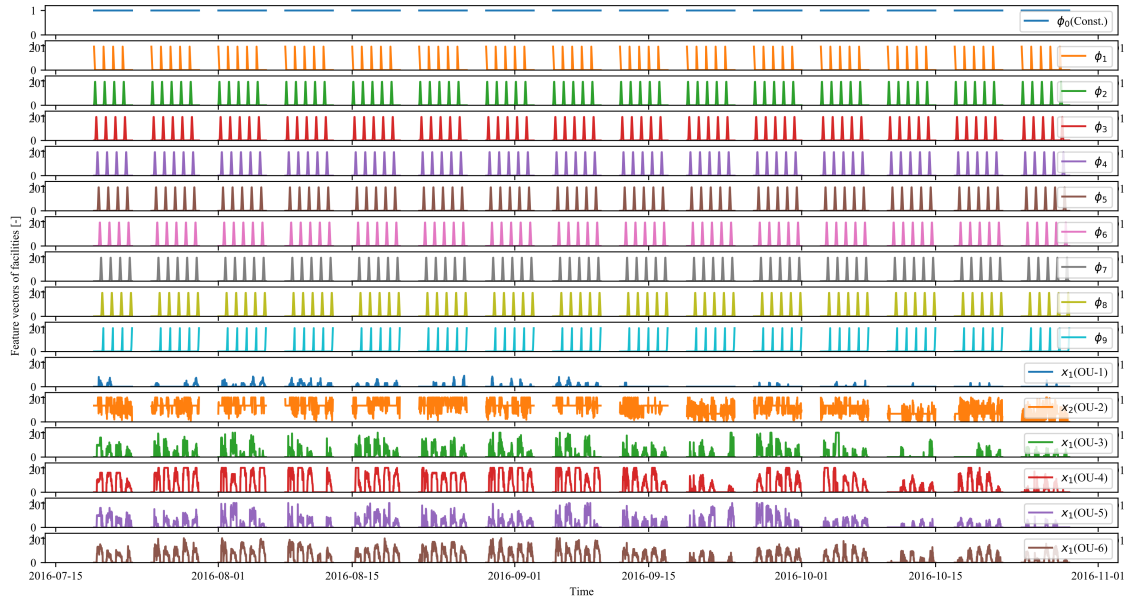
	Train set	Test set
Closed test	July 19th – July 30th, 2016	July 19th – July 30th, 2016
Open test 1	July 19th – July 30th, 2016	Aug. 1st – Sep. 30th, 2016
Open test 2	July 19th – July 30th, 2016	Dec. 1st – Dec. 31th, 2016

本実験では、室外機ごとに電力を分解するため、図 3.5 に示した室外機ごとの負荷状態を監視設備稼働状態として設定する。ただし、ビル管理システムから直接取得できるのは室内機の稼働状態（熱交換有無の 2 値）であるため、室内機と室外機の接続関係を用いて、式 (3.12) のように室内機の稼働状態を算術平均し室外機の稼働状態とした。

$${}^{\text{OU}}x_i(t) = \frac{1}{N} \sum_{u=1}^N {}^{\text{IU}}s_u(t) \quad (3.12)$$



(a) 合計電力の実績値



(b) 日周期ガウス関数と室内機サーモ状態から計算した空調負荷

図 3.6: 実験の入力データ (学習データとテストデータ)

ここで、 ${}^{\text{OU}}x_i(t)$ は時刻 t における i 番目の室外機負荷状態であり、 ${}^{\text{IU}}s_u(t)$ は時刻 t における室外機に接続された u 番目の室内機の熱交換状態である。OU と IU はそれぞれ室外機と室内機を表す。なお、室内機は設定温度と室内温度の偏差，すなわち内部熱負荷の状況によって熱交換するか，送風のみとするかのローカル制御が行われている。このように，室内機の離散的な熱交換負荷によって室外機の圧縮機インバータが制御されるため，室内機稼働状態から室外機稼働状態を算出が可能である。図 3.7 は空調室内機の運転状態を利用して空調室外機の稼働状態の求め方である。図 3.8 は設備消費電力が負荷状態に対して線形になっていることを示している。このときの傾きが重み w ，すなわちデマンド寄与度である。

基底関数は図 3.3 に示したガウス関数 ($\sigma_j = 60$, $\mu_j = 180(j - 1)$, $j = 1, 2, \dots, 9$) を 1 日分として採用する。稼働状態のサンプリングと同じ 1 分周期で基底関数を離散化し，非監視設備の稼働状態として適用する。フロア総消費電力 [kW] は監視・非監視設備状態と同じ 1 分周期にアップサンプリングした。

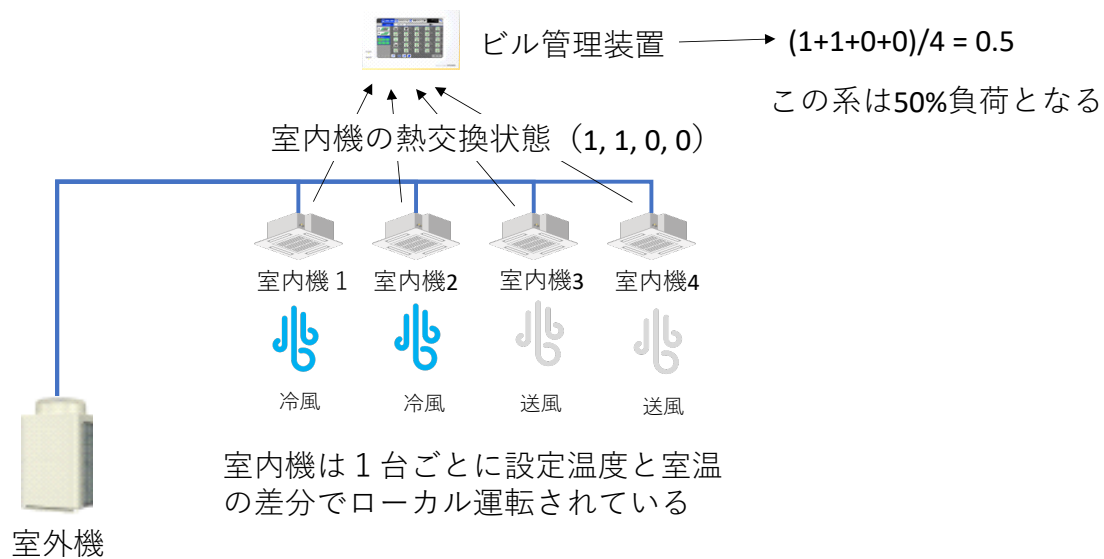


図 3.7: 空調設備信号から設備負荷状態を計算する例

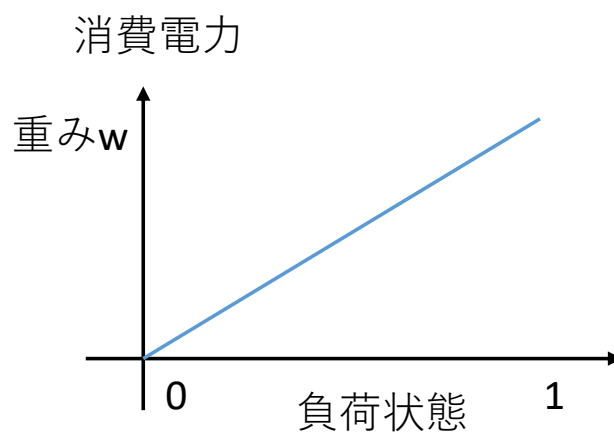


図 3.8: 負荷に線形な設備消費電力モデル

3.3.3 実験結果

表 3.3 に学習した重みパラメータと当該データセットで観測された室外機の最大消費電力を示す。重みパラメータは当該設備が ON または 100% の稼働状態のときに総消費電力へ与える影響を表す。理想状態では重みパラメータと設計上 100% 稼働状態での消費電力である定格電力は一致することが期待されるが、今回のケースではほとんどずれている。また、当該期間の最大消費電力とも一致していない設備がある。L1 正則化を適用した Case 4 では、室外機 1 といくつかの基底関数の重みパラメータが 0 と決定された。

図 3.9(a)~(c) には内訳推定結果と個別計量値との比較結果を示す。比較には平均二乗誤

表 3.3: 学習で得られた重みパラメータ

	Base line [kW]	Case 1 (Conv.) [kW]	Case 2 [kW]	Case 3 (L2) [kW]	Case 4 (L1) [kW]	Max of actual [kW]
w_0	2.49	13.55	15.58	15.58	15.67	
w_1			-2.03	-2.04	0	
w_2			-6.05	-6.06	-5.20	
w_3			-6.20	-6.20	-4.85	
w_4			7.90	7.89	3.98	
w_5			9.43	9.43	5.60	
w_6			12.85	12.84	9.24	
w_7			9.80	9.80	6.06	
w_8			1.98	1.97	0	
w_9			-1.52	-1.52	0	
w_{10} (OU-1)	5.79	7.59	4.80	4.80	0	1.80
w_{11} (OU-2)	3.32	4.26	3.00	3.00	3.03	6.80
w_{12} (OU-3)	2.76	4.04	2.73	2.73	2.53	2.80
w_{13} (OU-4)	3.87	8.15	2.35	2.35	4.85	5.60
w_{14} (OU-5)	3.56	6.45	2.26	2.26	3.51	2.80
w_{15} (OU-6)	5.43	8.39	4.52	4.52	5.04	7.80

差平方根 (RMSE) を採用した。RMSE の定義は式 (3.13) の通りである。前述したとおり、計量単位は 30 分単位であるが、1 分単位の予測値に挿えて評価した。また、誤差率として RMSE を当該設備の実績最大値で除した値を式 (3.14) に定義し、図 3.9(d)~(f) に示した。それぞれ、非監視設備が含まれていない理想状態での分解値をベースラインとして付記した。

$$\text{RMSE}_i = \sqrt{\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (y_i(t) - \hat{y}_i(t))^2} \quad (3.13)$$

$$\text{Error rate}_i[\%] = \frac{\text{RMSE}_i}{\max(y_i(t))} \times 100 \quad (3.14)$$

まず、ベースラインとなる監視設備のみの消費電力に重回帰を適用した場合、室外機 1~6 の誤差率はすべて 35% を下回っている。次に、従来方式である Case 1 ではすべてのテストケースにおいて室外機 4, 室外機 5 で誤差率が著しく悪化した。一方、提案方式である Case 2 では、Case 1 の場合に比べて悪化が抑えられている。L2 正則化を適用した Case 3 は Case 2 と顕著な差は見られなかった。L1 正則化を適用した Case 4 の場合、重みパラメータが 0 に固定された室外機 1 の誤差率が他の Case に比べて一番小さくなった。総じて、提案方式ではベースラインに近い分解精度を維持できている。

図 3.10 には個別計量値と各 Case の内訳推定結果の例を積み上げグラフとして示した。こ

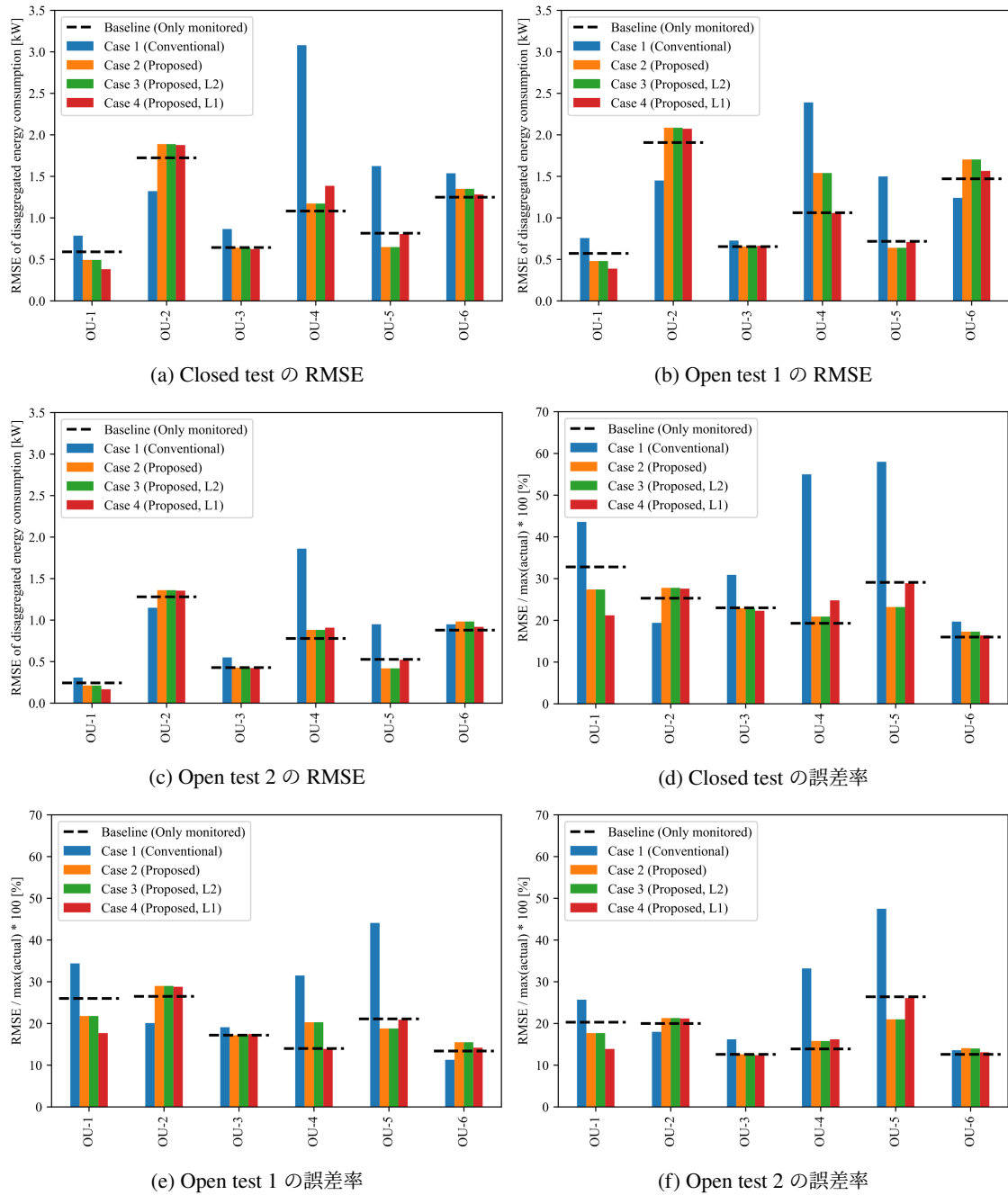


図 3.9: 分解された電力の RMSE と誤差率

ここで実績値を見ると、非監視設備電力が午前7時くらいから立ち上がり非線形になっていることがわかる。従来方式である Case 1 では、定数項が非監視設備電力の動きに追従できず、監視設備の消費電力（例えば室外機6）が実測値よりも大きく推定されている。一方で、提案方式である Case 2 では、基底関数の線形結合によって非線形の非監視設備消費電力の動きに追従でき、監視設備の総消費電力も実測値とおおむね一致している。L2 正則化を適用した Case 3 の場合は、Case 2 とほぼ同じ分解結果を示している。L1 正則化を適用した Case 4 の場合、いくつかの基底関数の重みが0に固定され、起伏が少ない形になっている。

図 3.11 は実験ケースごとの残差プロットである。残差プロットとは、横軸に回帰モデルの予測値を取り、縦軸に残差をプロットしたグラフである。回帰モデルの残差は一様であることを仮定しているため、残差プロットとしては偏りのない上下対称の分布になることが期待されている。Case 1 では横軸の予測値が増えるごとに残差も正方向へ増加する分布が示されているが、提案手法である Case 2 以降では上下対称の分布へ変わっている。

3.4 考察

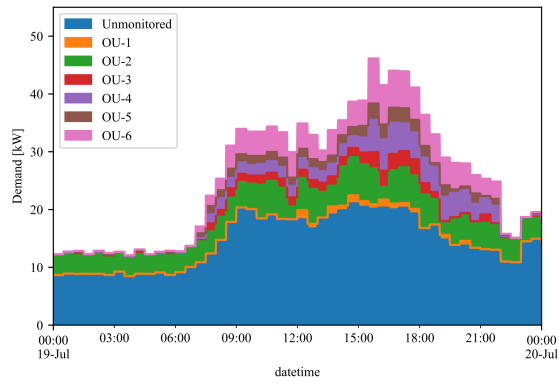
3.4.1 提案方式で精度が向上した理由と課題

定数項で非監視設備電力を表現する従来方式では、非監視設備電力が小さい夜間に合わせて定数項が決定されていた。そのため、日中に非監視設備が消費している電力の一部が監視設備によって消費されているものと分解されていた。表 3.3 の Case 1 の結果を見ると、室外機 4 や室外機 5 の重みが提案方式の Case に比べて大きくなっており、非監視設備電力の一部が割り当てられてしまったことがわかる。一方、提案方式では日中の非監視設備の電力が基底関数側に割り当てられることで、個別の室外機電力の分解精度は監視設備のみを重回帰したベースラインと同等水準が確保できた。なお、従来方式で非監視設備電力の一部が特定の監視設備側に割り当てられてしまったのは、それらの監視設備状態と非監視設備の動きが類似していたからと推察される。例えば、図 6.4(b) の OU-4 を見ると、曜日による設備状態の違いがあまり見られず、日周期的な動きになっている。このことは重回帰が抱える多重共線性に関連する。つまり、非監視設備と監視設備、監視設備間において設備稼働に差異がないとうまく分解できないことが示唆されている。

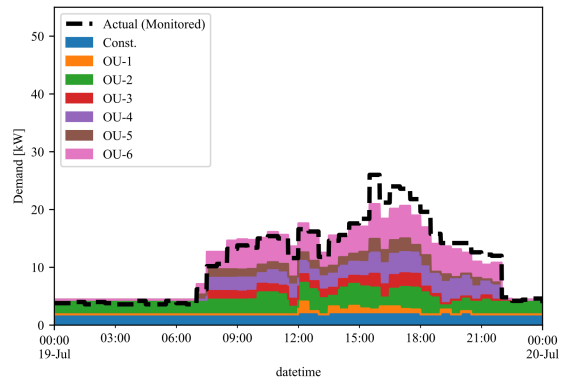
3.4.2 定格電力と重みの差異

定格電力に比べ重みが小さいのは、室外機の負荷が定格条件まで到達していなかったことが考えられる。この問題はビル管理システムで室内機の熱負荷状態をより細かく取得するか、室外機の稼働状態を直接参照できればよい。

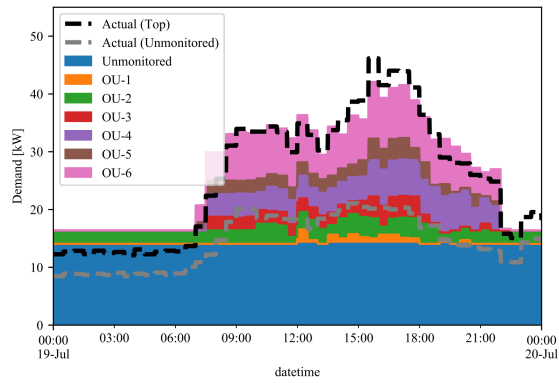
重みが実測最大値より大きくなっている室外機 1 については別の原因が考えられる。室外機 1 は図 6.4 から明らかなようにほとんど稼働していない。ビルマルチエアコンの消



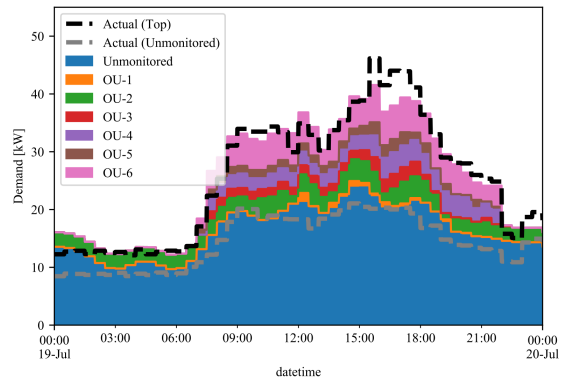
(a) 消費電力の実績値



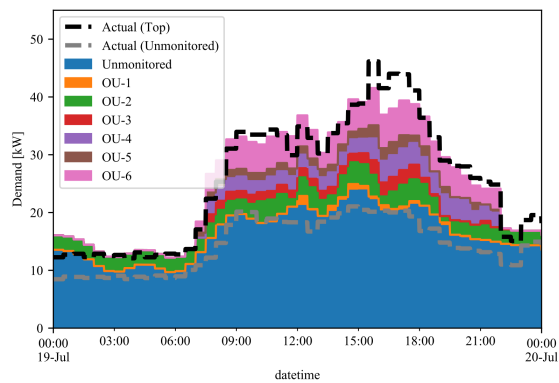
(b) Baseline (監視設備のみで重回帰)



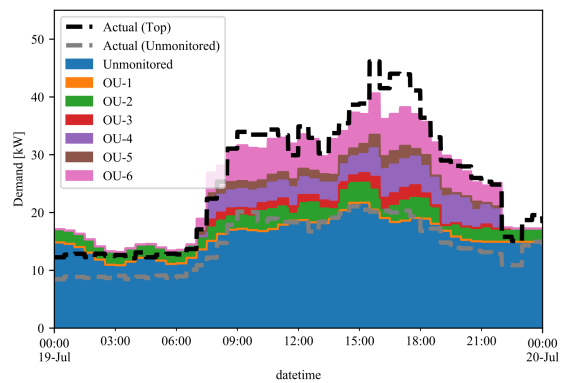
(c) Case 1 (重回帰)



(d) Case 2 (提案方式)

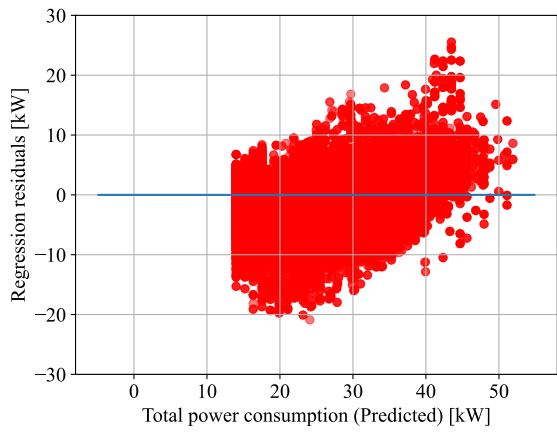


(e) Case 3 (提案方式, L2 正則化)

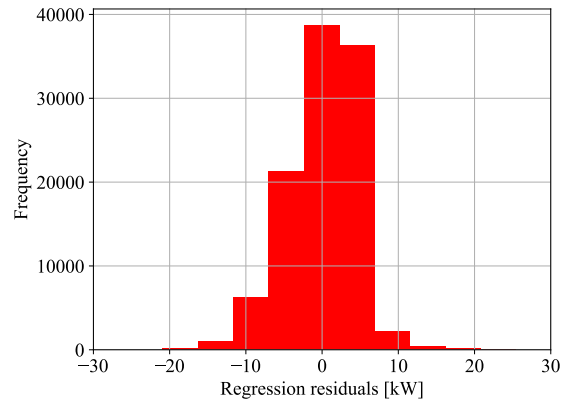


(f) Case 4 (提案方式, L1 正則化)

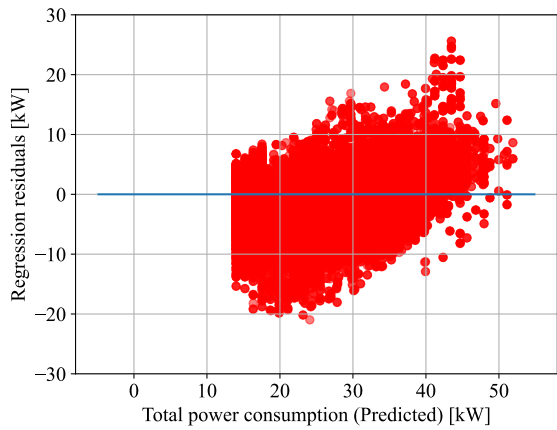
図 3.10: 消費電力の分解例



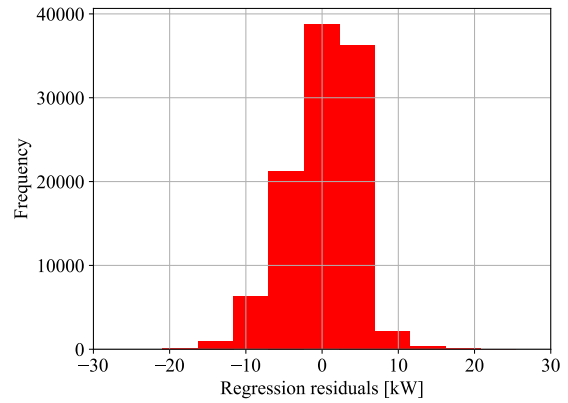
(a) Baseline (監視設備のみで重回帰)



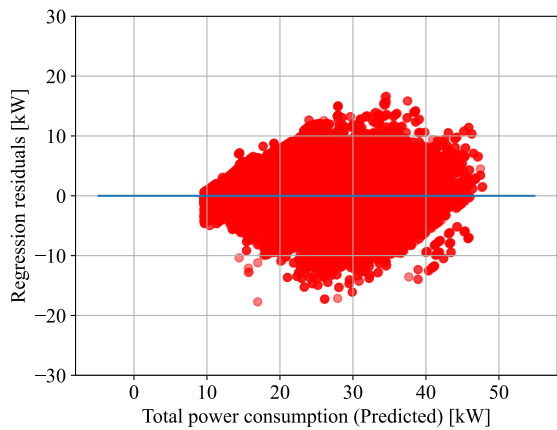
(b) Baseline (監視設備のみで重回帰)



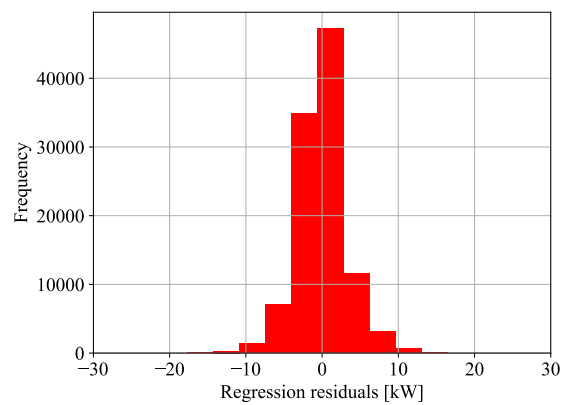
(c) Case 1 (定数項による重回帰)



(d) Case 1 (定数項による重回帰)



(e) Case 2 (提案方式)



(f) Case 2 (提案方式)

図 3.11: 単日周期性を考慮した場合の残差プロット

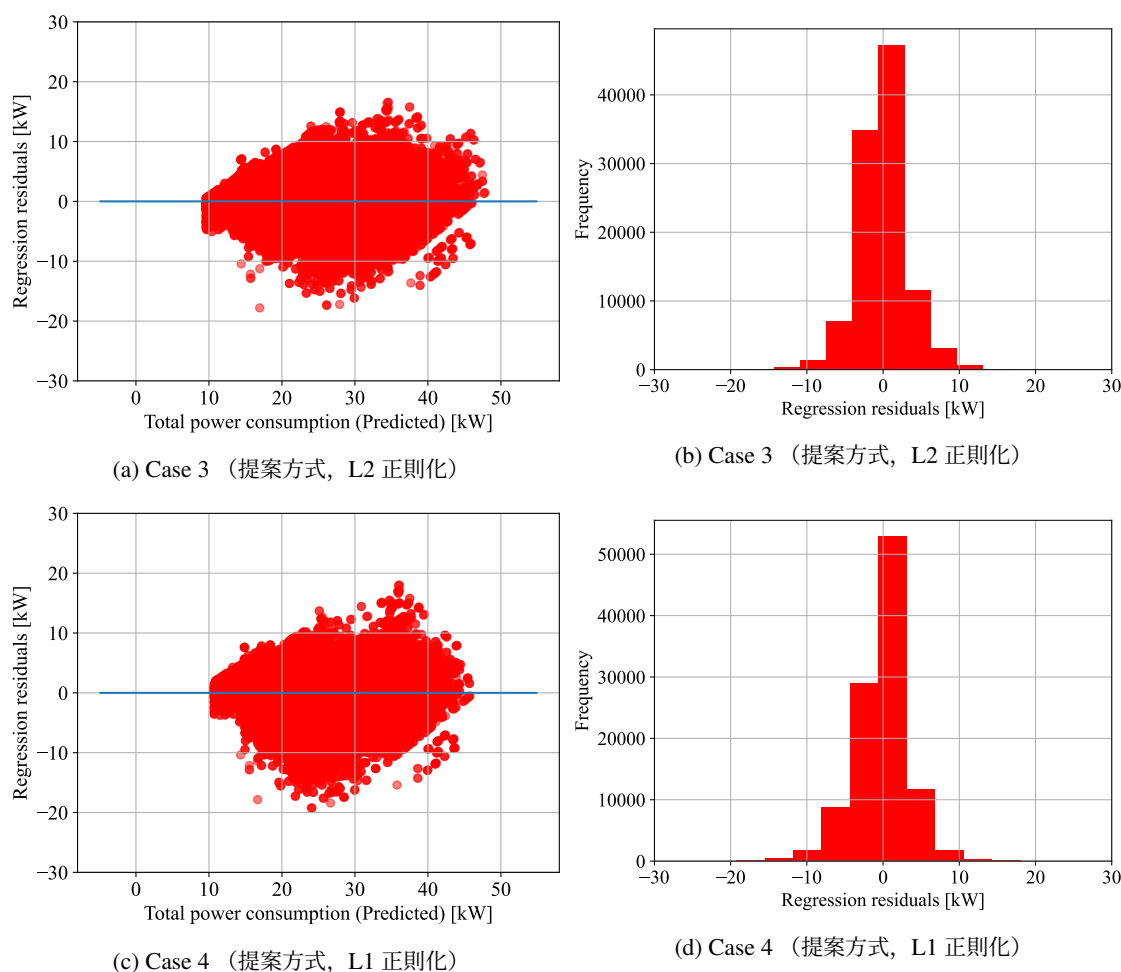


図 3.11: 単日周期性を考慮した場合の残差プロット (続き)

費電力は負荷状態に対して完全に線形ではなく、部分負荷運転中は効率が悪い。監視設備の消費電力は稼働状態に対して線形であると仮定しているため、効率が悪い部分負荷運転のデータによって重み（傾き）が定格電力を超えて決定されたと考えられる。

3.4.3 基底関数の選択について

今回は基底関数として、位相をずらした同じ幅のガウス関数を選択したが、ガウス関数の幅を変えたものや矩形関数も選択肢となる。基底関数の数が増えれば非線形関数をより精度よく近似できるが基底関数の数を増やせば未知数である重みパラメータの数も増えるため、回帰モデルを解くために必要となるデータ数も増加する。さらに、表現力を上げたことと引き換えに過学習を起しやすくなるというデメリットもある。

本方式の一番の制約は、非監視設備の消費電力が日周期性を持つと仮定しているため、非監視設備の使い方が変化してしまうと誤差が大きくなることである。また、休日と平日で非監視設備の使われ方が異なる場合は、あらかじめモデルを分けておく必要がある。日

周期性を持たない非監視設備が存在する場合、内訳の推定精度を悪化させる要因となると考えられる。外気温と相関がある非監視設備であれば、先行研究 [31] [41] を用いて分離できる。

3.4.4 季節や外気温の影響

本論文で使用した空調の負荷モデルは設定温度と室温の偏差によって変化する室内機熱交換状態を用いているため内部熱負荷と強い相関がある。内部熱負荷と外気温には強い相関があるため、本方式は外気温の変化にも追従できると考える。さらに、暖房と冷房など運転モードが混在していても、室内機熱交換状態であれば、区別なく観測できるため有用である。ただし、中間期などの設備が一度も稼働していないデータで学習した場合、当該設備の回帰係数が0になるため、その回帰係数で夏期や冬期の内訳を求めることは困難となる。

3.4.5 24時間稼働の機器の影響

今回の実験対象では、24時間連続稼働のサーバと空調が存在していたが、図 3.10 に示したとおり、夜間時間帯でまさしく分解できていることがわかる。また、誤差率も他の空調と同じ水準であり、24時間稼働の機器が存在しているビルに適用できると考える。

3.4.6 正則化の影響

L2 正則化は重みのばらつきを抑える作用があるが、今回の実験では、正則化なしとほぼ変わらない結果となった。L1 正則化は全体への寄与が小さい変数を積極的に0に固定し、次元削減する。今回の実験では、室外機1の重みパラメータが0に固定されたが、これは実際の稼働状況と照らしてみても妥当である。さらに基底関数の次元も削減されたことで表現力が落ち、全体の RMSE が悪化したのは当然の結果である。しかし、室外機1のような重みパラメータが大きくなりがちだが実際には省エネ制御効果が乏しい設備を排除できることは有用と考える。今回の実験対象はたかだか6台の室外機だが、数十、数百の監視設備があるビルでは L1 正則化によって効果が乏しい設備を積極的に排除することで、省エネ制御対象の選択にかかる労力を削減できると考える。

3.5 章まとめ

複数設備の合計消費電力を設備稼働状態を用いて内訳推定する際、合計消費電力に非監視設備の消費電力が含まれていると推定精度が悪化する問題に対し、非監視設備が持つ日周期性を基底関数によって表現することで、内訳推定精度を向上できた。提案方式は、従来の重回帰モデルへ非監視設備の稼働状態としてガウス関数を追加するだけでよいため、

適用範囲が広く強力な方式である。

一方で、大規模モデルになると設備数が数万点になり、学習に必要なデータ数もそれに比例して大きくなる。そういった状況では、L1正則化が有効ではないかと考察されたが更なる検討が必要である。

第4章

非監視設備が持つ複数の日周期性を考慮した電力需要構造の分解

本章では、ビルの非監視設備電力が複数の日周期性を持つ場合について述べる。例えばオフィスビルでは平日や休日などの複数の運用パターンがあり、その運用パターンによって非監視設備の消費電力も異なると考えられる。4.1節では、複数の日周期性を考慮して需要構造を分解する方式の概要と目的を説明する。4.2節では、複数の日周期パターンを考慮して需要構造を分解する方式の定式化について述べる。4.3節では、複数の日周期パターンを考慮して分解する実験について述べる。4.4節では、実験で得られた結果について考察する。4.5節では、本章で述べたことをまとめる。

4.1 研究概要と目的

本研究では、第3章で提案した方式から入力データは増やさずに、非監視設備群の消費電力が持つ複数の日周期パターンを分類、獲得することを試みる。次に、そこで得られた複数の日周期パターンを考慮できるようにディスアグリゲーション方式を拡張する。そこへ、ビルの合計消費電力と限られた設備の稼働信号を与えることで、合計消費電力の内訳を推定する。提案方式は従来方式に比べて分解された個別設備の電力の精度は向上を実現する。

4.2 定式化

まず、提案方式の方針について説明する。従来方式では、非監視設備電力の挙動が不明だったため、非監視設備電力は単一の周期性を持つと強い仮定を置き定式化していた。実際には、非監視設備電力は休日には小さくなるなど、単一の周期性を持っているわけではない。仮に非監視設備電力のパターンが異なっている日が事前にわかれば、そのパターンに応じて、非監視設備電力をモデル化する基底関数を複数準備して割り当てることができる。もちろん非監視設備の消費電力自体は計測できないが、ディスアグリゲーションの回

帰残差には非監視設備の消費電力と相関する成分が含まれていると考える。そこで、図4.1に示すようにディスアグリゲーションの結果から非監視設備電力の成分を取り出す前処理を行い、その結果に基づいて基底関数のパターンを選択させ、精度の高いディスアグリゲーションを実現する。以降ではそれぞれの処理の内容を述べる。図中の記号は以下の式に対応する。

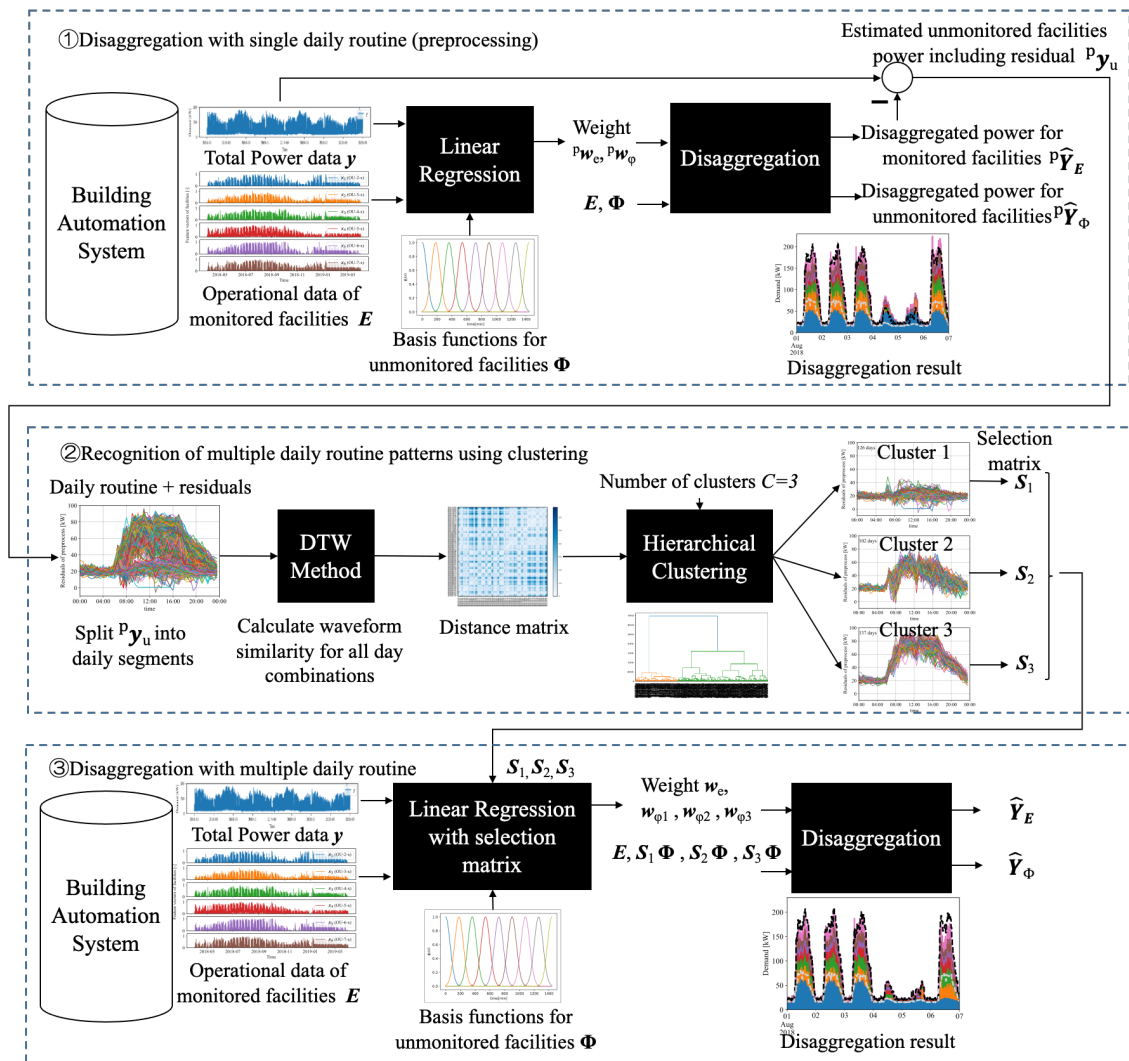


図 4.1: 提案方式のフローチャート

4.2.1 回帰残差を利用した非監視設備電力の決定

前処理として、線形基底関数モデルによるディスアグリゲーション方式 [66] を平日・休日を問わないビルの時系列データへ適用し、回帰残差を求める。まず、前処理ではビルの合計電力を、式 (4.1) で表現する。

$$y = [E \quad \Phi] \begin{bmatrix} P w_e \\ P w_\phi \end{bmatrix} + \varepsilon_p \quad (4.1)$$

ここで、 \mathbf{y} はビルの総消費電力 [kW] をサンプリングした $T \times 1$ ベクトルである。 T はデータのサンプル数を示す。そして、 \mathbf{E} は、ビル管理システムで監視している空調などの設備の稼働状態信号を並べた $T \times N$ 行列である。 N はBASによって監視されている設備の数を表す。稼働状態信号は、0から1の n 大きさに正規化しているものとする。 Φ は、ビル管理システムが監視できていない設備の状態を仮定した $T \times (M+1)$ 基底関数行列である。

これらの稼働状態信号行列と基底関数行列に監視設備の $N \times 1$ 重みベクトル ${}^p\mathbf{w}_e$ と非監視設備の $(M+1) \times 1$ 重みベクトル ${}^p\mathbf{w}_\phi$ をかけて、ノイズ ε を加えたものが、ビルの合計消費電力 \mathbf{y} であるとモデル化している。

バイアス項ベクトル $\mathbf{1}$ と M 本のガウス基底関数ベクトルによって $M+1$ 個の基底関数ベクトルを構成し、 $\Phi = [\mathbf{1}, \phi_1(t), \phi_2(t), \dots, \phi_{M+1}(t)]$ となっている。 $\mathbf{1}$ は $T \times 1$ のバイアス項ベクトルを表し、すべての要素が1になっている。基底関数ベクトルの要素は、式(6.2)に示すガウス関数を用いている。非線形関数を多項式で近似する方法は数多く提案されているが、ここでは少ない変数で非線形関数を近似できるガウス関数を基底にとった線形基底関数モデル [62] を適用した。ガウス関数は出現位置を決定するための μ_j と幅を決定するためのパラメータ σ_j によって形を制御できるので、図4.2のように、1日をカバーするように時刻を少しずつずらしながら M 個のガウス基底関数を定義し、これを日数分、同じタイミングで立ち上がるように繰り返したものが基底関数ベクトルである。この基底関数は、本来観測できない非監視設備の状態の代わりに基底関数に従って稼働する仮想的な設備群と見なすことができる。

$$\phi_j(t) = \exp\left(-\frac{(t - \mu_j)^2}{2\sigma_j^2}\right) \quad (4.2)$$

重みベクトル $[{}^p\mathbf{w}_e, {}^p\mathbf{w}_\phi]^T$ は式(4.3)に示すように擬似逆行列によって求めることができる。

$$\begin{bmatrix} {}^p\mathbf{w}_e \\ {}^p\mathbf{w}_\phi \end{bmatrix} = \left(\begin{bmatrix} \mathbf{E} & \Phi \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} \mathbf{E} & \Phi \end{bmatrix} \right)^{-1} \begin{bmatrix} \mathbf{E} & \Phi \end{bmatrix}^T \mathbf{y} \quad (4.3)$$

総消費電力を設備ごとに分解した電力は決定された重みベクトル $[{}^p\mathbf{w}_e, {}^p\mathbf{w}_\phi]^T$ と設備稼働率行列 $\begin{bmatrix} \mathbf{E} & \Phi \end{bmatrix}$ を用いて式(4.4)のように計算される。

$$\begin{bmatrix} {}^p\hat{\mathbf{Y}}_E & {}^p\hat{\mathbf{Y}}_\Phi \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{E} & \Phi \end{bmatrix} \text{diag}({}^p\mathbf{w}_e, {}^p\mathbf{w}_\phi) \quad (4.4)$$

ここで、 ${}^p\hat{\mathbf{Y}}_E = [{}^p\hat{\mathbf{y}}_{e1}, \dots, {}^p\hat{\mathbf{y}}_{eN}]$ は監視設備ごとの推定消費電力を表す行列である。 ${}^p\hat{\mathbf{Y}}_\Phi = [{}^p\hat{\mathbf{y}}_{\phi0}, \dots, {}^p\hat{\mathbf{y}}_{\phi M}]$ は基底関数によって推定された非監視設備群の消費電力を表す行列である。非監視設備群の推定消費電力は $\Phi {}^p\mathbf{w}_\phi$ または ${}^p\hat{\mathbf{y}}_{\phi0} + \dots + {}^p\hat{\mathbf{y}}_{\phi M}$ として計算できる。ここで重要なのは、非監視設備電力の推定値が毎日同じ形になっていることである。このようにして、建物の総消費電力の時系列データを、非監視設備群と各監視設備群の消費電力に分解して推定できる。仮に総消費電力推定値 ${}^p\hat{\mathbf{y}}$ を求めたい場合は、式(4.5)のように計算

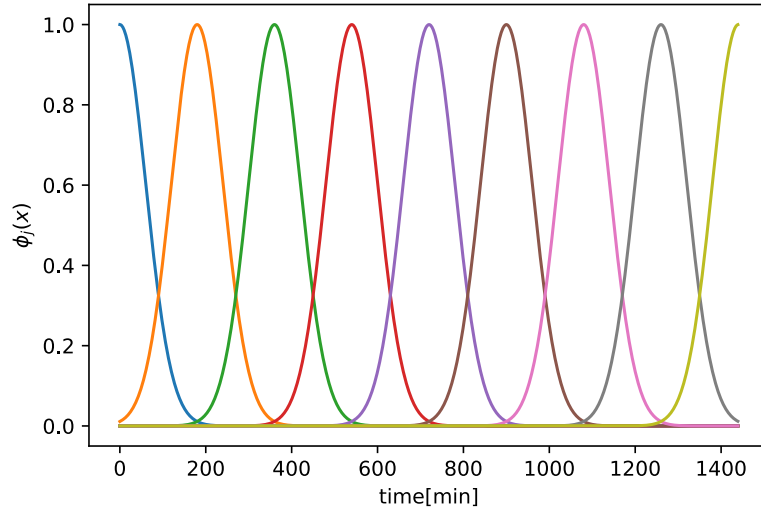


図 4.2: デイリールーチンに利用するガウス基底関数

すればよい。

$${}^P\hat{\mathbf{y}} = \begin{bmatrix} \mathbf{E} & \mathbf{\Phi} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} {}^P\mathbf{w}_e \\ {}^P\mathbf{w}_\phi \end{bmatrix} \quad (4.5)$$

実際の電力値とモデル推定値の差、すなわち残差 ε_p は $\varepsilon_p = \mathbf{y} - {}^P\hat{\mathbf{y}}$ となる。もし、ビルの総消費電力を非監視設備群と各監視設備群の消費電力へ単一日周期性基底関数では分解できないとすると、残差 ε_p にはその単一日周期性から乖離した成分が含まれると予想される。そこで、残差を含む非監視設備電力の推定値 ${}^P\hat{\mathbf{y}}_u$ を基底関数に残差 ε_p を加えたものと定義する (式 (4.6))。

$$\begin{aligned} {}^P\hat{\mathbf{y}}_u &= \mathbf{\Phi}^P \mathbf{w}_\phi + \varepsilon_p \\ &= \mathbf{\Phi}^P \mathbf{w}_\phi + \mathbf{y} - {}^P\hat{\mathbf{y}} \\ &= \mathbf{\Phi}^P \mathbf{w}_\phi + \mathbf{y} - \mathbf{E}^P \mathbf{w}_e - \mathbf{\Phi}^P \mathbf{w}_\phi \\ &= \mathbf{y} - \mathbf{E}^P \mathbf{w}_e \end{aligned} \quad (4.6)$$

したがって、残差 ε_p を含む非監視設備電力推定値 ${}^P\hat{\mathbf{y}}_u$ はビル全体の総消費電力実績値から監視設備の推定消費電力を引くことで算出が可能である。

4.2.2 階層型クラスタリングによる稼働パターンの抽出

ここでは非監視設備電力の推定値 ${}^u\hat{\mathbf{y}}$ を用いて、ビルが持つ複数の日周期パターンを抽出する手順について述べる。まず、非監視設備電力推定値の時系列データを1日ごとに切り出し、その波形同士で距離を計算する。距離の計算には Fast Dynamic Time Warping (FastDTW) を用いる [67]。FastDTW 法は波形間の位相ずれに強い DTW 法を高速化した方式である。ビルの電力データは毎日同じ動きをしていない。例えば、早朝の立ち上がりや夕方の立ち下りの時間にはばらつきがある。しかし、運用パターンを抽出するという1日単位の視点

では、そのような局所的な時間のばらつきは許容したほうがよい。そのため局所的な時間のばらつきに頑健な DTW 法を非監視設備電力推定値の時系列データへ適用する。距離の計算結果は時系列データの日数 N_d に応じて、 $N_d \times N_d$ の大きさの距離行列となる。

次に、距離行列を用いて日電力波形をいくつかのパターンに振り分ける。これはクラスタリングと呼ばれる処理である。今回は階層型クラスタリング（ユークリッド距離，Ward 法）を適用する [68]。階層型クラスタリングは任意の数のクラスタを得ることができる。言い換えれば、いくつかのクラスタに分割するかは外部から与える必要があることに注意が必要である。ビルの運用パターンを考えた場合、クラスタ数は少なくとも、平日 2 パターン、休日 1 パターンを想定して 3 以上とするのがよいと考える。

4.2.3 複数の日周期性を考慮したディスアグリゲーション

従来方式において日周期パターンが単一であると仮定していた部分を拡張して、複数の日周期パターンを考慮できるようにする。クラスタリングによって電力波形を分類すると、日付とクラスタ番号をペアにしたクラスタリング結果が得られる。その結果を one-hot 表現に書き換えると、その日付が当該クラスタに含まれるかどうかを 0 または 1 で表現できる。その 1 日 1 要素の列ベクトルを電力データのサンプリング単位（例えば 1 日あたり 48 コマ）と等しくなるようにしたものが \mathbf{c}_i である。このベクトル \mathbf{c}_i を対角行列にしたものがパターン選択行列 $\mathbf{S}_i = \text{diag}(\mathbf{c}_i)$ である。なお、選択行列 \mathbf{S}_i をすべて足し合わせると単位行列 \mathbf{I} になる（式 (4.7)）。

$$\mathbf{S}_1 + \mathbf{S}_2 + \dots = \mathbf{I} \quad (4.7)$$

このパターン選択行列 \mathbf{S}_i を利用して、式 (4.1) を拡張すると、式 (4.8) となる。基底関数行列 Φ がクラスタの数だけ定義され、それぞれ選択行列 \mathbf{S}_i が左からかけられている。

これにより、基底関数行列のうち、該当する運用パターンの日のみ値が残り、それ以外は 0 になる。つまり、基底関数行列が複数あっても干渉することはない。重み \mathbf{w}_ϕ も基底関数が増えた分に合わせて $\mathbf{w}_{\phi_{all}}$ へ拡張する。すなわち、式 (4.8) における $\mathbf{w}_{\phi_{all}}$ は、クラスタ数 C に対してスケールする $(C \times (M + 1)) \times 1$ の重みベクトルである。こうすることによって、非監視設備電力を監視設備電力と複数の独立した基底関数の和として表現できた。

$$\begin{aligned} \mathbf{y} &= \begin{bmatrix} \mathbf{E} & \mathbf{S}_1 \Phi & \dots & \mathbf{S}_C \Phi \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{w}_e \\ \mathbf{w}_{\Phi 1} \\ \vdots \\ \mathbf{w}_{\Phi C} \end{bmatrix} + \boldsymbol{\varepsilon}_c \\ &= \begin{bmatrix} \mathbf{E} & \Phi_c \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{w}_e \\ \mathbf{w}_{\phi_{all}} \end{bmatrix} + \boldsymbol{\varepsilon}_c \end{aligned} \quad (4.8)$$

重みベクトル $[\mathbf{w}_e, \mathbf{w}_{\phi_{all}}]^T$ は、式 (4.3) と同様に、疑似逆行列で用いて得ることができる（式 (4.9)）。

$$\begin{bmatrix} \mathbf{w}_e \\ \mathbf{w}_{\phi_{all}} \end{bmatrix} = \left(\begin{bmatrix} \mathbf{E} & \Phi_c \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} \mathbf{E} & \Phi_c \end{bmatrix} \right)^{-1} \begin{bmatrix} \mathbf{E} & \Phi_c \end{bmatrix}^T \mathbf{y} \quad (4.9)$$

総消費電力を設備ごとに分解した電力は決定された重みベクトル $[\mathbf{w}_e, \mathbf{w}_{\phi\text{all}}]^T$ と設備稼働率行列 $\begin{bmatrix} \mathbf{E} & \Phi_c \end{bmatrix}$ を用いて Eq.4.10 のように計算される。

$$\begin{bmatrix} \hat{\mathbf{Y}}_E & \hat{\mathbf{Y}}_\Phi \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{E} & \Phi_c \end{bmatrix} \text{diag}(\mathbf{w}_e, \mathbf{w}_{\phi\text{all}}) \quad (4.10)$$

ここで, $\hat{\mathbf{Y}}_E = [\hat{\mathbf{y}}_{e1}, \dots, \hat{\mathbf{y}}_{eN}]$ は, 監視設備の設備単位消費電力推定値を表す行列である。 $\hat{\mathbf{Y}}_\Phi = [\hat{\mathbf{y}}_{\phi0}, \dots, \hat{\mathbf{y}}_{\phi M}]$ は基底関数による非監視設備消費電力推定値の行列を表している。このとき, $\hat{\mathbf{y}}_{\phi0} + \dots + \hat{\mathbf{y}}_{\phi M}$ を計算することにより, 非監視設備群の推定消費電力を求めることができる。このようにして, 建物の総消費電力の時系列データを, 非監視設備群と各監視設備群の消費電力に分解して推定できる。

4.3 実験

4.3.1 実験対象

実験は図 4.3 に示すシステム構成の 8 階建てのオフィスの 2~7 階に対して行う。

それらのフロアに 94 台のビル用マルチエアコン室内機が設置されており, 合計 36 台の室外機に接続されている。室内機の稼働状態 (熱交換の有無) はビル管理システムで 1 分ごとに監視されている。同ビルにおいて, 非監視設備は照明と OA コンセントがある。監視設備である空調と非監視設備の消費電力は受電点で合計計量値として取得できる。なお, 本ビルは検証用として個別計量しており, 受電, フロア単位の設備, 特定フロアの個別設備が 30 分単位で計量されている。実験は 2018 年 4 月 1 日から 2019 年 3 月 31 日までのデータを用いた。空調と照明はスケジュール運転されておらず, またオフィスの執務者は外出頻度が低い環境である。フロアごとの空調機のスペックは, 表 4.1 に示すようにすべて同じである。最終的に, 監視対象設備数 N は 6, ガウス関数数 M は 9, ガウス関数 σ_j のパラメータは全て 60 分, サンプル数 T は 365×48 であった。

表 4.1: 空調設備の仕様

	Air-conditioning rated power (kW)	Air-conditioning area (m ²)
OU-2-x	42.26	726.02
OU-3-x	42.26	726.02
OU-4-x	42.26	726.02
OU-5-x	42.26	726.02
OU-6-x	42.26	726.02
OU-7-x	42.26	726.02

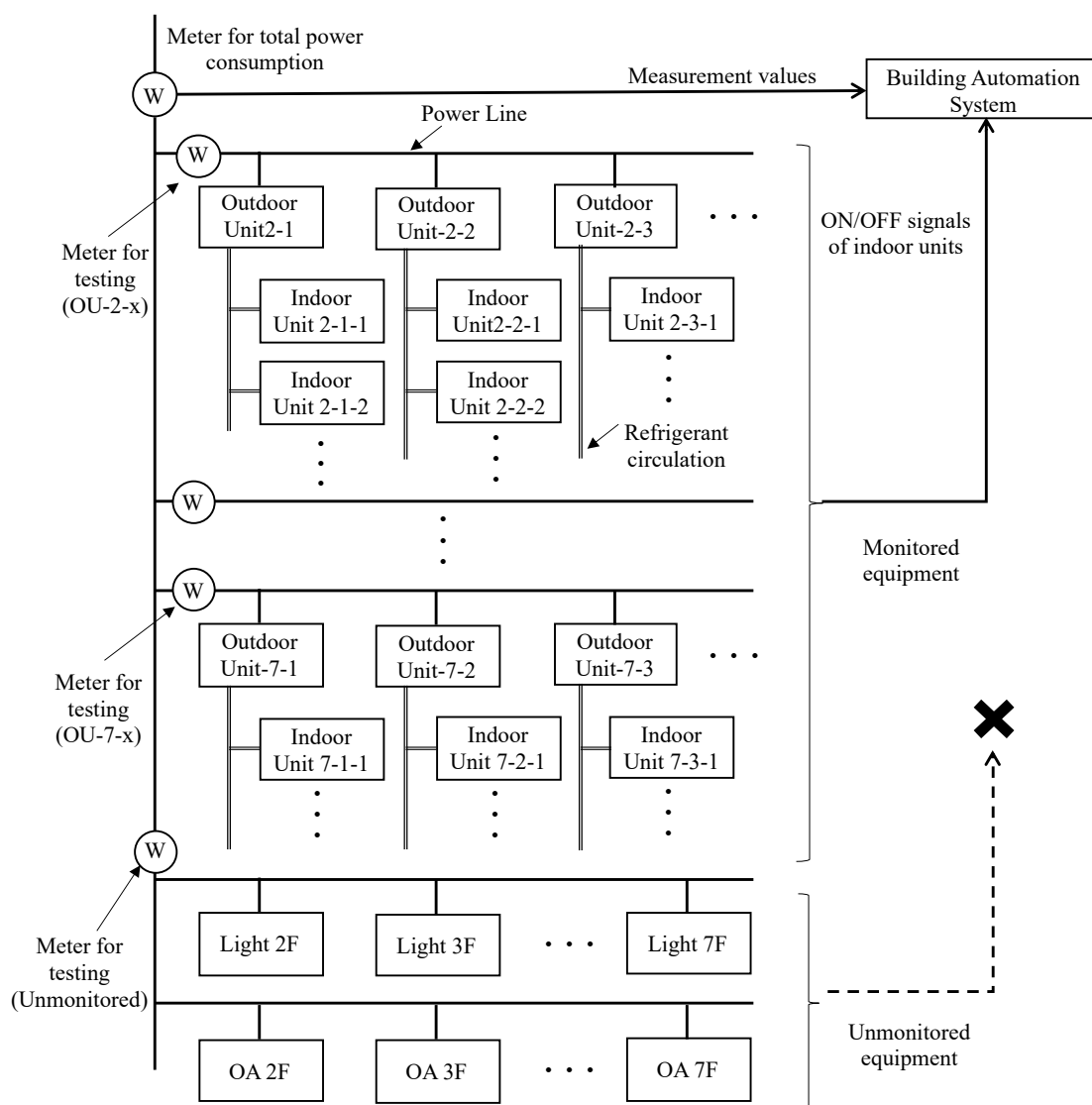
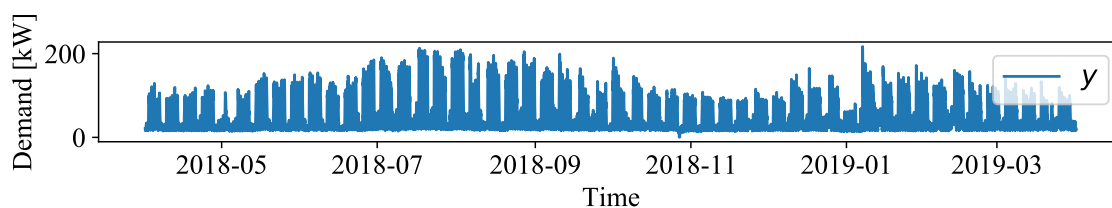


図 4.3: 実験に利用する設備配電系統

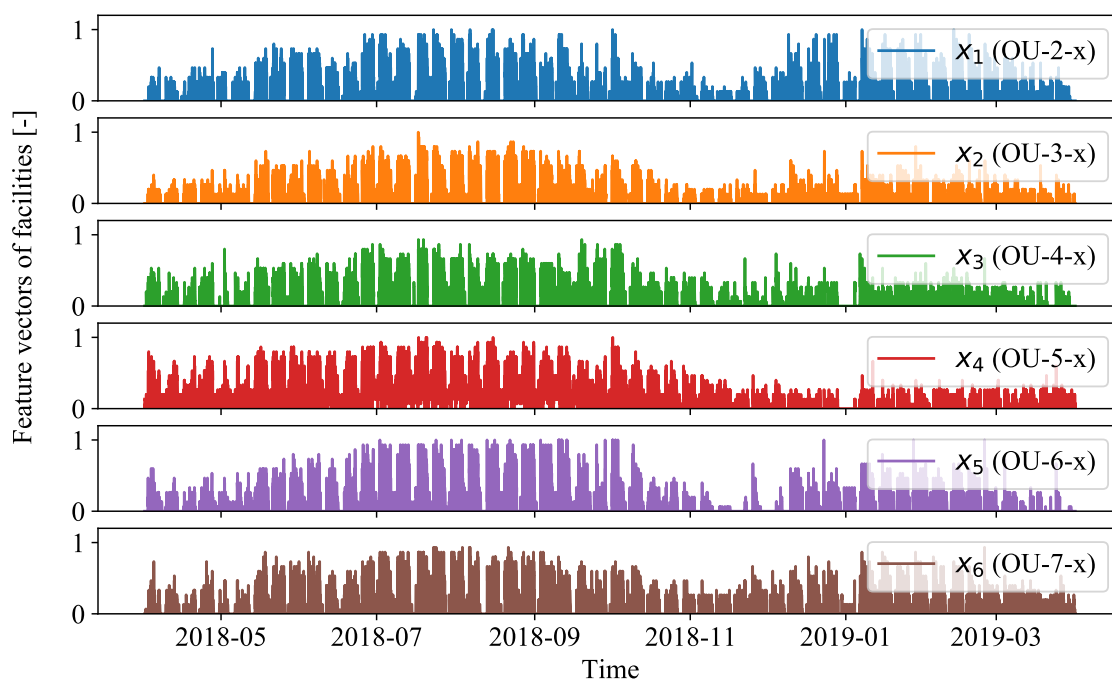
4.3.2 実験方法

実験データに対し、従来方式である単一の日周期性を持つ線形基底関数モデルを適用した場合と提案方式である残差クラスタリングによる前処理を施した線形基底関数モデルを適用する。クラスタリング数は3と設定した。検証用に個別計量した電力量データと分解した電力量データを比較することで、提案方式の有用性を示す。検証用の設備単位計量データが1フロア分しか得られないため、BASのデータから計算する設備負荷をフロアごとに集計したうえで、ディスアグリゲーション結果はフロア単位計量値と比較する(図4.4)。設備単位推定値はフロア単位推定値をさらに線形回帰することで分解できる。

提案方式の妥当性を示すため、従来方式と提案方式それぞれ、1日分を1単位とするDay



(a) 消費電力の合計実績値



(b) 空調室内機の熱交換状態実績値から計算した室外機単位の負荷

図 4.4: 実験に利用した入力データ

group k-Fold によって交差検証を行い評価指標を得る。なお、エネルギーデータは厳密に言えば時系列データであるものの、提案方式ではサンプル同士は独立であると定式化している。そのため、今回の交差検証では、検証データより未来のデータも含めてフィッティングしている。これは提案方式の主たるユースケースが未来の予測ではなく、入力データと同じ区間を分解することを目的としているためであり、妥当と考える。

4.3.3 実験結果

図 4.5 にディスアグリゲーション残差を用いた非監視設備消費電力推定値のクラスタリング結果を示す。当該クラスタに割り当てられた日の実測の非監視設備電力を併せて示した。今回はクラスタ数を 3 個と設定したが、おおむね非監視設備電力の推定値の大きさによって分かれていることがわかる。クラスタ 1 に着目すると、非監視設備電力実績値の大きい日が複数日含まれていることがわかる。クラスタ 2, 3 については残差による推定値と

実績が同じパターンになっている。

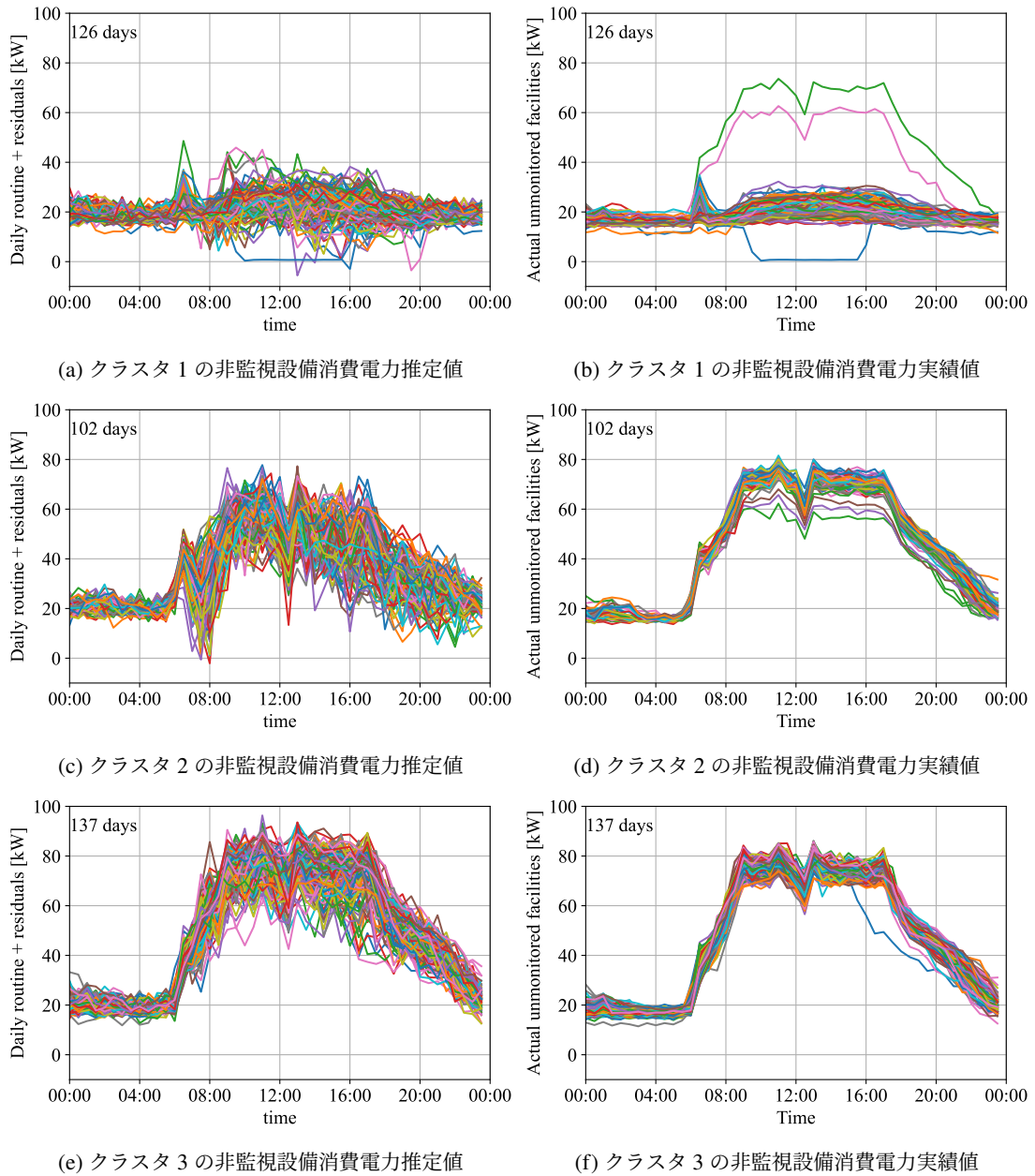


図 4.5: 前処理の回帰残差を利用した非監視設備電力推定値のクラスタリング結果と実績値の比較

図 4.6 は、従来法における 1 つの日周期と提案法における 3 つの日周期を示したものである。図 4.6 (a) は $\Phi^P w_\phi$ の計算を、(b)–(d) は Φw_{ϕ_1} , Φw_{ϕ_2} と Φw_{ϕ_3} の計算結果を示している。従来法では、非監視設備を表す日周期は 1 つだけであった。一方、提案方式では、クラスタごとに大きさの異なる 3 つのパターンの日を推定する。提案方式では、クラスタごとに大きさの異なる 3 つの日周期性を推定し、各クラスタの日周期性の大きさは図 4.11 に示した非監視設備の電力とほぼ同じになる。

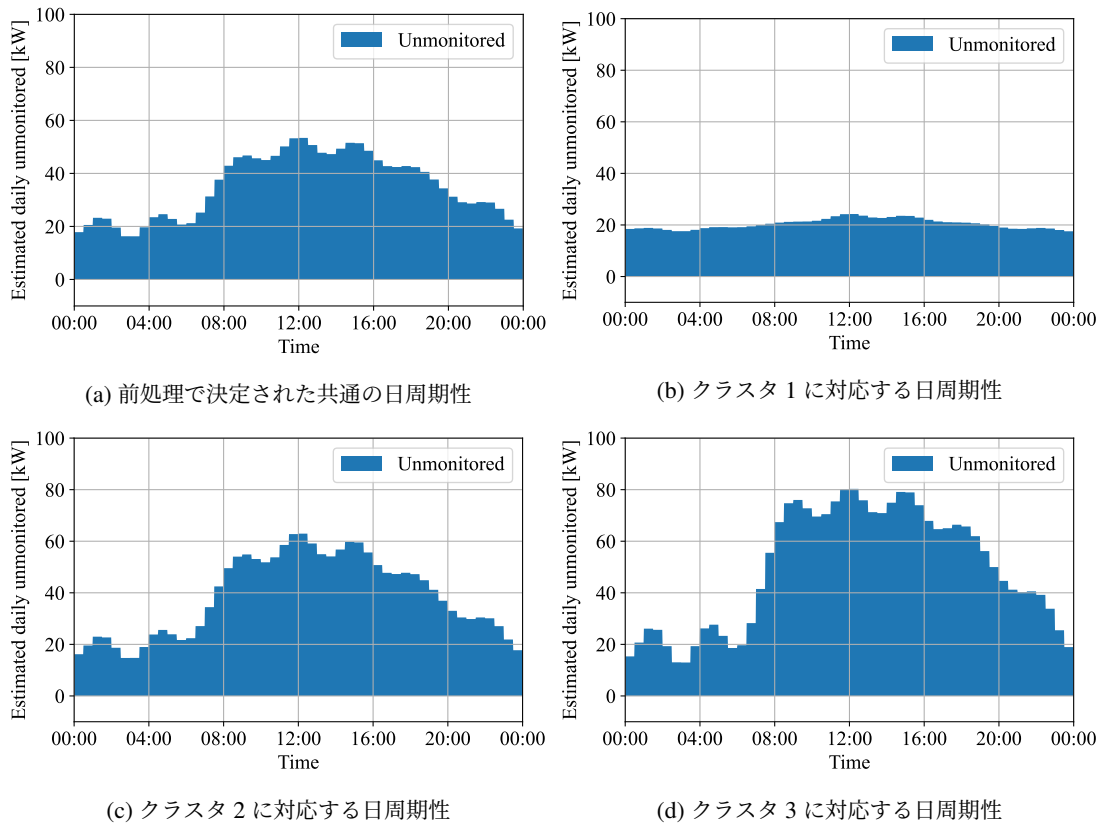
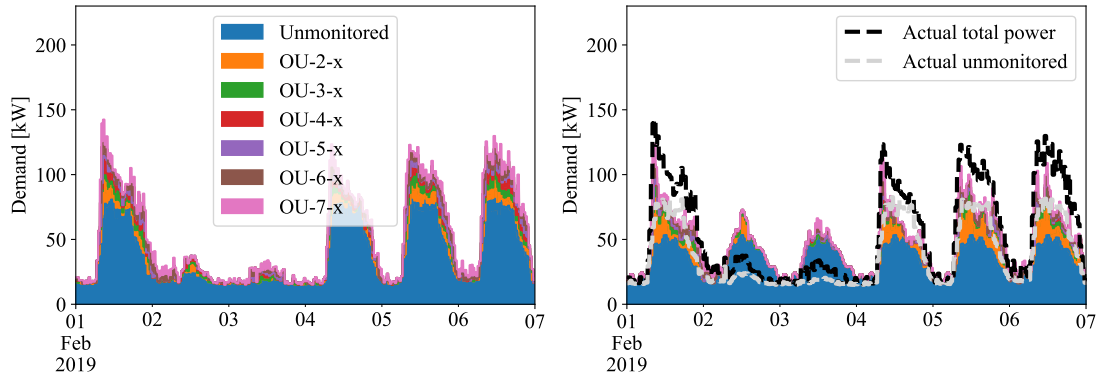


図 4.6: ガウス基底関数を用いて推定されて非監視設備電力のデイリールーチン

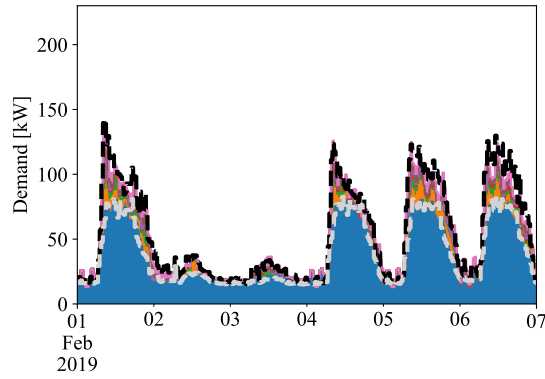
図 4.7 は、冬期の 6 日間の分解結果を積み上げグラフで表示したものである。図 4.8 は、夏期の 6 日間の分解結果を積み上げグラフで表示したものである。図 4.9 は、中間期の 6 日間の分解結果を積み上げグラフで表示したものである。比較のために、消費電力の内訳実績、従来方式 (= 前処理) によるディスアグリゲーション結果も併せて示した。従来方式の内訳結果は、式 (4.4) の結果である $P\hat{Y}_E$ と $P\hat{Y}_\Phi$ を使って描かれている。従来方式では、休日を含む非監視設備の消費電力は需要が少ないときでも同一であると仮定していた。従来方式では、需要が少ない休日であっても非監視設備によって電力消費があると推定されていたが、提案方式では平日と休日によって非監視設備電力が変化していることを捉え、非監視設備電力推定値の合計が実測値に追従していることがわかる。表 4.2 には、決定された重みパラメータ [kW] と、比較のために室外機ごとの実際の最大消費電力 [kW] を示した。設備消費電力は線形モデルで定義しているの、重みパラメータは設備が 100% の負荷で動作していた場合の消費電力を表す。従来方式では、5 階の室外機グループ「OU-5-x」の重みが非常に小さいと推定された。しかし、提案方式では、他の階の空調機群と同程度の重みがあると推定された。一方、「OU-2-x」と「OU-3-x」の重みは従来法と提案法であまり差がなく、実際の消費電力最大値よりも大きくなっている。

Fig.4.10 は個別消費電力推定結果とそれぞれの実績値との比較である。比較にあたり平均



(a) 実績値 (冬期)

(b) 従来方式 (冬期)



(c) 提案方式 (冬期)

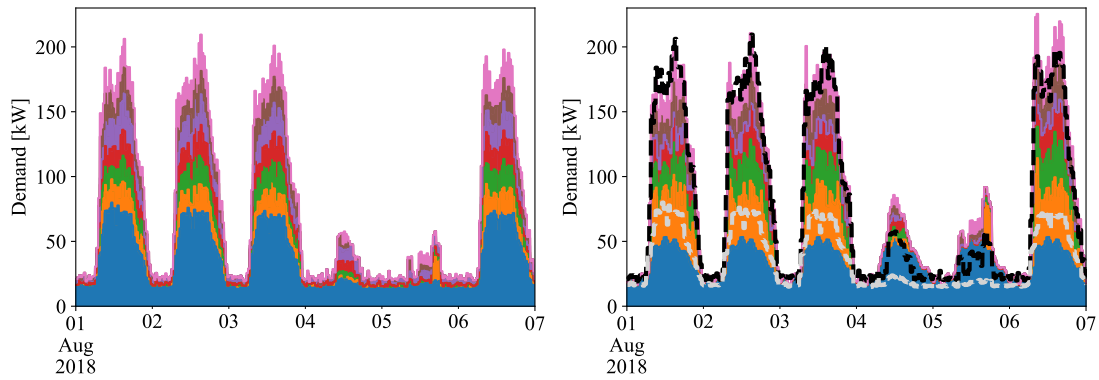
図 4.7: 電力需要の設備単位分解結果と実績値の例 (冬期)

絶対誤差 (MAE) と二乗平均平方根誤差 (RMSE) を選択した。MAE の定義は式 (4.11), RMSE の定義は式 (4.12) に示す。電力の測定単位は 30 分であるが, 状態信号のサンプリングと同じ予測測定単位である 1 分へアップサンプリングして評価した。誤差率は RMSE を実際の設備消費電力の最大値で割ったものとして式 (4.13) に定義した。計算した結果は Fig.4.10(c) を示す。従来方式では, OU-5-x の誤差が提案方式の誤差の半分となり, 大幅に大きくなっている。提案方式では, 他の階では誤差が若干小さくなるものもあれば, 大きくなるものもある。建物全体で平均をとると, MAE, RMSE, 誤差率のすべて指標で従来方式に比べて提案方式の性能が改善している。

$$\text{MAE}_i = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T |y_i(t) - \hat{y}_i(t)| \quad (4.11)$$

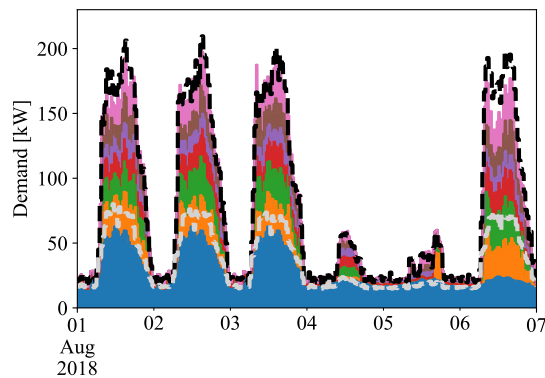
$$\text{RMSE}_i = \sqrt{\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (y_i(t) - \hat{y}_i(t))^2} \quad (4.12)$$

$$\text{Error rate}_i(\%) = \frac{\text{RMSE}_i}{\max(y_i(t))} \times 100 \quad (4.13)$$



(a) 実績値 (夏期)

(b) 従来方式 (夏期)



(c) 提案方式 (夏期)

図 4.8: 電力需要の設備単位分解結果と実績値の例 (夏期)

また、消費量の割合も重要な評価指標である。図 4.11 は、監視対象設備の 1 年間のエネルギー消費量の内訳を円グラフで示したものである。従来方式では OU-5-x のエネルギー消費量が実績値よりかなり少なく見積もられているのに対し、提案方式では実績と近い割合になっている。図 4.12 と図 4.13 は、それぞれ従来法と提案法による分解値と実測値の MAE と RMSE を表している。提案方式の MAE と RMSE はともに従来方式より低い値を示している。図 4.14 は非監視設備の複数周期性を考慮した場合の残差プロットである。残差プロットとは、横軸に回帰モデルの予測値を取り、縦軸に残差をプロットしたグラフである。回帰モデルの残差は一様であることを仮定しているため、残差プロットとしては偏りのない上下対称の分布になることが期待されている。単一日周期性利用の場合では上下に対称ではない分布となっている。一方で、複数日周期性利用の提案手法では上下対称の分布へ変わり、残差のヒストグラムも 0 付近へ収束していることがわかる。

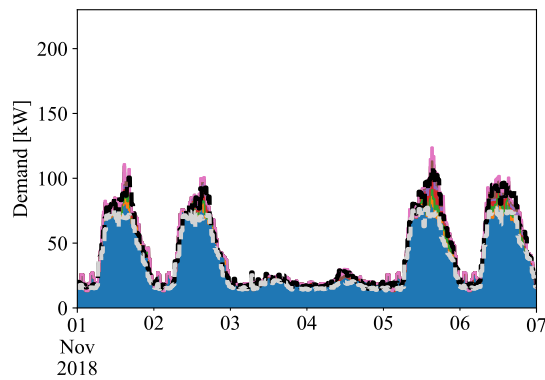
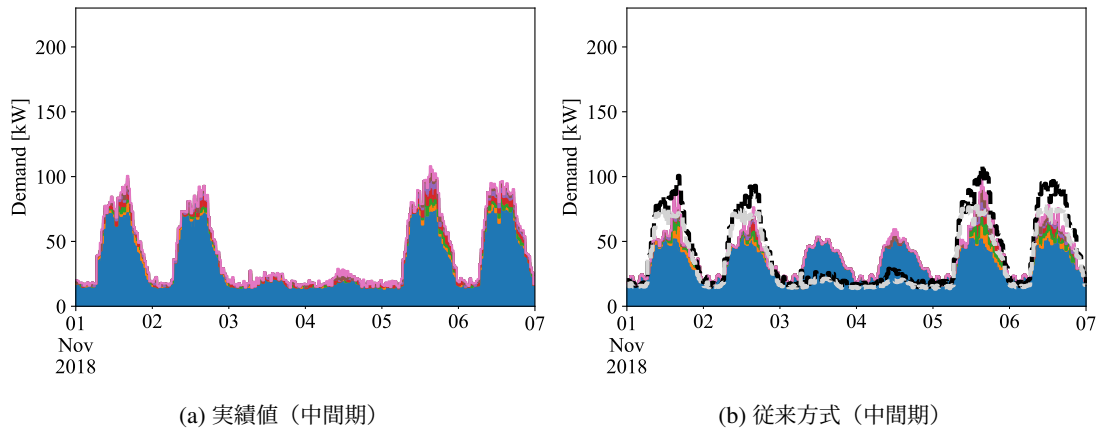


図 4.9: 電力需要の設備単位分解結果と実績値の例 (中間期)

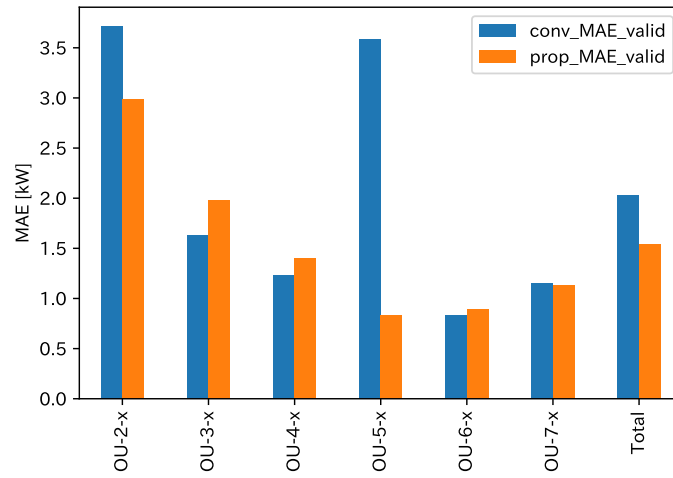
表 4.2: 学習で得られた重みパラメータ

	Conv. and Preprocessing p_w (kW)	Proposed w_e (kW)	Max of actual (kW)
OU-2-x	86.82	74.18	38.00
OU-3-x	59.77	63.58	32.00
OU-4-x	48.78	47.18	42.00
OU-5-x	4.91	31.45	39.40
OU-6-x	40.30	42.10	40.00
OU-7-x	43.78	42.76	36.00

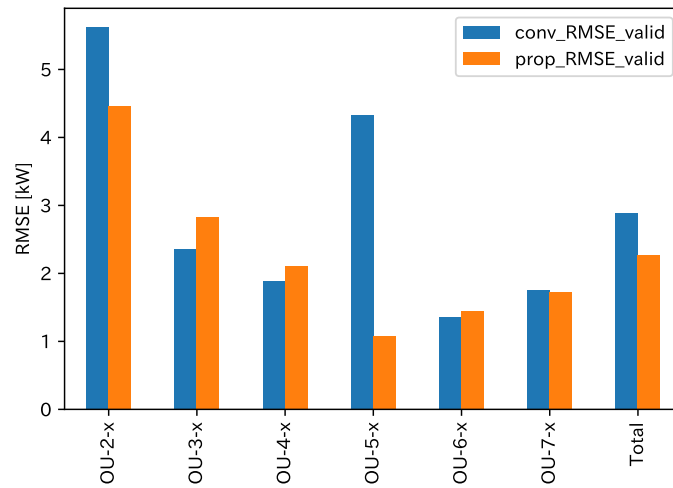
4.4 考察

4.4.1 残差による非監視設備電力の推定精度

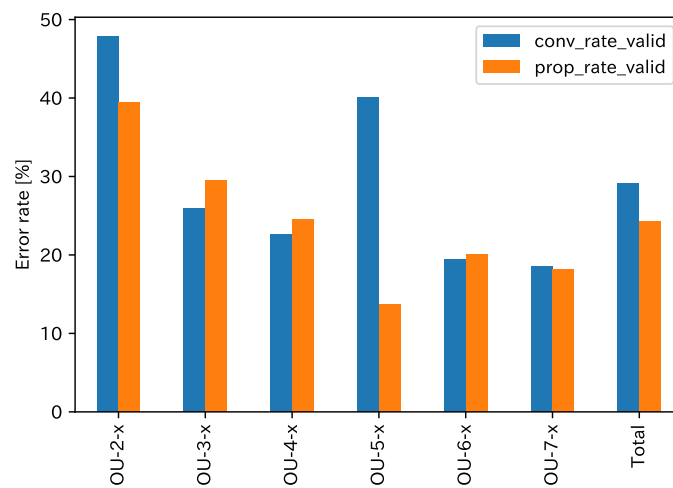
仮説通り、残差から非監視設備電力と相関のある成分を抽出し、図4.7～図4.9に表示した結果からも明らかなように、非監視設備電力と相関のある成分を抽出できた。しかし、実



(a) MAE



(b) RMSE



(c) 誤差率

図 4.10: Day group k-fold cross-validation を用いたときの分解電力に対する性能指標

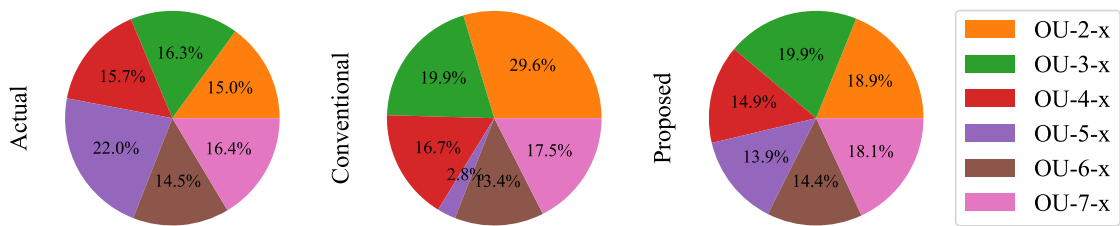


図 4.11: 期間エネルギー消費割合について分解結果と実績値で比較

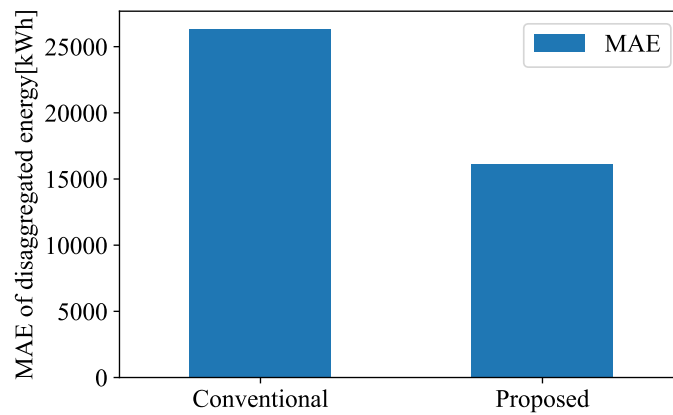


図 4.12: 既存方式と提案方式で分解された年間消費エネルギーを MAE で比較

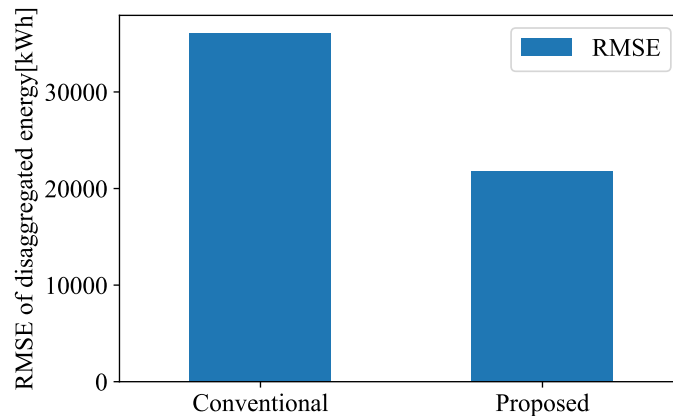


図 4.13: 既存方式と提案方式で分解された年間消費エネルギーを RMSE で比較

測値を確認すると残差の示すパターンとは異なるパターンと判断される日が数日あった。残差 e は、式 (4.6) で示されるように、基底関数による監視電力と非監視電力の回帰誤差の混合物である。そのため、監視対象設備の消費電力の回帰誤差によっては、残差 e が本来よりも大きくなったり小さくなったりすることがある。この問題を解決するためには、監視対象設備の状態をより正確に評価するか、本研究で線形と仮定した監視対象設備の消費電力量のモデルを見直す必要があると思われる。

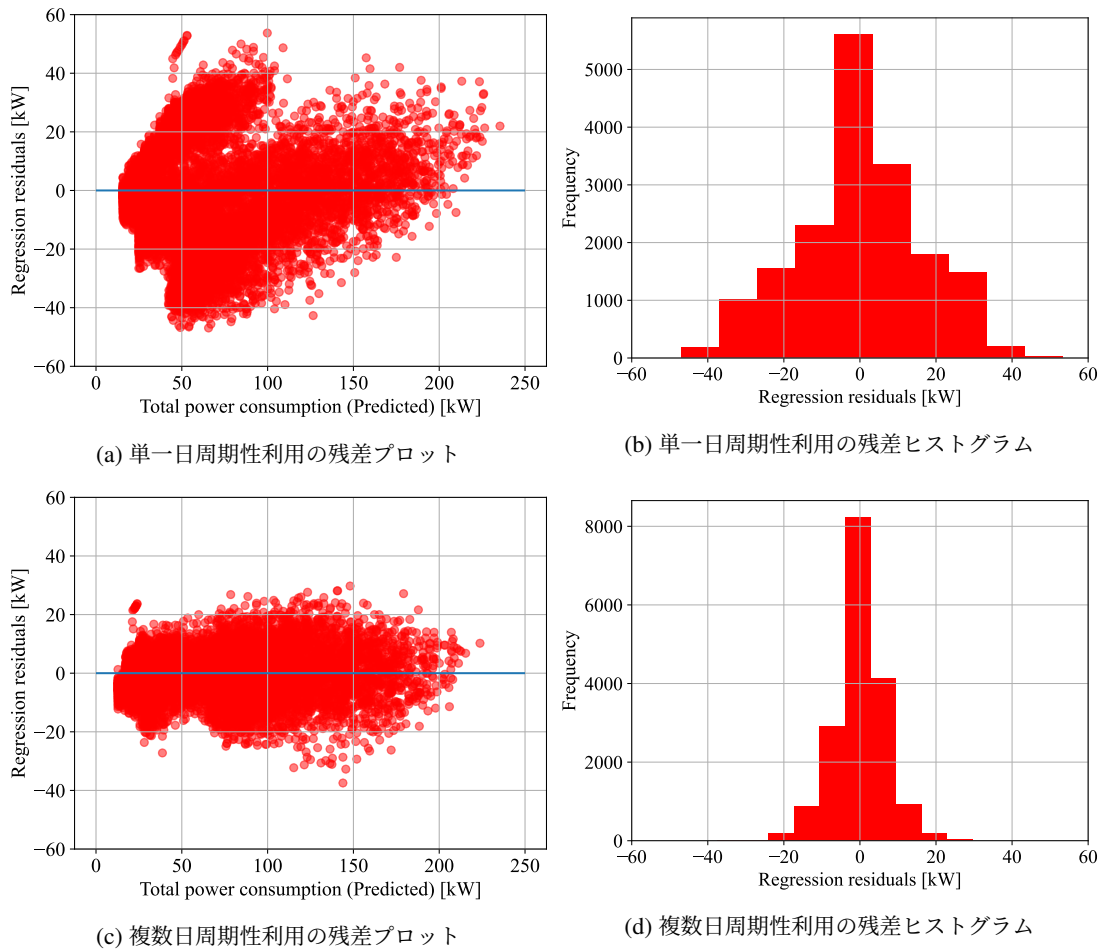


図 4.14: 複数日周期性を考慮した場合の残差プロット

4.4.2 日周期パターンのためのクラスタリング数

クラスタリング結果に関連する非監視設備電力の実績値を確認したところ、主な日周期パターンの大きさは、20kW、60~80kW、50~80kWであった。50~60kWと70~80kWのクラスタへ分類し直すことで、さらに精度を向上させることができると考えられる。4.4.1節で述べたように、非監視設備電力の推定精度に対する残差の影響が問題となる。クラスタ数を4つ以上に増やすことで、クラスタの日周期パターンのばらつきを小さくできる。一方、クラスタ数を無制限に増やすと、1組の基底関数の回帰に用いるデータが減少するため、最適なクラスタ数の決定が課題として残る。また、図 4.5(d)に見られるように、クラスタリング結果が不適切になることも問題である。これについては、距離行列の作成方法を含め、よりロバストなクラスタリング方式を選択することがポイントになると考えている。

4.4.3 設備単位電力の推定精度

提案方式の精度は、従来方式に比べて単位消費電力量の推定に優れているが、課題も残されている。図 4.8 (c) に示すように、8月のような冷房需要の多い日の非監視設備電力が実際の電力より少なく推定され、推定設備電力が実際の量より多くなっている。このように、需要の多い日の推定誤差が大きいと、エネルギー管理に不可欠な消費時期の誤差も大きくなってしまふ。一方、2月は暖房需要があるものの、図 4.7(c) に示すように、非監視設備電力の推定値が実測値に追従している。2月と8月の非監視設備の消費電力実績は約 80kW であった。この結果は、前処理で異なるクラスターに割り振られたことを示している。したがって、クラスターリングの結果によって推定精度が大きく異なるため、クラスターリングアルゴリズムの選定が肝要である。

4.4.4 設備単位エネルギーの推定精度

図 4.11 に示すように、従来法における OU-5-x のエネルギー消費量は実績値より大幅に少ないことがわかる。これは、表 4.2 に示すように、従来法の OU-5-x の重量が 4.91kW と他のシステムの重量より小さいためである。これに対し、提案方式の OU-5-x の重みは 31.45kW で、実際の最大出力 39.40kW とほぼ同じであり、提案方式により改善されたことがわかる。一方、OU-2-x と OU-3-x の重みは従来法と提案法であまり差がなく、実際より大きくなっている。これは、本来、非監視設備の電力として扱うべき分が、OU-2-x、OU-3-x に割り当てられているためと思われる。これは残された課題であると考えられる。

4.5 章まとめ

建物の合計電力にビル管理システムの非監視設備電力が含まれる場合に有用な電力需要分解方法を提案した。ビルの電力需要分解においてビル管理システムの非監視設備は無視できない。そして非監視設備電力は、必ずしも単一の日周期性では表現できないという課題がある。この問題を解決するために、単一の日周期性を仮定した分解を前処理として行い、その回帰残差をクラスターリングすることで、運用カレンダー情報を必要としない、複数の日周期性に対する高精度な電力需要分解方法を提案した。ただし、最適なクラスター数を決定するためには、さらなる研究が必要である。実験は実オフィスビルを利用し、照明とコンセント電力を非監視対象設備とした。前処理から得られた回帰残差を3個のクラスターへ分類すると、非監視設備の電力を表していることが得られた。非監視設備の電力を複数の日周期性に分類し、消費電力を監視設備単位に分解することで、従来方式よりも精度の高い分解が可能になった。また、非監視設備の電力には日周期性と季節傾向が含まれるため、季節傾向を考慮することでさらに精度を向上させることが可能である。提案方式

は、従来方式と同じ入力データで実施できるため、従来方式に代わるエネルギー管理改善のための幅広い応用が可能である。これにより、これまでコストの問題でエネルギー管理に取り組めなかった多くの既存ビルにおいて、設備ごとの消費電力情報を容易に取得することが可能となり、効率的な省エネルギーに貢献することが期待される。

第5章

非監視設備が持つ季節性トレンドを考慮した電力需要構造の分解

本章では、ビルの非監視設備が季節性トレンドを持つ場合に対応するため、外気温ベクトルを導入してより高精度に内訳推計する技術について述べる。5.1節では、季節性トレンドを考慮して需要構造を分解する方式の概要と目的について説明する。5.2節では、季節性トレンドを考慮して需要構造を分解する場合の定式化について述べる。5.3節では、季節性トレンドを考慮して需要構造を分解する実験について述べる。5.4節では、実験で得られた結果について考察する。5.5節では、本章で述べたことをまとめる。

5.1 研究概要と目的

第4章ではビルの非監視設備が複数の運用パターンを持っている場合、その運用パターンを認識して需要構造を分解する方式を述べた。しかしビルの運用パターンは同一であっても、季節や外気温によって非監視設備の消費電力は変化することが考えられる。それは、空調設備も非監視設備の中に含まれる場合があるためである。そのような状況に対応する方式をここでは提案する。提案方式は、従来方式 [69] を拡張したものであるため、まず従来方式を簡単に説明し、次に拡張部分を説明する。図 5.1 に提案方式のフローチャートを示す。

5.2 定式化

5.2.1 複数日周期性を考慮したディスアグリゲーション

従来のディスアグリゲーションは線形回帰モデルに基づいていた。しかし、線形回帰モデルでは、BASの非監視の設備電力を定数で表現するしかないという問題があった。そこで、ガウス関数を重ね合わせた基底関数を用いて、この問題を解決した。さらに、分解結果の残差のパターンを認識することで、監視データを週末と平日など運用パターンが異なるいくつかのクラスターに分類できた。そのクラスリング結果に基づいて基底関数を切り替

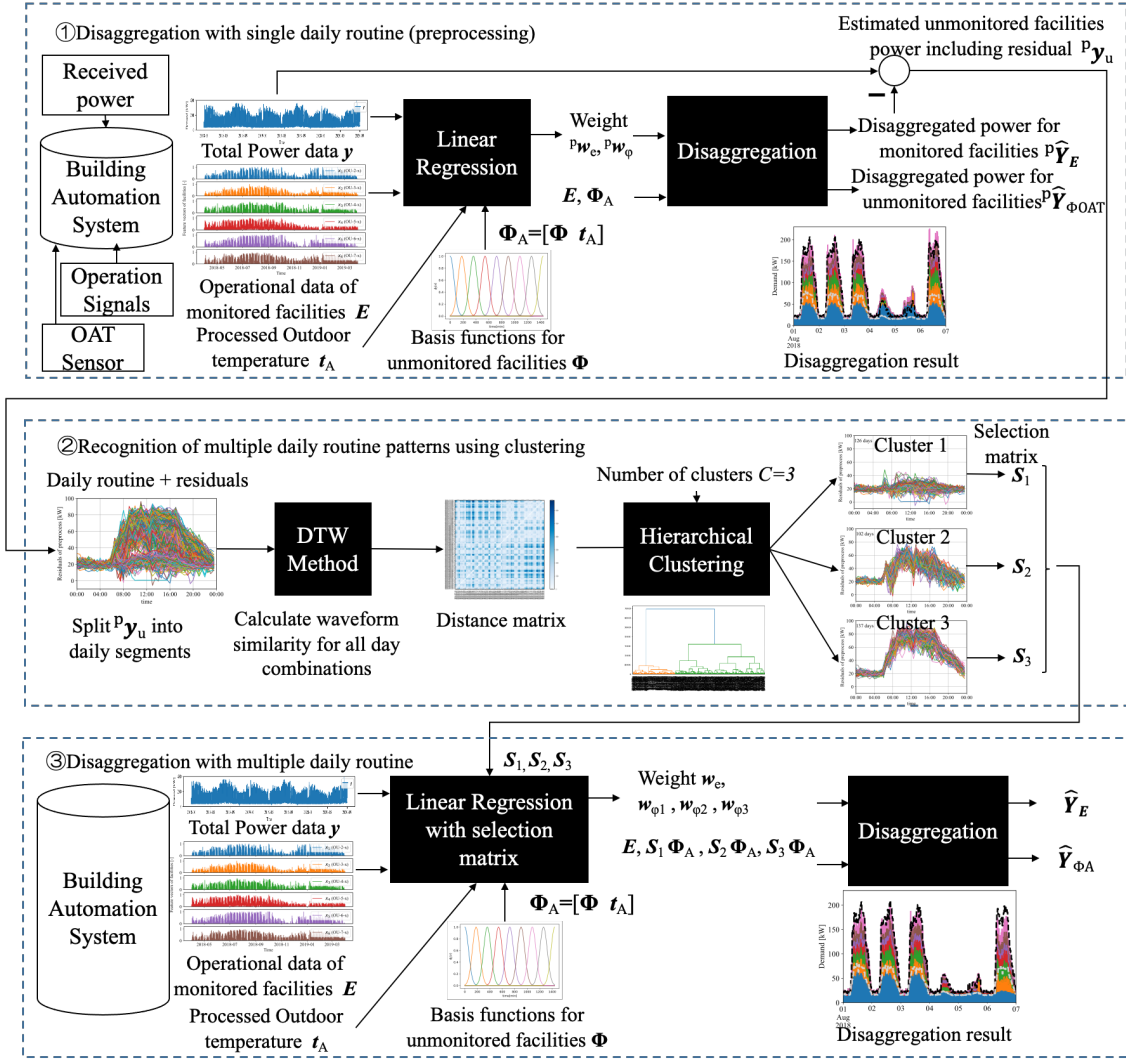


図 5.1: 提案方式のフローチャート

えることで、さらにディスアグリゲーションの精度が向上した。以下では、従来方式を数式を用いて説明する。

まず、建物の総消費電力のは式 (5.1) で表される。

$$\mathbf{y} = [\mathbf{E} \quad \Phi] \begin{bmatrix} w_e \\ w_{\phi} \end{bmatrix} + \varepsilon \quad (5.1)$$

ここで \mathbf{y} は建物全体の消費電力 [kW] の時系列ベクトルである。 \mathbf{E} は BAS が監視している空調設備などの運転負荷信号の行列である。ただし、運転負荷信号は 0 から 1 に正規化されている。 Φ は、BAS の非監視設備の消費電力を表現する基底関数行列である。バイアス項ベクトル $\mathbf{1}$ とガウス基底関数ベクトルを用いて $\Phi = [\mathbf{1}, \phi_1(t), \phi_2(t), \dots, \phi_M(t)]$ と定義する。基底関数ベクトルは式 (5.2) で示されるガウス関数である。

$$\phi_j(t) = \exp\left(-\frac{(t - \mu_j)^2}{2\sigma_j^2}\right) \quad (5.2)$$

各ガウス関数は、24時間で出現位置が異なるように設計している。ガウス関数の幅を同じにし、毎日同じ位置にピークを持つように基底関数ベクトルを拡張することで、日周期性を持たせることが可能であった。重み $[\mathbf{w}_e, \mathbf{w}_\phi]^T$ は擬似逆行列により式 (5.3) のように決定できる。

$$\begin{bmatrix} \mathbf{w}_e \\ \mathbf{w}_\phi \end{bmatrix} = [\mathbf{E} \quad \Phi]^+ \mathbf{y} \quad (5.3)$$

次に、建物の非監視設備電力推定値 $\hat{\mathbf{y}}_u$ は \mathbf{w}_e と設備運転負荷行列 \mathbf{E} を用いて式 (5.4) のように計算できる。

$$\hat{\mathbf{y}}_u = \mathbf{y} - \mathbf{E}\mathbf{w}_e \quad (5.4)$$

実際の非監視設備電力が単一周期性を示さない場合、回帰残差を含む $\hat{\mathbf{y}}_u$ には単一周期性から乖離した成分が含まれることを仮定している。基底関数行列は日周期性を仮定しているため、 $\Phi\mathbf{w}_\phi$ は毎日同じ電力パターンを持つことになる。しかし、非監視設備電力推定値 $\hat{\mathbf{y}}_u$ は回帰残差を含むため、毎日同じ電力パターンにならない。

そこで、非監視設備電力推定値 $\hat{\mathbf{y}}_u$ を利用して、複数のビルの日周期運用パターンを取得する。ビルの運用パターンを認識するために、非監視設備電力推定値を24時間単位で電力波形に分割し、これらの波形の類似度を算出する。類似度の算出には、高速DTW法を用いた。その類似度行列に階層型クラスタリングを適用すると、平日と休日を含む3つの運用パターンが得られる。つまり、限られた稼働データから建物の稼働カレンダーを得ることができたのである。同じ運転パターンの日を抽出し、実態に近い重みを決定するために \mathbf{S}_i を作成した。選択行列は、出力する部分のみを1とした対角行列である。選択行列をすべて足し合わせて単位行列とする。

得られた選択行列を用いて、式 (5.1) を式 (5.5) に拡張し、複数の日周期性を考慮して再度ディスアグリゲーションする。

$$\begin{aligned} \mathbf{y} &= [\mathbf{E} \quad \mathbf{S}_1\Phi \quad \cdots \quad \mathbf{S}_C\Phi] \begin{bmatrix} \mathbf{w}_e \\ \mathbf{w}_{\Phi 1} \\ \vdots \\ \mathbf{w}_{\Phi C} \end{bmatrix} + \varepsilon_c \\ &= [\mathbf{E} \quad \Phi_c] \begin{bmatrix} \mathbf{w}_e \\ \mathbf{w}_{\phi \text{all}} \end{bmatrix} + \varepsilon_c \end{aligned} \quad (5.5)$$

このように、非監視設備電力に対応する基底関数部分の成分が増加し、関数の近似能力が向上している。また、式 (5.6) に示すように、重みパラメータ $[\mathbf{w}_e, \mathbf{w}_{\phi \text{all}}]^T$ は式 (5.3) と同じ方法で算出できる。

$$\begin{bmatrix} \mathbf{w}_e \\ \mathbf{w}_{\phi \text{all}} \end{bmatrix} = [\mathbf{E} \quad \Phi_c]^+ \mathbf{y} \quad (5.6)$$

建物の総消費電力の内訳は、設備運用負荷行列 $[\mathbf{E} \quad \Phi_c]$ と重みパラメータの対角行列 $[\mathbf{w}_e, \mathbf{w}_{\phi \text{all}}]^T$ を用いて式 (5.7) のように算出した。

$$[\hat{\mathbf{Y}}_E \quad \hat{\mathbf{Y}}_\Phi] = [\mathbf{E} \quad \Phi_c] \text{diag}(\mathbf{w}_e, \mathbf{w}_{\phi \text{all}}) \quad (5.7)$$

5.2.2 季節性を持つ非監視設備の考慮

BAS の非監視設備に空調などの季節性のある設備が含まれる場合を考慮し、基礎関数を拡張して外気温成分を追加する。空調の稼働率は夏と冬で大きくなることを考慮し、中央値が0になるように外気温計測ベクトルの絶対値をとり、式(5.8)のように夏と冬で値が大きくなるように設計した。なお、外気温ベクトルは0から1まで正規化している。

$$t_A = |t_{OAT} - \text{median}(t_{OAT})| \quad (5.8)$$

ここで、 t_{OAT} はBASまたは近隣の気象台が観測した $T \times 1$ 外気温度ベクトルである。得られた t_A をガウス基底関数行列 Φ と組み合わせて Φ_A を式(5.9)として定義する。外気温成分ベクトルもクラスタリングで得られた運転パターンごとに重みを決定する必要がある。これは、非監視設備の消費電力は季節性だけでなく運用パターンの違いによっても影響も受けることが考えられるためである。そこで、従来方式で Φ を使用していた箇所をすべて Φ から Φ_A に置き換えることで、非監視設備の季節性を考慮することとした。

$$\Phi_A = [\Phi \quad t_A] \quad (5.9)$$

5.3 実験

5.3.1 実験対象

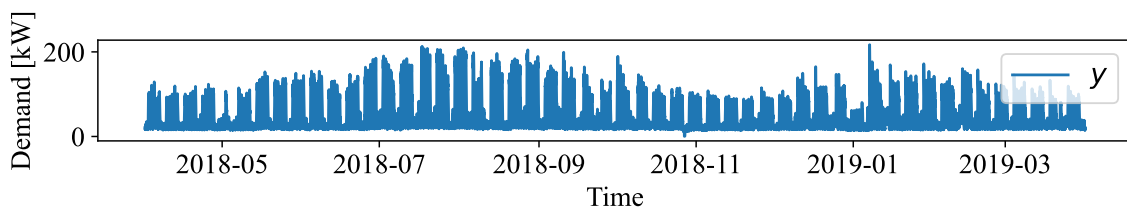
実験は、BASに接続された36台の空調機を持つオフィスビルの2階から7階で行われた。非監視設備は、照明とOA機器などのコンセント負荷である。外気温度は建物内に設置された温度計から取得した。実験に使用した1年間のデータを図5.2に示す。空調機の状態は各階ごとに集計し、各階の空調設計は同一である。5階以外のフロアはオフィスとして使用し、5階の1/3はサーバールームと実験室として使用している。

5.3.2 実験方法

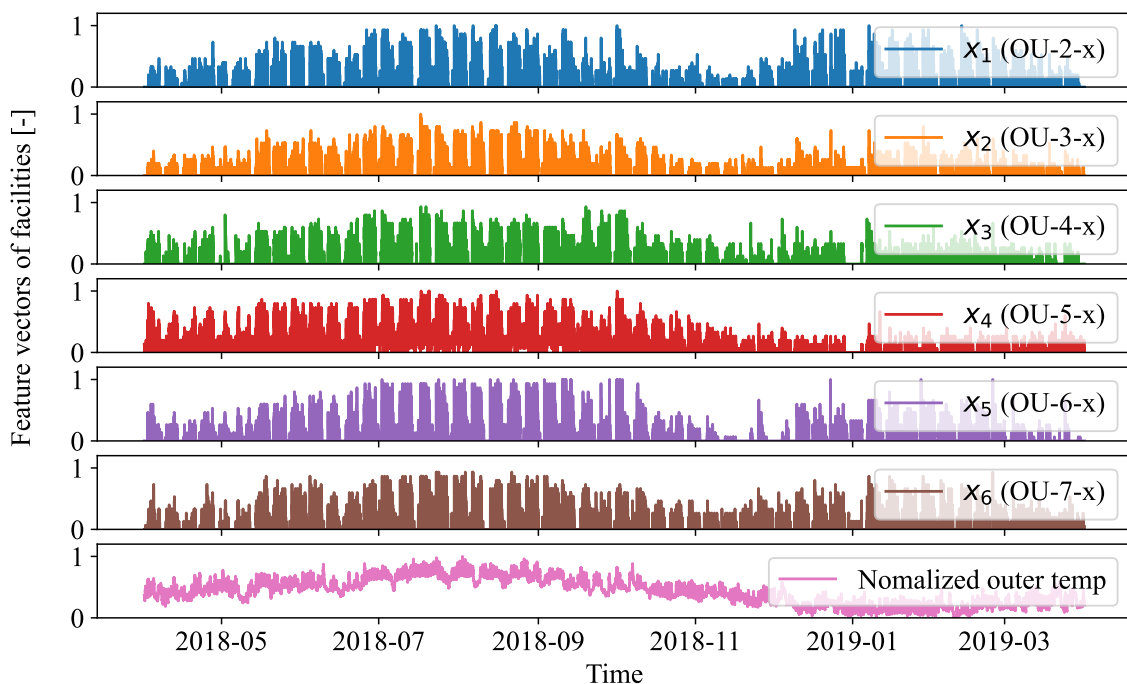
非監視設備に季節性がある場合を模擬するため、各階の空調機を非監視設備に含め、実験ケース1~6を表5.1に示す。比較のため、従来方式として外気温度を含まないディスアグリゲーション方式を使用した。

5.3.3 実験結果

実験の結果、提案方式は従来方式よりも各設備の消費電力を適切に推定できることが確認された。図5.3は、従来方式と提案方式を用いた分解消費電力と実際の設備消費電力のRMSE (Root Mean Squared Error) を示したものである。いずれの場合も、提案方式のRMSE



(a) 消費電力の合計実績値



(b) 空調室内機の熱交換状態実績値から計算した室外機単位の負荷

図 5.2: 実験に利用した入力データ

表 5.1: 実験ケースの詳細

	Monitored	Unmonitored
Case 1	OUs excluding OU-2	Light + Plug load + OU-2
Case 2	OUs excluding OU-3	Light + Plug load + OU-3
Case 3	OUs excluding OU-4	Light + Plug load + OU-4
Case 4	OUs excluding OU-5	Light + Plug load + OU-5
Case 5	OUs excluding OU-6	Light + Plug load + OU-6
Case 6	OUs excluding OU-7	Light + Plug load + OU-7

は従来方式の RMSE よりも低くなっている。RMSE は式 (5.10) に示すように監視対象設備ごとに計算し、最後に全監視設備の平均値を求めた。

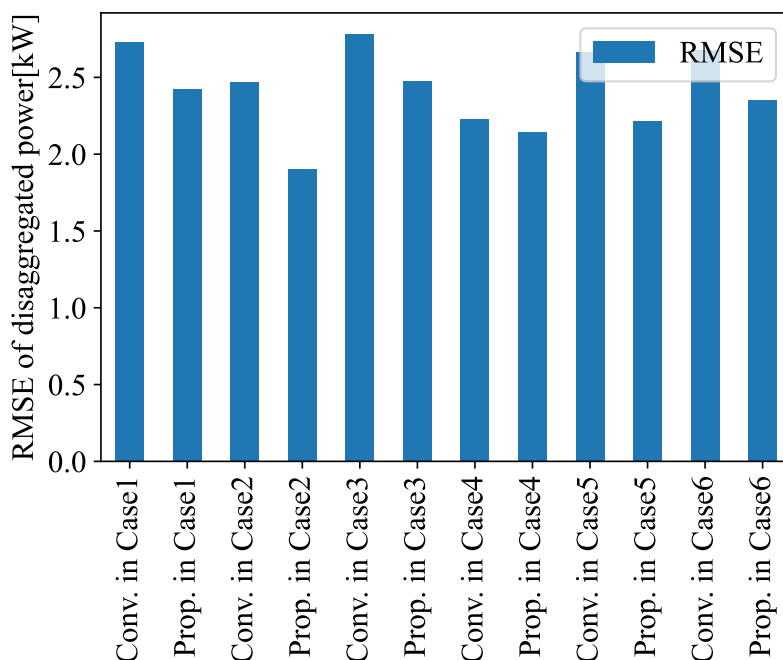


図 5.3: 従来方式と提案方式の分解消費電力の RMSE の値

$$\text{RMSE}_i = \sqrt{\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (y_i(t) - \hat{y}_i(t))^2} \quad (5.10)$$

Case 4 では、5 階の空調を非監視設備に含めているため、RMSE の改善度は他のケースより低い。表 5.2 は、Case 1 と Case 4 の分解により得られた重みパラメータである。Case 1 の外気温由来ベクトルの重みは負の値であり、非監視設備電力の推定値を小さくするように作用している。なお、外気温由来ベクトルの導入により、監視対象設備の重みも変化している。

図 5.4～図 5.7 にディスアグリゲーションの一例を示す。従来方式と提案方式では、ディスアグリゲーション結果に若干の差異がある。実績と比較すると、夏場の非監視設備の推定電力が小さくなっている。一方、冬場はほとんど差がない。図 5.8 は外気温由来ベクトルを導入したときの残差プロットである。

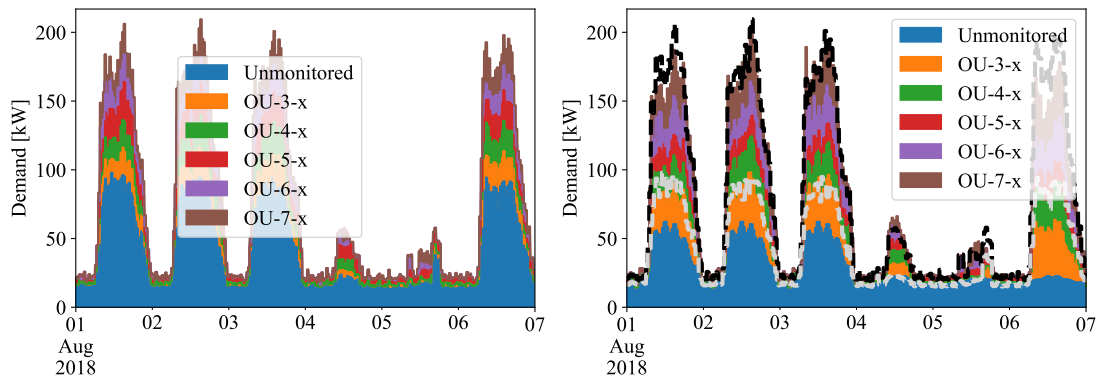
5.4 考察

5.4.1 分解精度が向上する場合としない場合の違い

Case 4 の非監視設備に 5 階の空調設備が含まれたときに提案方式の精度向上がわずかであった理由について考察する。表 5.3 にはそれぞれのケースの非監視設備電力と外気温由

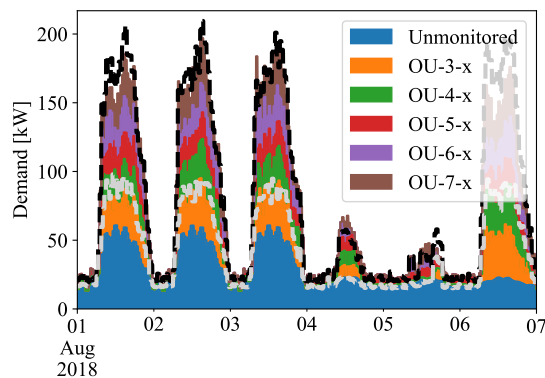
表 5.2: 計算された重みパラメータ

	Case1 Conv. (kW)	Case1 Prop. (kW)	Case4 Conv. (kW)	Case4 Prop. (kW)	Max of actual (kW)
OU-2	-	-	50.68	51.92	38.00
OU-3	70.57	67.14	58.78	58.50	32.00
OU-4	48.72	51.90	49.13	46.72	42.00
OU-5	27.77	36.00	-	-	39.40
OU-6	49.42	46.05	42.19	39.95	40.00
OU-7	52.56	47.36	42.66	41.44	36.00
t_{A1}	-	1.98	-	0.94	-
t_{A2}	-	-1.25	-	8.74	-
t_{A3}	-	-17.2	-	9.69	-



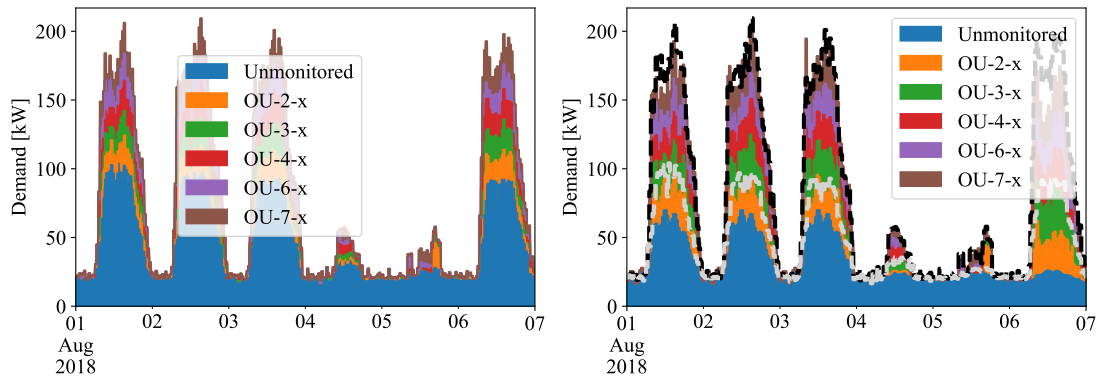
(a) 実績値 (Case 1 夏期)

(b) 従来方式 (Case 1 夏期)



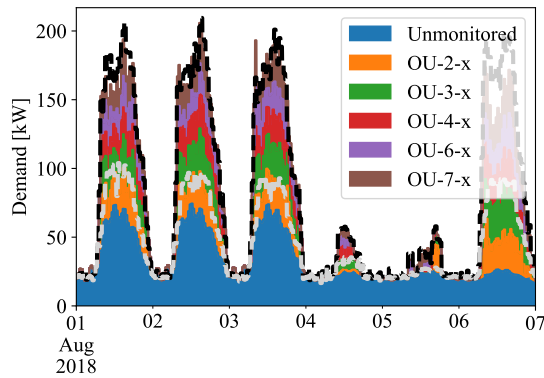
(c) 提案方式 (Case 1 夏期)

図 5.4: 時系列設備消費電力実績値と分解結果の例 (Case 1 夏期)



(a) 実績値 (Case 4 夏期)

(b) 従来方式 (Case 4 夏期)



(c) 提案方式 (Case 4 夏期)

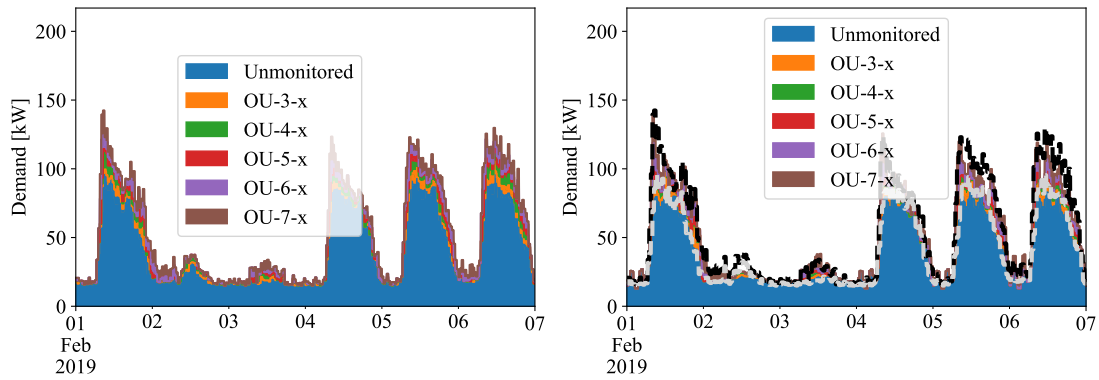
図 5.5: 時系列設備消費電力実績値と分解結果の例 (Case 4 夏期)

来ベクトルの相関係数を示す。図 5.9 にはそれぞれのケースの非監視設備電力と外気温由来ベクトルの偏相関係数行列をヒートマップとして示す。Case 4 のみ他の Case と異なっていることが読み取れる。

表 5.3: 非監視設備電力と外気温由来ベクトルの相関係数

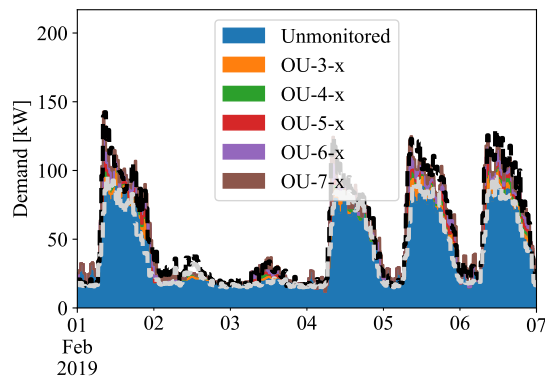
	Correlation
Case 1 (Light + Plug load + OU-2)	0.307354
Case 2 (Light + Plug load + OU-3)	0.316470
Case 3 (Light + Plug load + OU-4)	0.189071
Case 4 (Light + Plug load + OU-5)	-0.034862
Case 5 (Light + Plug load + OU-6)	0.274604
Case 6 (Light + Plug load + OU-7)	0.310777

図 5.10 は、設備運転行列と外気温由来ベクトルから、それぞれ季節トレンドを抽出した結果のグラフである。ここでトレンド分解を用いて分析する理由は、設備稼働行列は土日や平日などのパターンがあり、外気温由来のベクトルと直接比較できないからである。



(a) 実績値 (Case 1 冬期)

(b) 従来方式 (Case 1 冬期)



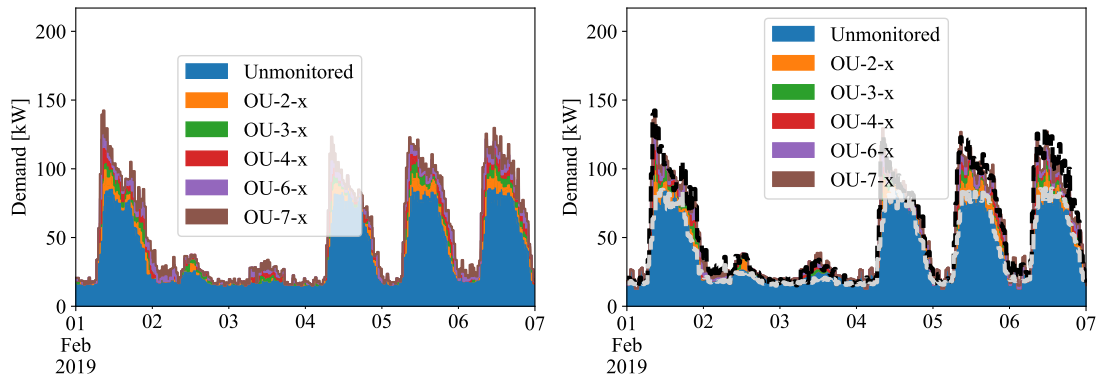
(c) 提案方式 (Case 1 冬期)

図 5.6: 時系列設備消費電力実績値と分解結果の例 (Case 1 冬期)

5階の空調負荷は、夏場は他の階より高いが冬場は他の階より若干低く、ほぼ横ばいという特徴がある。5階にはサーバールームがあるため、夏場は他の階よりも冷房需要が高く、冬場はサーバーの排熱により暖房が不要になっていると考えられる。一方、外気温由来ベクトルは夏と冬にピークを持つように設計されており、5階の空調の運転条件と完全に一致してはいない。今回は、非監視設備に季節性があることを前提に、外気温由来成分を基底関数として扱ったが、季節ごとに成分を分けて定義することで、さらなる改善が期待できると考える。

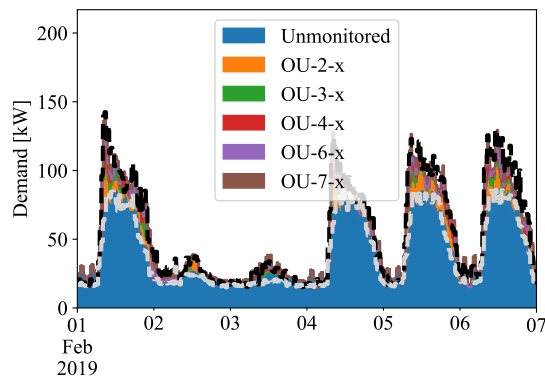
5.5 章まとめ

BASのデータを用いて建物の電力を分解する場合、BASに含まれる非監視設備を無視できない。従来の方法では、周期性を持ったガウス基底関数が非監視設備の消費電力を決定すると仮定していたが、実際の非監視設備の電力は日周期性だけでなく、季節性もあるため、非監視設備の消費電力を決定できない。そこで、容易に求めることができる外気温度を基底関数に加える方法を提案した。実際の建物を用いたケーススタディを行い、提案方



(a) 実績値 (Case 4 冬期)

(b) 従来方式 (Case 4 冬期)



(c) 提案方式 (Case 4 冬期)

図 5.7: 時系列設備消費電力実績値と分解結果の例 (Case 4 冬期)

式を用いることで、従来方式よりも分解精度を向上できることを確認した。しかし、外気温由来のベクトルを用いて基底関数を設計することには問題が残り、限られたケースにのみ有効であることがわかった。今後は、クラスタ数を増やした場合の違いや、外気温由来のベクトルを季節ごとに分割した場合の効果について検討する必要がある。

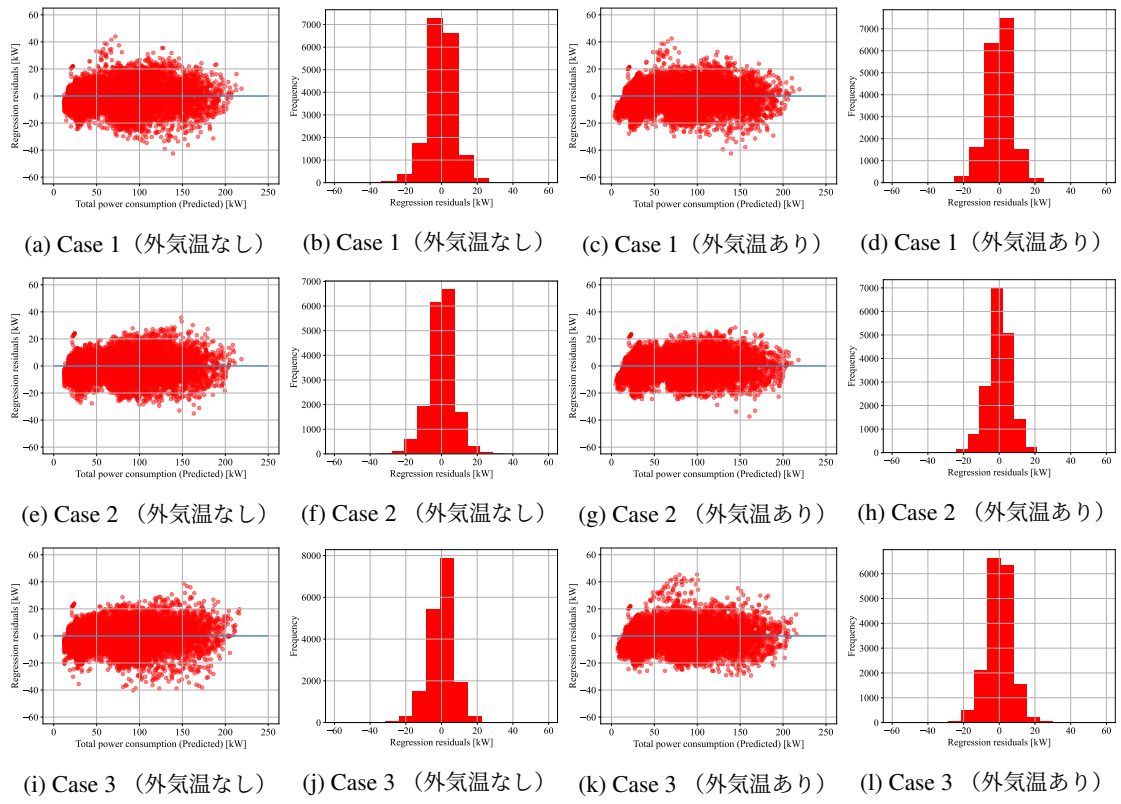


図 5.8: 外気温を考慮した場合の残差プロット

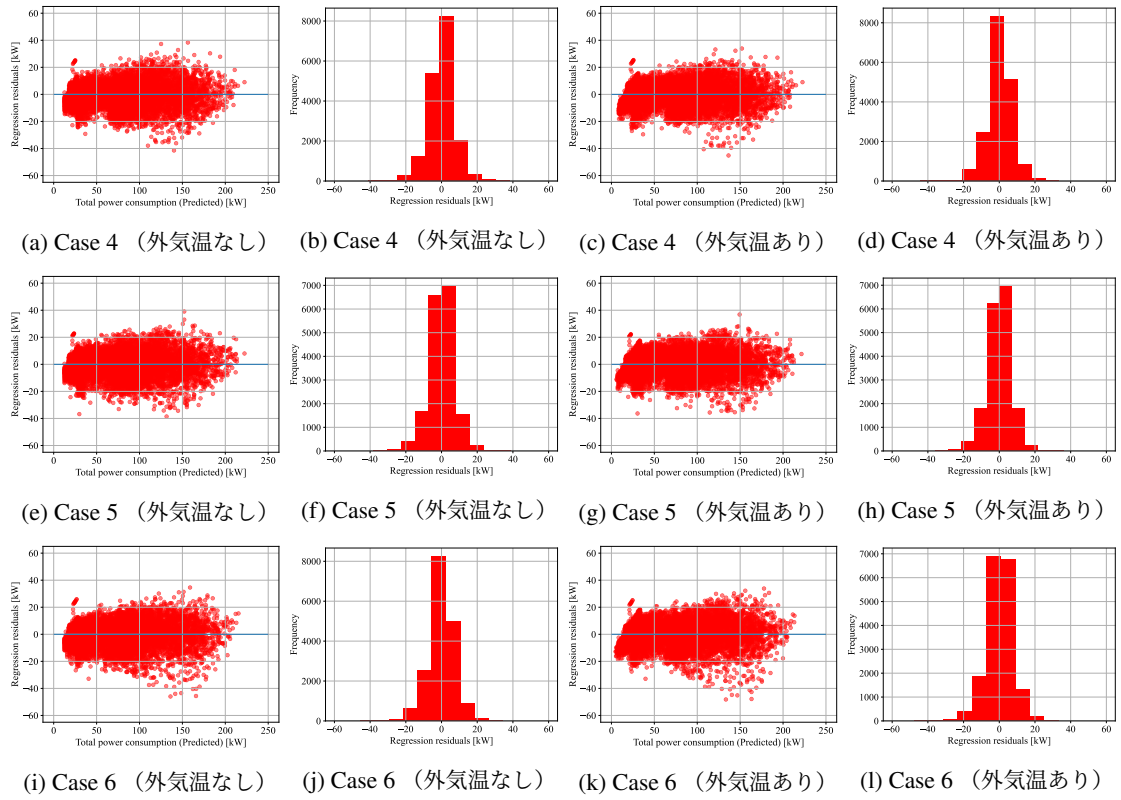


図 5.8: 外気温を考慮した場合の残差プロット (続き)

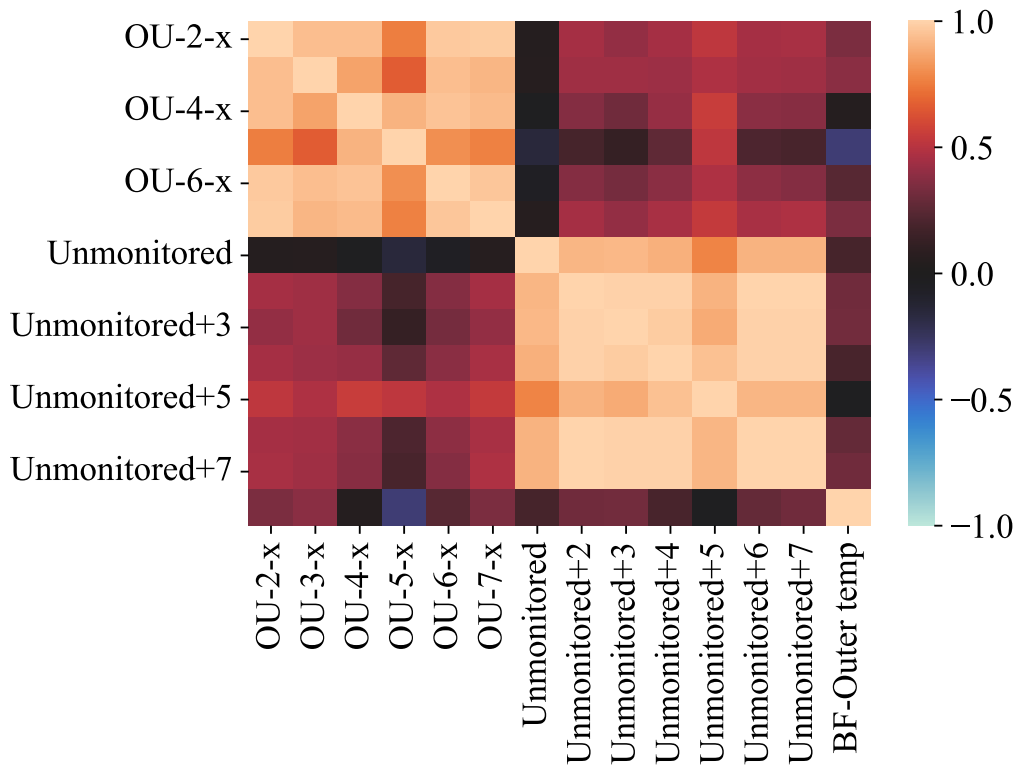


図 5.9: 非監視設備電力と外気温度由来ベクトルとの相関係数行列のヒートマップ

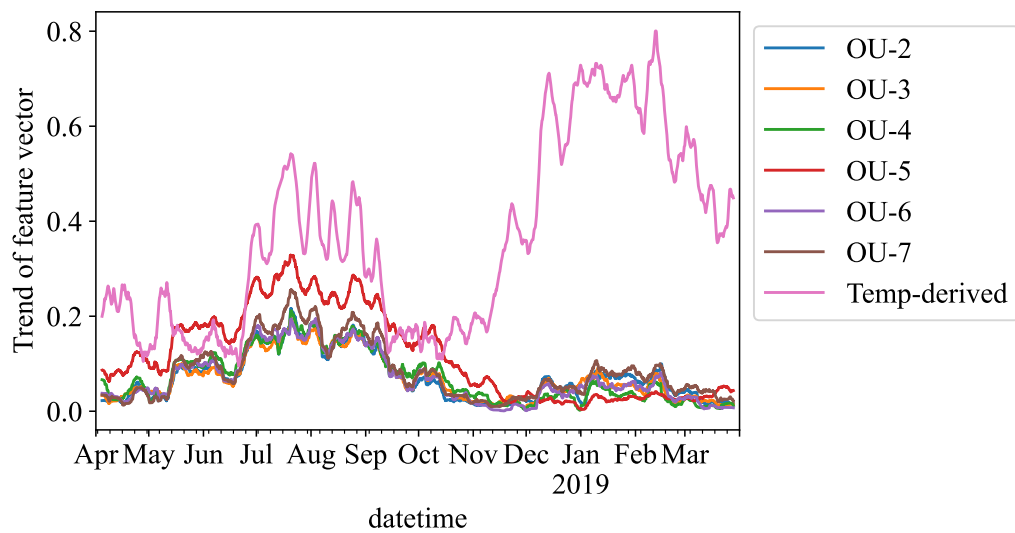


図 5.10: 監視設備状態行列と外気温由来ベクトルのトレンド分析結果

第6章

非監視設備と在室人数を考慮した電力需要構造の分解と推計への応用

本章では、内訳推計の過程で獲得した設備デマンド寄与度を用いて計測期間外の電力需要を積み上げ推計に利用できることについて述べる。平常時だけでなくビルの在室人数が変化する非日常時を予測することを考慮し、在室人数ベクトルの導入方法についても述べる。6.1節では、在室人数を考慮した需要構造の分解とその予測方式の概要と目的を説明する。6.2節では、需要構造を推計する際の定式化について述べる。6.3節では、需要構造を推計する実験について述べる。6.4節では、実験で得られた結果について考察する。6.5節では、本章で述べたことをまとめる。

6.1 研究概要と目的

本章では、既設ビルの平常時の設備運用データと在室人数データからビルの電力需要構造をモデル化し、そのモデルに基づいて非日常時の電力需要を積み上げ推計する方法を提案する。その提案方式をオフィスビルの運用データへ適用し、その有用性を示す。具体的には平日の運用データから設備稼働や在室人数がビル全体の電力需要へ与える影響を数値化したデマンド寄与度を求めておき、そのデマンド寄与度を利用して設備稼働や在室人数が平日よりも減少した場合のシナリオを適用することで、当該シナリオ日の電力需要を精度よく推計できる方式を報告する。提案する非日常電力需要推定方式を利用すれば、追加のセンサ設置や設備情報の調査が不要となり、コストをかけずに非日常の需要を推計できるようになる。これは、既設ビルに追加で創蓄設備を導入してレジリエンス性を高める場合の最適容量設計に有用である。

ビルの電力需要はビル内の電気設備の消費電力の積み上げであるから、すべての設備の定格消費電力とその負荷状態がわかればモデル化できる。そして、平常時、非常時を問わず負荷状態を想定したシナリオを設計すれば電力需要の推計は可能である。しかし、ビル内にあるすべての設備の定格消費電力や平常時の稼働・負荷状態を調べ上げて、それら設備の稼働・負荷状態シナリオを設計するのは現実的に困難である。そこでビル管理システ

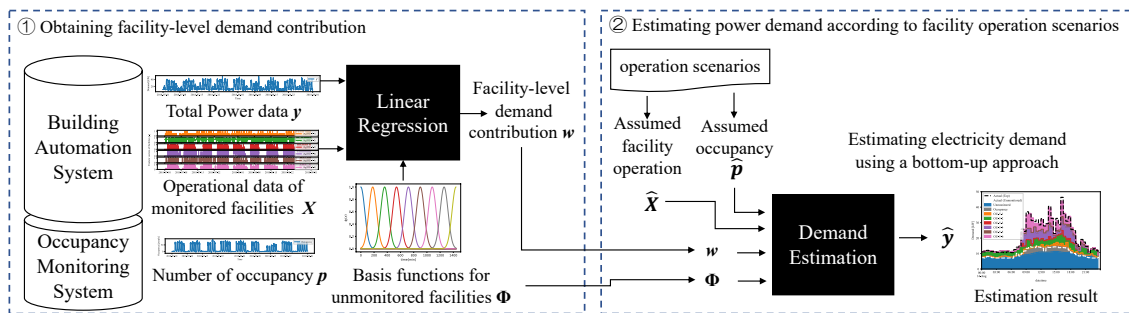


図 6.1: 提案方式のフローチャート

ム (Building Automation System : BAS) の蓄積データと入退室管理システムの履歴データを活用することで、設備の定格消費電力や平常時の負荷状態を調べ上げる手間を省き、ビル全体の電力需要構造をモデルする。ただし、BAS はビル内のすべての設備を監視しているわけではないため、その非監視設備の扱いが課題となる。そこで、非監視設備の日周期性を考慮した消費電力の内訳推定技術 [66] を拡張する。本方式はディスアグリゲーションとも呼ばれ、需要の内訳を分析するために利用されていたが、本論文はその方式を応用して、非日常時の電力需要を予測・外挿できないかという点を試みるものである。

図 6.1 は提案方式の流れである。まず、ディスアグリゲーションを用い、設備単位のデマンド寄与度を獲得する。設備単位のデマンド寄与度とは、その設備の稼働によってビル全体の需要電力がどの程度増加するかを表す値であり、見かけの定格消費電力である。この見かけの定格消費電力を BAS の蓄積データから獲得できるため、定格消費電力の現地調査が不要となる。さらに、本論文では、BAS が得られる設備稼働データに加えて在室人数データもビルの稼働状態を表す変数に含め在室人数に関するデマンド寄与度を求める。これは在室人数によって大きく変化するコンセント電力が通常 BAS で監視されていないことと、出社制限といった BCP シナリオを表現するためである。このようにして得られた設備デマンド寄与度と在室人数デマンド寄与度に対応するシナリオを定義して、ビルの総需要を積み上げ推計する。

6.2 定式化

6.2.1 設備デマンド寄与度の求め方

設備デマンド寄与度を求めるために、日周期性線形基底関数を適用したディスアグリゲーション方式 [66] について説明する。この方式は、ビル内に BAS で監視できていない設備があった場合に、それら非監視設備の消費電力が日周期性を持つと仮定することで監視設備の設備デマンド寄与度を安定して求められる。

まず、時刻 t におけるビルの電力需要 $y(t)$ は、式 (6.1) のように BAS の非監視設備消費電

力 ${}^u y(t)$ と BAS の監視設備電力 ${}^m y(t)$ に誤差 $\varepsilon(t)$ を加えたものとして表す。

$$\begin{aligned} y(t) &= {}^u y(t) + {}^m y(t) + \varepsilon(t) \\ &= w_0 + \sum_{j=1}^M w_j \phi_j(t) + \sum_{i=1}^N w_i x_i(t) + \varepsilon(t) \\ &= \mathbf{w}^T \begin{bmatrix} \boldsymbol{\phi} \\ \mathbf{x} \end{bmatrix} + \varepsilon(t) \end{aligned} \quad (6.1)$$

ここで、BAS の非監視設備消費電力 ${}^u y(t)$ は定数項 w_0 と基底関数 $\phi_j(t)$ を重み w_j をかけて線形結合したものとする。基底関数は式 (6.2) に示すガウス関数を用いる。

$$\phi_j(t) = \exp\left(-\frac{(t - \mu_j)^2}{2\sigma_j^2}\right) \quad (6.2)$$

基底関数は図 6.1 に示したように、数時間幅のガウス関数を M 個用意し、それらを少しずつ重なるようにシフトさせて 24 時間を覆うように配置する。そして、この 1 日分の基底関数のセットを入力データの長さと同様に揃うように連結することで日周期性を持つ基底関数を表現する。このように定義することで、例えば毎日午前 8 時頃に非監視設備が起動しているといったことが表現できる。BAS の監視設備電力 ${}^m y(t)$ は設備の稼働状態 $x_i(t)$ に重み w_i をかけて表現する。ここで、設備の稼働状態 $x_i(t)$ は BAS が監視している設備の稼働状態を 0 から 1 の値へ正規化して適用する。すなわち、重み w_i を傾きとした比例モデルで設備の消費電力が決定されると仮定している。こうすることで、ビルの総消費電力をビル管理システムの監視・非監視を問わず設備の消費電力の線形和として書き下すことができる。式 (6.1) を時間軸方向にまとめると式 (6.3) になる。

$$\mathbf{y} = [\boldsymbol{\Phi} \mathbf{X}] \mathbf{w} \quad (6.3)$$

ここで、 $\mathbf{y} = [y(1), y(2), \dots, y(T)]^T$ はビルの合計消費電力の時系列データ、 $\boldsymbol{\Phi}$ は M 個の基底関数に定数項を加えて、消費電力や監視設備の稼働状態と同じ時間サンプリングで離散化した $T \times (M+1)$ 行列である。 \mathbf{X} は N 台の監視設備の稼働状態を時系列に並べた $T \times N$ 行列である。そして重回帰分析の要領で、 \mathbf{y} へビルの電力需要データ、 \mathbf{X} へ BAS から得られる設備稼働データを適用し、未知数 \mathbf{w} を式 (6.4) のように最小二乗法で決定する。具体的には擬似逆行列を利用すればよい。このようにして得られる \mathbf{w} が設備デマンド寄与度である。

$$\mathbf{w} = \left([\boldsymbol{\Phi} \mathbf{X}]^T [\boldsymbol{\Phi} \mathbf{X}]\right)^{-1} [\boldsymbol{\Phi} \mathbf{X}]^T \mathbf{y} \quad (6.4)$$

6.2.2 在室人数変化を考慮したデマンド寄与度の獲得

式 (6.1) では、ビルの電力需要は BAS が監視している設備の稼働率と日周期性を持つ BAS の非監視設備成分によってのみ決定されるとの仮定であった。平常時の平日のみを対象とした場合はこの定式化でも問題ないが、休日やイベント日の需要を推計するには課題があると考えられる。なぜなら、休日やイベント日にはビル内にいる人数が大きく変化し非監視設

備電力の日周期性が崩れるためである。平常時データからパターン認識して複数の日周期性へ対応できるディスアグリゲーション方式 [69] も提案されているが、シナリオを用いた推計という意味では、過去データによるパターンに必ずしも合致しないケースが考えられるため、これも適用は難しい。

そこで、式 (6.1) にビルの在室人数によって変化する消費電力 $p_y(t)$ を追加して方式を拡張する。

$$\begin{aligned} y(t) &= u_y(t) + p_y(t) + m_y(t) + \varepsilon(t) \\ &= w_0 + \sum_{j=1}^M w_j \phi_j(t) + w_p p(t) + \sum_{i=1}^N w_i x_i(t) + \varepsilon(t) \\ &= \mathbf{w}^T \begin{bmatrix} \phi \\ \mathbf{p} \\ \mathbf{x} \end{bmatrix} + \varepsilon(t) \end{aligned} \quad (6.5)$$

ここで、 $p_y(t)$ は在室人数 $p(t)$ に重み w_p を乗じた比例モデルとする。こうすることで、式 (6.1) では非監視設備電力 $u_y(t)$ やノイズ $\varepsilon(t)$ に含まれていた在室人数によって変化する成分を、陽に考慮できる。それによって例えば、執務者が使うパソコンなどの OA 機器消費電力が抽出されることを期待している。なお、BAS で監視している設備の消費電力 $m_y(t)$ と在室人数によって変化する消費電力 $p_y(t)$ は独立であるとの定式化になっているが、厳密に言えば、BAS で監視している設備の消費電力も在室人数の影響を受ける。その影響は $p_y(t)$ に割り当たると考えられる。式 (6.5) もベクトルで表現しなおすと、式 (6.6) となり、デマンド寄与度 \mathbf{w} は式 (6.7) で決定できる。ここで、 \mathbf{p} は在室人数の時系列データである。

$$\mathbf{y} = [\Phi \mathbf{p} \mathbf{X}] \mathbf{w} \quad (6.6)$$

$$\mathbf{w} = \left([\Phi \mathbf{p} \mathbf{X}]^T [\Phi \mathbf{p} \mathbf{X}] \right)^{-1} [\Phi \mathbf{p} \mathbf{X}]^T \mathbf{y} \quad (6.7)$$

6.2.3 シナリオ設計と需要構造の積み上げ推計

ここまでの処理で設備・在室人数デマンド寄与度 \mathbf{w} は求まっているため、推計したい日の設備稼働状態や在室人数を想定して積み上げ推計する。この設備稼働状態や在室人数を想定することをシナリオ設計と呼ぶ。平常時の設備の平均稼働率や平均在室人数は過去データから分析できるため、それを基準に出社人数を 30% にする、設備の稼働を半分にするといったようにシナリオを設計すればよいだろう。さらに言えば、曜日や季節によって平常時の稼働率は異なるため、シナリオもそれに合わせて検討すべきである。最終的な想定電力需要の計算方法は、式 (6.8) の通りである。

$$\hat{\mathbf{y}} = [\Phi \hat{\mathbf{p}} \hat{\mathbf{X}}] \mathbf{w} \quad (6.8)$$

ここで、 $\hat{\mathbf{y}}$ は積み上げ推計されたビルの総需要の時系列ベクトルを表す。 $\hat{\mathbf{p}}$ は想定する在室人数の時系列ベクトルである。 $\hat{\mathbf{X}}$ は監視設備の想定する稼働率行列である。 Φ はデマンド寄与度を決定したときに利用したのと同じ日周期性を持つ基底関数でよい。

6.3 実験

平常時のデータから獲得した設備デマンド寄与度を用いてBCP時を想定した非日常需要の積み上げ推計ができるかを実際のオフィスビルで計測データを用いて評価する。

6.3.1 実験対象

実験はオフィスビルの1フロアで行う(図6.2)。このフロアは南北を区切る壁によって2つの区画に分割されている。北側のエリアは実験スペースとして使われており、その一部分に24時間連続稼働のサーバが設置されている。その他の部分はサーバへアクセスする端末が並んでおり、サーバを使用するときはオフィスから実験室に移動する。実験室は南側のエリアは通常のオフィスとして利用されている。フロアにある3箇所の出入り口には人数カウントカメラ[70]が設置されており、入室と退室それぞれの人数をカウントできる。

このフロアはビル用マルチエアコンによって空調されている。表6.1は室外機の機器情報と空調対象面積である。空調の定格消費電力は冷房運転と暖房運転によって異なるが基本的には同等である。図6.3は実験対象の設備配電構成とBASとの接続関係ならびに在室人数カウントシステムの構成である。このフロアの消費電力は空調の室外機、室内機、照明、OAコンセントの合計値である。検証のために室外機は1台ごと、室内機、照明、OAコンセントは合計値にメータを設置している。BASによってフロア合計消費電力と検証用のメータは30分周期で計量され、空調室内機の稼働状態は1分周期で記録されている。照明の稼働状態はビル管理システムで監視されておらず、スケジュール運転も組まれていない。したがって、BASに監視されている設備は空調室外機、非監視設備電力は空調室内機、照明、OAコンセント電力の合計である。なお、執務者は小型PCと液晶ディスプレイを2枚使って業務を行うのが標準形態である。小型PCの定格消費電力は65W、液晶ディスプレイは1枚20Wである。実験室の端末も同様である。ただし、執務者によってはタスクライトを使用したり会社から貸与されている携帯電話の充電をすることもある。

6.3.2 実験方法

提案方式の妥当性検証のために、ビルの平常時運用データを利用してデマンド寄与度を求めておき、そのデマンド寄与度を用いて休日や出社人数が少なくなるイベント日の電力需要を推計できるか調査する。まずデマンド寄与度の獲得には2018年7月2日から8月10日までの土日を除く平日のフロア合計電力と空調の稼働データ、在室人数データを利用した。非日常時を想定した積み上げ推計は、以下の4つのケースを考える。Case 1として、デマンド寄与度を獲得するのに用いた2018年7月2日から8月10日までの平日のデータの中に含まれる日(2018年8月6日)について、実績から得られた設備稼働率と在室人数推移を

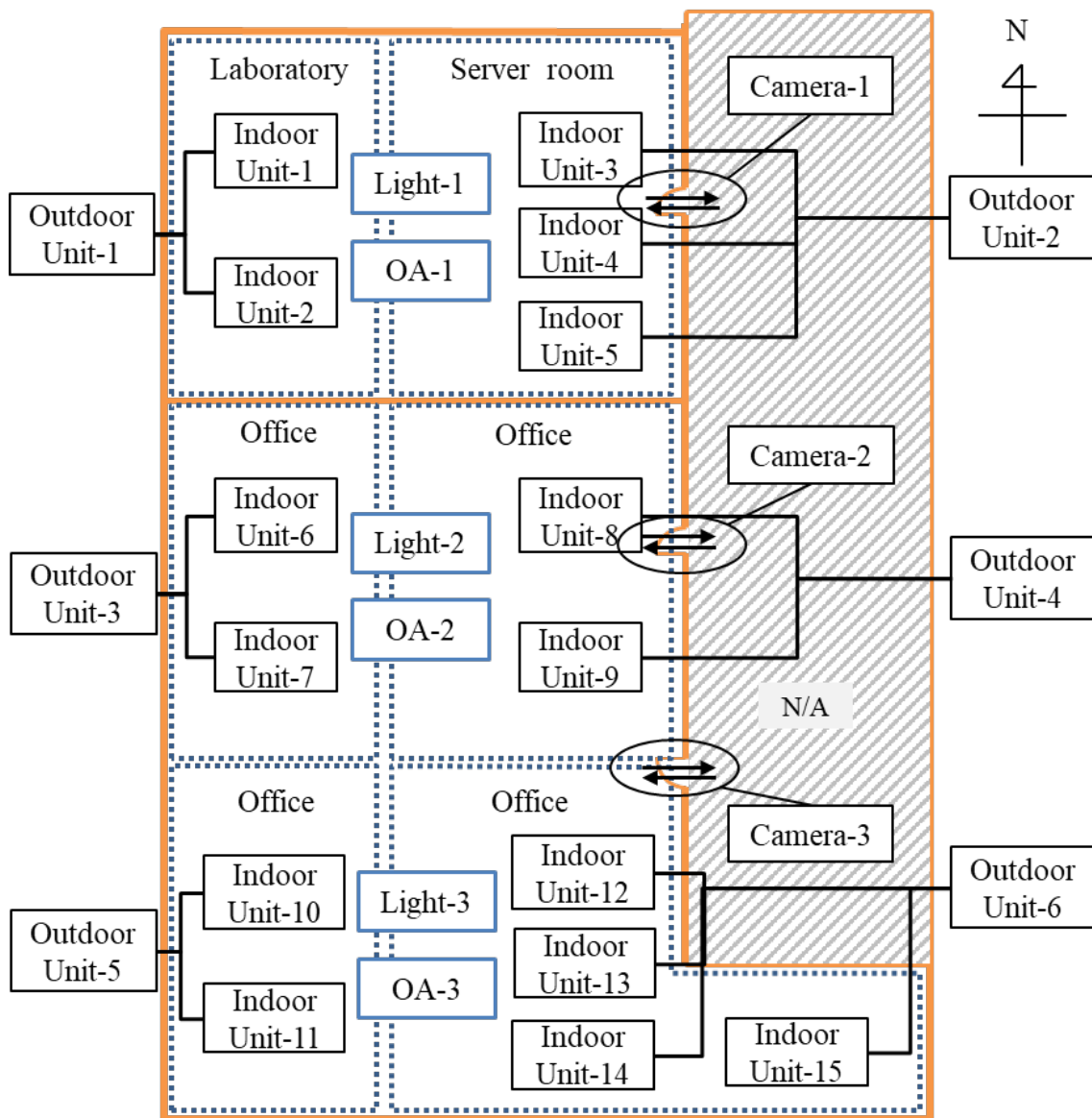


図 6.2: 在室人数を計測するためのカメラと設備の配置を示したフロア図

用いて積み上げ推計し、本方式のベースライン精度を求める。Case 2として、休日（2018年8月12日）の運用データを適用する。Case 3として、お盆期間で在室人数が半減しているときの運用データ（2018年8月14日）を適用する。これは出社率が制限された場合を想定している。最後にCase 4として、入力期間と異なる季節の2018年12月5日の運用データを適用する。表 6.1 に示したように空調機の定格消費電力は冷房と暖房によって若干異なるが、今回の実験ではより単純化を進めるため、冷房データで獲得したデマンド寄与度を暖房時に適用する。もちろん、実務上は冷房、暖房を分けてデマンド寄与度を計算してもよい。図 6.4 は検討に利用したフロア電力需要 [kW] と設備稼働状態データ、在室人数データである。図中に学習期間と Case 1 から Case 4 のタイミングを示した。本実験では、室外機

表 6.1: 空調設備の仕様

	Cooling capacity [kW]	Heating capacity [kW]	Cooling rated power [kW]	Heating rated power [kW]	Area [m ²]	Cooling capacity per area [W/m ²]
OU-1	14.0	16.0	3.87	4.06	81.92	171
OU-2	33.5	40.0	9.80	9.74	138.24	242
OU-3	14.0	16.0	3.87	4.06	81.92	171
OU-4	28.0	31.5	7.72	7.62	138.24	203
OU-5	14.0	16.0	3.87	4.06	81.92	171
OU-6	45.0	50.0	13.42	12.43	203.78	326

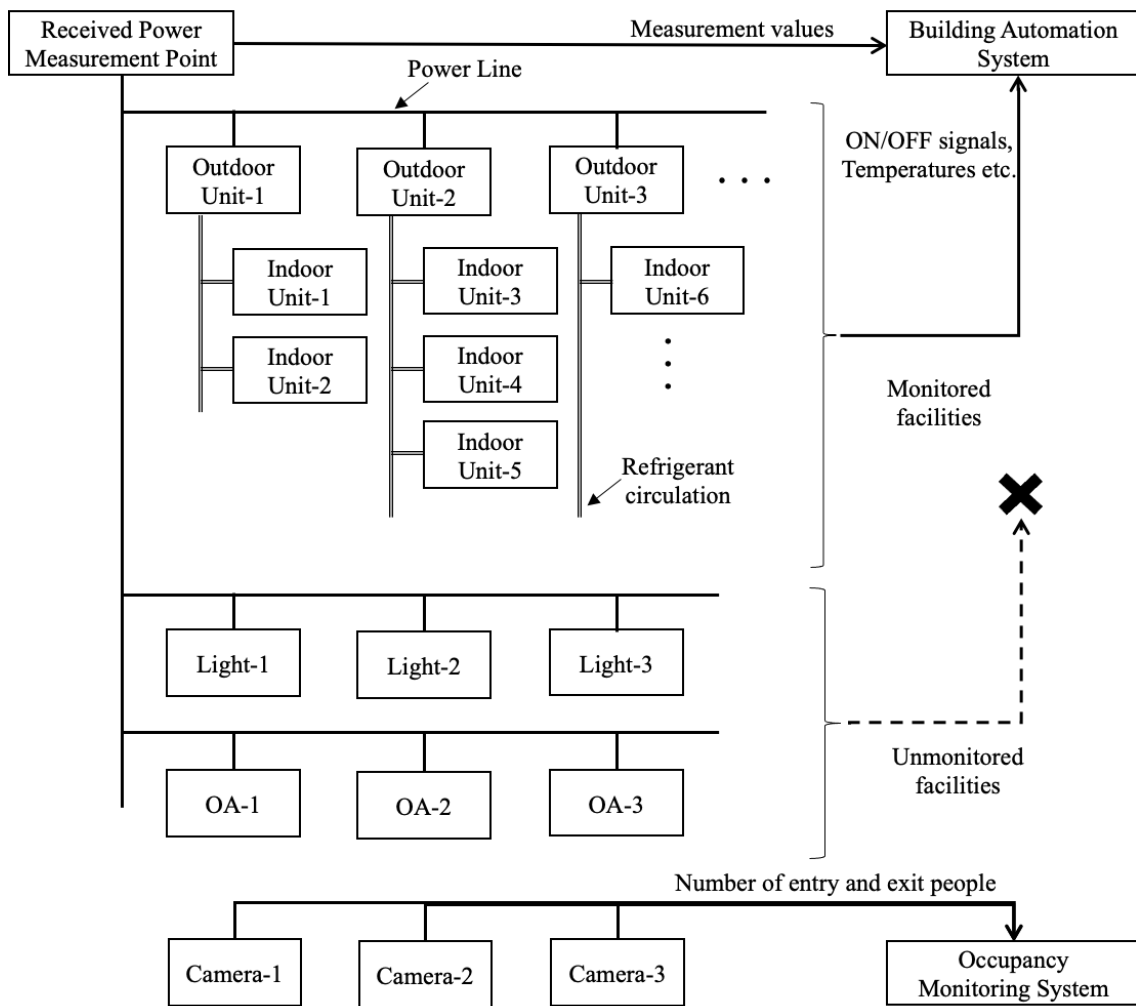


図 6.3: 実験に用いたビルシステムの構成

ごとにデマンド寄与度を求めるため、監視設備である室内機の稼働状態を室外機単位へ集約して利用する。ビル管理システムから直接取得できるのは室内機の稼働状態は熱交換有無の2値であるため、室内機と室外機の接続関係を用いて、式(6.9)のように室内機の稼働状態を算術平均し室外機の稼働状態とした。

$${}^{OU}x_i(t) = \frac{1}{N} \sum_{u=1}^N {}^{IU}s_u(t) \quad (6.9)$$

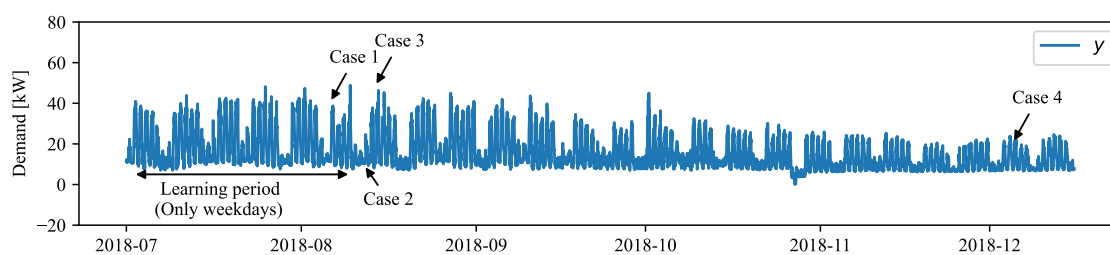
ここで、 ${}^{OU}x_i(t)$ は時刻 t における i 番目の室外機負荷状態であり、 ${}^{IU}s_u(t)$ は時刻 t における室外機に接続された u 番目の室内機の熱交換状態である。OUとIUはそれぞれ室外機と室内機を表す。なお、室内機は設定温度と室内温度の偏差、すなわち内部熱負荷の状況によって熱交換するか、送風のみとするかのローカル制御が行われている。このように、室内機の離散的な熱交換負荷によって室外機の圧縮機インバータが制御されるため、室内機稼働状態から室外機稼働状態を算出可能である。基底関数は9個のガウス関数 ($M=9, \sigma_j=60, \mu_j=180(j-1), j=1,2,\dots,9$) を1日分として採用する。稼働状態のサンプリングと同じ1分周期で基底関数を離散化し、非監視設備の稼働状態として適用する。フロア総消費電力[kW]は監視・非監視設備状態と同じ1分周期にアップサンプリングした。在室人数は入室人数と退室人数それぞれの累積和の差分から求まる。今回の実験では3台のカメラで取得した人数を合計し、フロア在室人数として扱う。ただし、1日につき2~3人程度の誤差が蓄積してしまうため、午前0時に在室人数を0人にリセットする処理を入れた。

6.3.3 実験結果

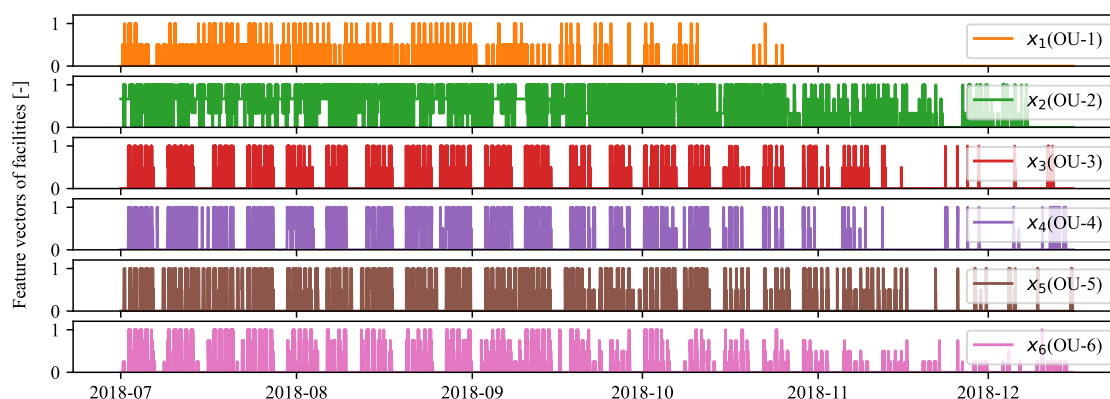
表6.2はディスアグリゲーションで獲得した設備・在室人数デマンド寄与度である。

式(6.1)の在室人数を考慮しない場合と、式(6.5)の在室人数を考慮する場合のそれぞれで計算した。また、デマンド寄与度の獲得に使ったデータの期間に合致する冷房定格消費電力を併記した。図6.5~6.8は、電力需要の積み上げ推計結果を示したものである。こちらも在室人数の考慮の有無をそれぞれ示している。

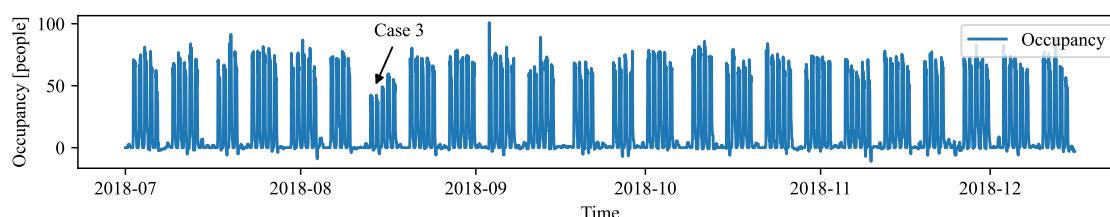
Case 1に関しては、総電力需要は在室人数の考慮の有無に関わらずほとんど一致できている。しかし、非監視設備電力に着目してみると、在室人数を考慮しない場合は非監視設備電力の推定値が実測値に届いていないのに対し(図6.5(b))、在室人数を考慮した場合は在室人数による推定値とガウス基底関数による推定値を足したものが非監視設備電力実測値と一致している(図6.5(c))。Case 2に関しては、在室人数を考慮しなかった場合、基底関数による非監視設備電力が実績よりも大きくなってしまい、結果として推計結果が実績の総電力需要を大幅に上回ってしまっている(図6.6(b))。在室人数を考慮した場合のほうがガウス基底関数による推定値が小さくなり、結果として総電力需要の超過を抑えられている(図6.6(c))。Case 3に関しては、総電力需要は在室人数の考慮の有無に関わらずほと



(a) 消費電力の合計実績値



(b) 空調室内機の熱交換状態実績値から計算した室外機単位の負荷



(c) 在室人数

図 6.4: 実験に用いた合計電力と空調の負荷負荷状態, 在室人数の推移

んど一致できている。非監視設備電力に着目してみると、Case 1と同様に在室人数を考慮したほうがより実績値のカーブに一致している（図 6.7(b), (c)）。Case 4に関しては、在室人数を考慮しないと電力需要の推計結果が実績よりも低くなってしまっているが、在室人数を考慮することで総電力需要と非監視設備電力のそれぞれが実績値に追従できている（図 6.8(b), (c)）。また、夏期データで獲得した設備デマンド寄与度を冬期の推計へ適用した悪影響は出ていない。図 6.9 は、在室人数の考慮有無によって設備単位の推計結果が設備単位実績消費電力とどのくらい乖離しているか平均平方二乗誤差 (RMSE) で示したものである。ある設備に着目した $RMSE_i$ の計算方法を式 (6.10) に示す。

$$RMSE_i = \sqrt{\frac{1}{T} \sum_{t=1}^T (y_i(t) - \hat{y}_i(t))^2} \quad (6.10)$$

ここで、 y_i はある設備の実績消費電力、 \hat{y}_i はある設備の推計消費電力である。この計算を

表 6.2: 学習で得られた重みパラメータ

	Without Occupancy [kW]	With Occupancy [kW]	(Ref.) Cooling rated power [kW]
w_0 (for Const. ϕ_0)	10.71	9.77	–
w_1 (for $\phi_1, \sigma_j=60, \mu_j=0$)	-3.05	-2.15	–
w_2 (for $\phi_2, \sigma_j=60, \mu_j=180$)	-3.43	-2.57	–
w_3 (for $\phi_3, \sigma_j=60, \mu_j=360$)	-3.19	-2.14	–
w_4 (for $\phi_4, \sigma_j=60, \mu_j=480$)	-0.44	-0.55	–
w_5 (for $\phi_5, \sigma_j=60, \mu_j=720$)	2.71	1.03	–
w_6 (for $\phi_6, \sigma_j=60, \mu_j=900$)	3.13	1.67	–
w_7 (for $\phi_7, \sigma_j=60, \mu_j=1080$)	-0.46	0.00	–
w_8 (for $\phi_8, \sigma_j=60, \mu_j=1260$)	-2.89	-1.37	–
w_9 (for $\phi_9, \sigma_j=60, \mu_j=1440$)	-3.59	-2.78	–
w_{10} (for Occupancy $p(t)$)	–	0.08	–
w_{11} (for OU-1 $x_1(t)$)	7.44	7.76	3.87
w_{12} (for OU-2 $x_2(t)$)	5.26	5.55	9.80
w_{13} (for OU-3 $x_3(t)$)	4.19	3.42	3.87
w_{14} (for OU-4 $x_4(t)$)	9.21	7.95	7.72
w_{15} (for OU-5 $x_5(t)$)	3.17	2.58	3.87
w_{16} (for OU-6 $x_6(t)$)	14.63	11.60	13.42

監視設備ひとつずつと非監視設備全体に対して適用し、その平均値を RMSE として図 6.9 に示した。そのため、内訳のバランスが実際とかけ離れている場合 RMSE が大きくなる。すべての Case において、在室人数を考慮したほうが RMSE の値が小さくなっている。なお、Case によって需要の大きさが異なるため、Case 間で値の比較に意味はないことに注意されたい。

図 6.10 は在室人数を考慮した場合の残差プロットである。残差プロットとは、横軸に回帰モデルの予測値を取り、縦軸に残差をプロットしたグラフである。回帰モデルの残差は一様であることを仮定しているため、残差プロットとしては偏りのない上下対称の分布になることが期待されている。在室人数なし方式に比べて在室人数あり方式はより外れ値が減り、残差の分布が 0 付近に集まっていることがわかる。

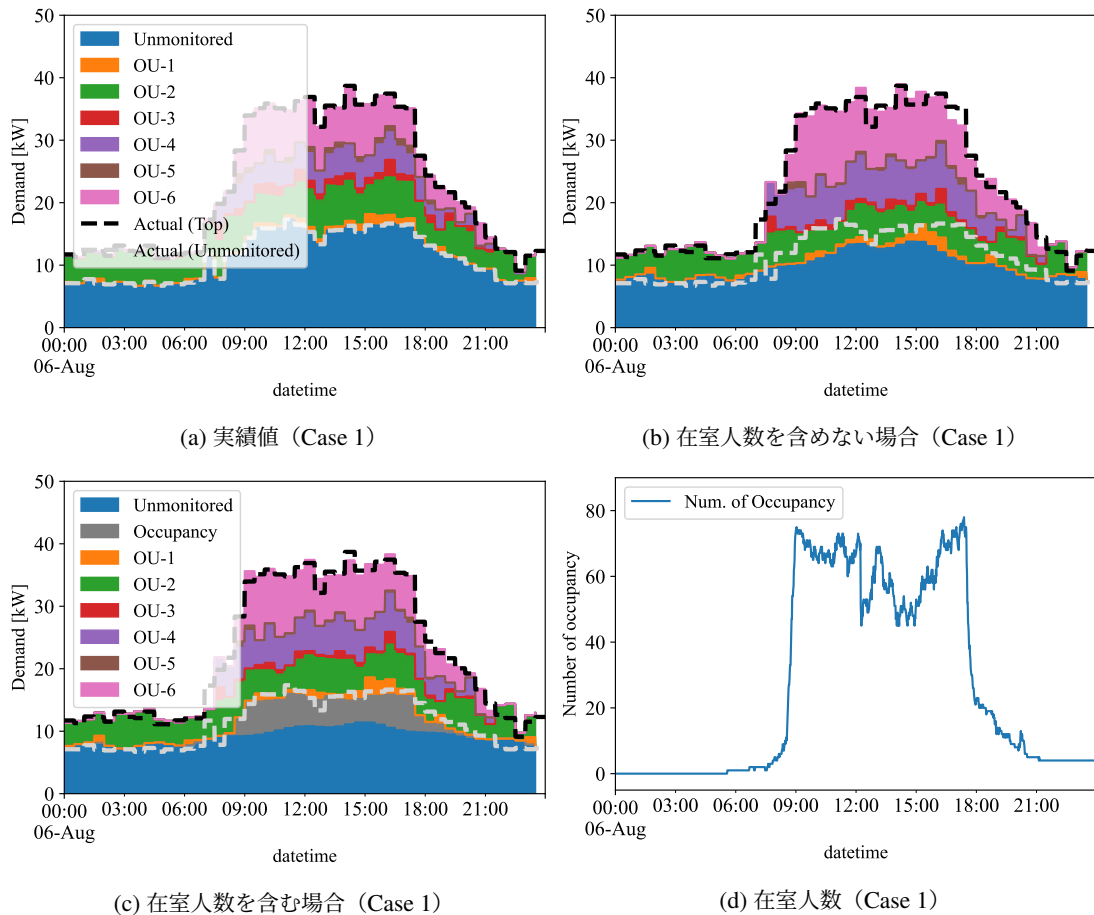


図 6.5: 時系列設備消費電力実績値と分解結果の例 (Case 1)

6.4 考察

6.4.1 在室人数に関するデマンド寄与度

このオフィスで使用されているPCとモニターのトータル定格消費電力は、105 Wであるのに対し、在室人数に関するデマンド寄与度は一人あたり80 Wであった。最近のPCや液晶モニターは常に定格消費電力を消費しているわけではないため、実際に消費している電力は定格値よりも小さい。また、タスクライトや携帯電話の充電もPCに比べればわずかな消費電力であるから、在室人数に関するデマンド寄与度がPCやモニターの定格消費電力よりも小さくて何ら不思議ではない。そして、図6.7(c)、図6.8(c)からも、在室人数に関する成分と基底関数による成分を足したものが、非監視設備電力の実績と一致していることがわかる。これらから、今回の実験では在室人数情報を用いてフロアの合計消費電力から在室人数に相関のある成分を抽出できたと考える。一般的なビルにおいて、コンセント電力やOA機器の消費電力を計測している場合は稀なため、在室人数情報を用いて統計的に一

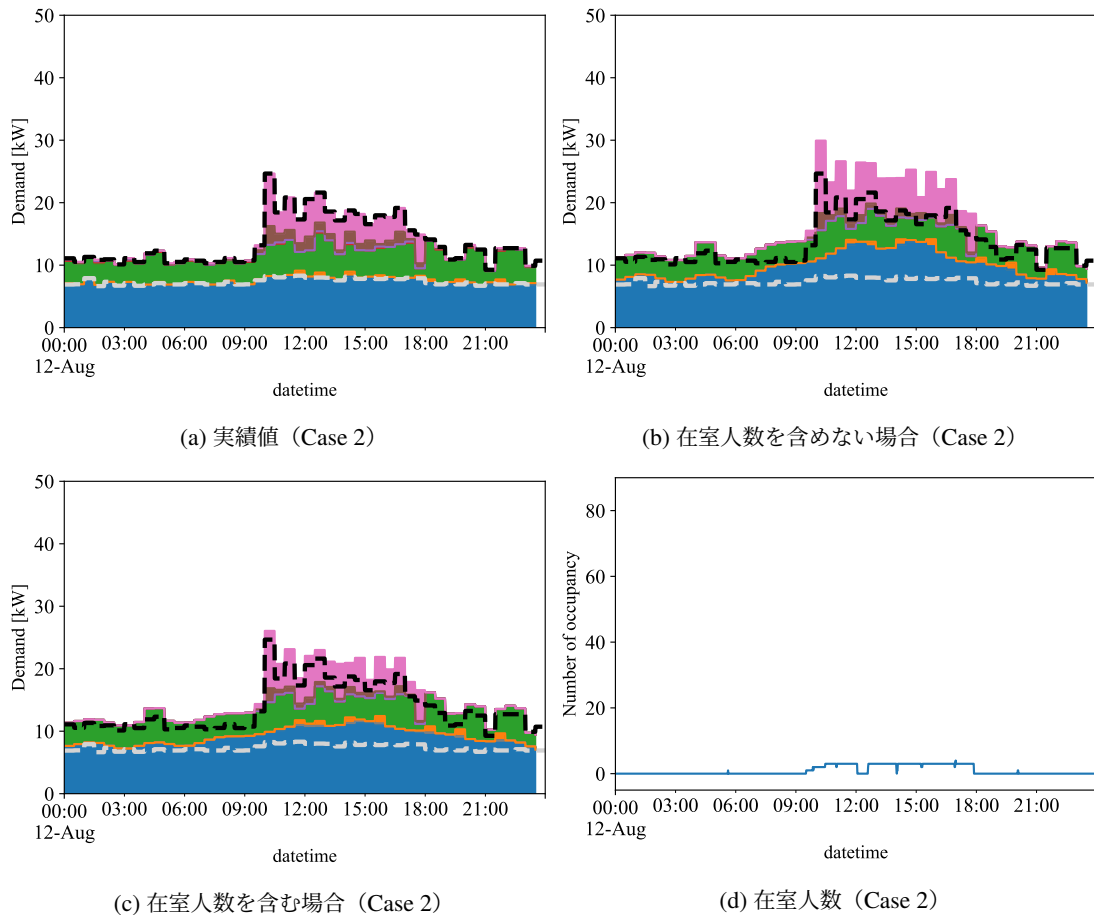


図 6.6: 時系列設備消費電力実績値と分解結果の例 (Case 2)

人あたりの消費電力を推計できる本提案方式は有用であると考える。

6.4.2 在室人数の有無による監視設備の重みの変化

在室人数の有無によって監視設備の重みに変化が生じた (表 6.2)。これは線形回帰モデルをベースにした定式化によるものと考える。重みの決定に利用した最小二乗法では、合計消費電力の残差が最小になるように重みのバランスを調整する。在室人数の変数が追加されたことにより、非監視設備を表現する基底関数の重みだけでなく、監視設備の重みにも影響してしまった。具体的にデマンド寄与度の値を見ていくと、在室人数を導入したほうがより冷房定格電力に近づいた空調機もあれば、離れてしまった空調機もあった。ただし、負値またはオーダーが合わない空調機はなかったため妥当な結果と考える。今回用いた最小二乗法の代わりに、ベイズ最適化によって重みの事前情報を与えるなどの工夫は考えられる。

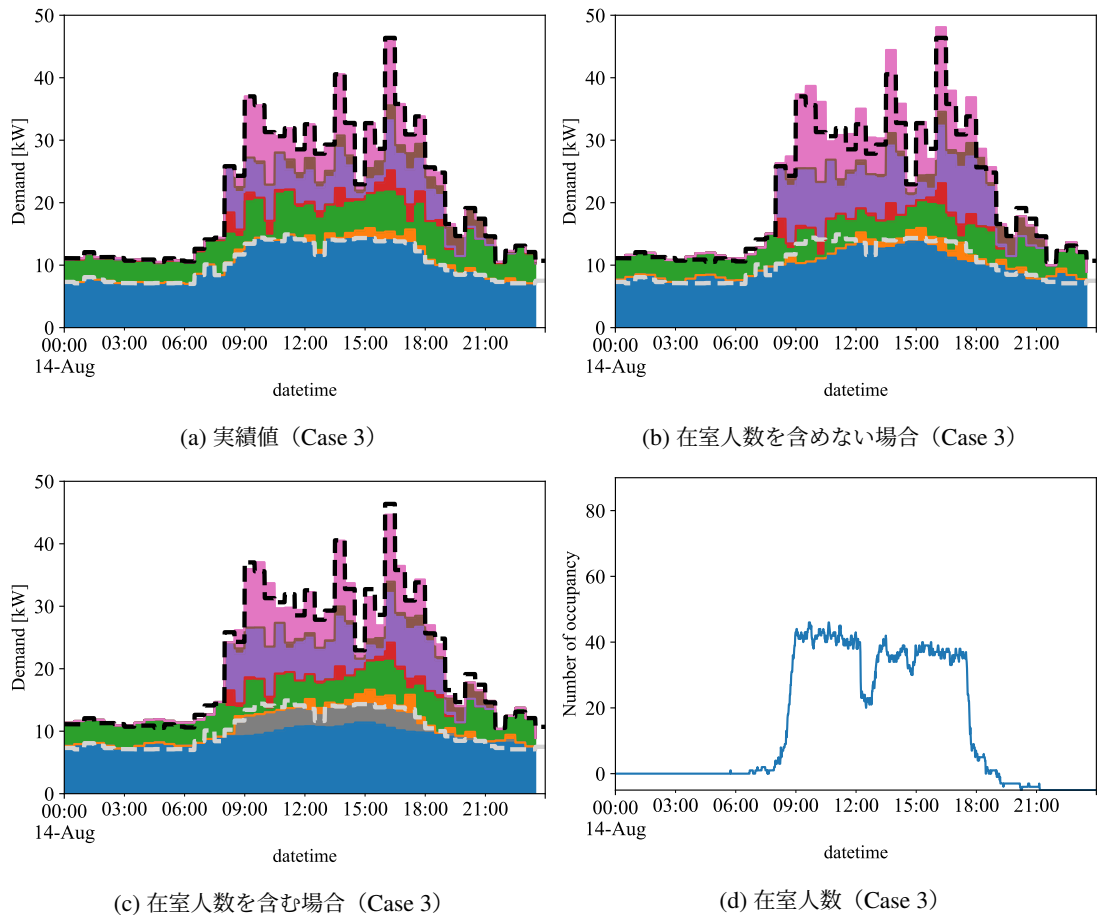


図 6.7: 時系列設備消費電力実績値と分解結果の例 (Case 3)

6.4.3 平日と休日における非監視設備電力の違い

今回、平日に獲得したデマンド寄与度から休日やイベント日などの非日常需要を推計しようとしたが、日周期基底関数による非監視設備電力の部分で課題が残った。確かに、在室人数を導入したことで、在室人数に相関のある成分はある程度分離できており、休日の推計精度も上がった。しかし、図 6.6(c) に示したように、休日の非監視設備電力はほぼフラットであった。これは非監視設備である照明電力をモデル化できていないと考えられる。照明電力は在室人数に対してリニアに変化しないため、在・不在情報を利用した定式化の工夫には余地がある。もしくは在室人数を変数として導入した場合は、ガウス関数による非監視設備電力のモデル化は不要で、定数項のみのほうが精度向上する可能性もある。さらに適切な正則化方式を適用して、寄与が小さい基底関数を削減させることも検討の余地がある。

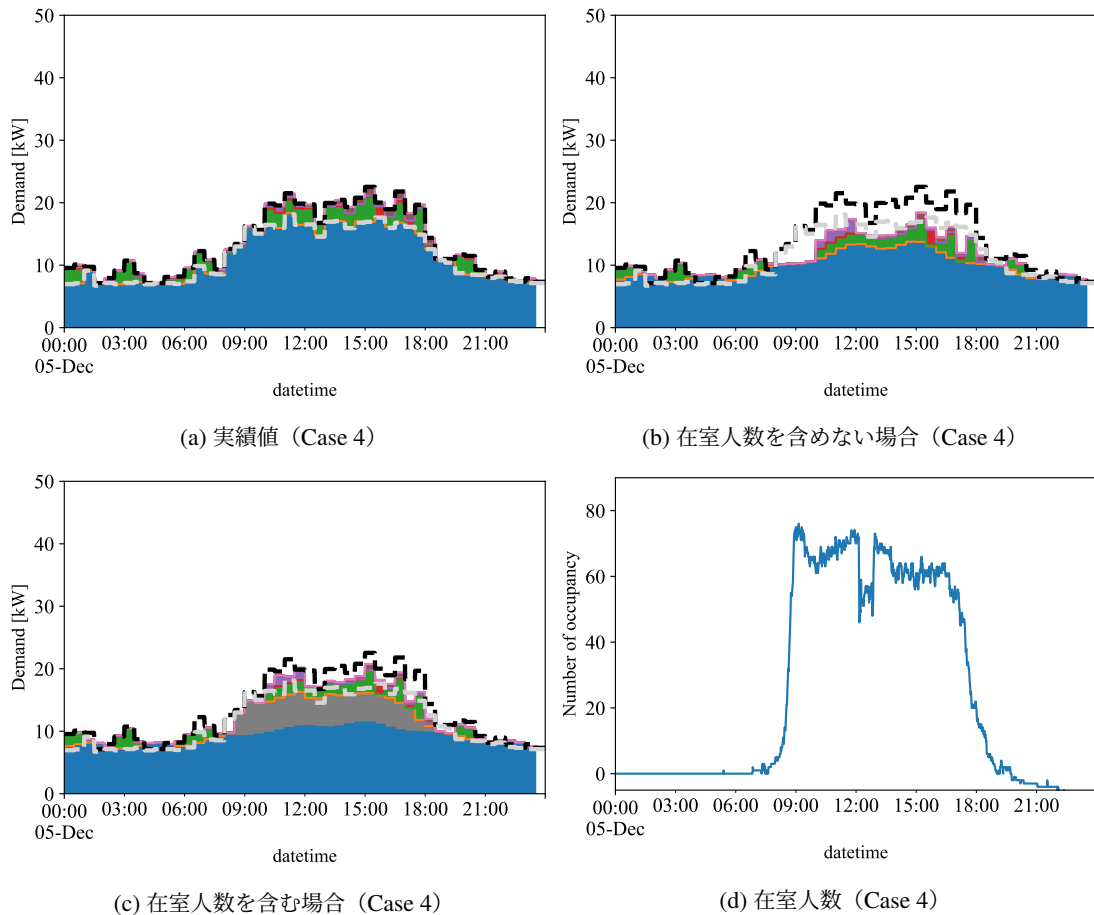


図 6.8: 時系列設備消費電力実績値と分解結果の例 (Case 4)

6.4.4 非日常時推計が抱える課題

本提案方式で獲得したデマンド寄与度を利用して非日常時推計する場合、設備や機器のライフサイクルを考慮する必要がある。例えば、空調機の耐用年数は15年とされているため [71]、おおよそ15年を超えた空調設備は更新されていき機器自体の消費電力は小さくなる。また、OA機器の買い替えの頻度はさらに頻繁であるため、デマンド寄与度の定期的な見直しが必要になる。そして、より緻密な将来推計するには、将来の設備更新によって消費電力が下がる分を推計に織り込む必要がある。また、平常時に存在しなかった需要要因がある場合はデマンド寄与度が獲得できないため、非日常時推計ができない。例えば、イベント日にのみ使う施設がある場合や、被災時に避難者を受け入れる場合が考えられる。こういう場合は、別途リストアップして検討、推計に加算が必要になる。しかし、平常時の活動を変容させた場合に、電力需要がどう変化するかという点については本提案方式で省力化できる。例えば、リモートワークの導入率によってオフィスの電力需要がどの程度削減できるかも本提案方式で推計可能である。

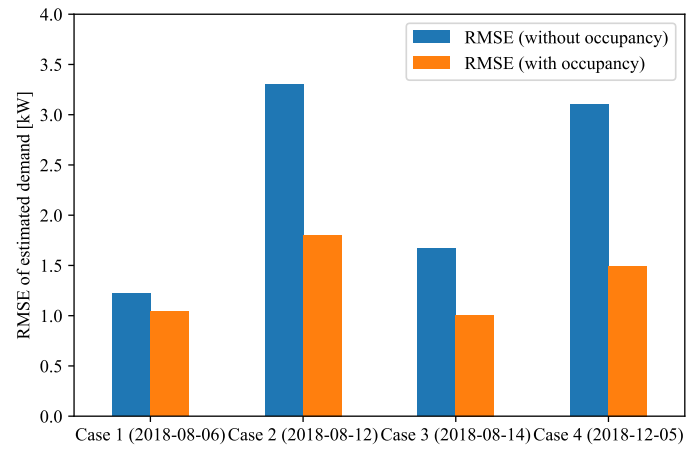


図 6.9: 推定電力の二乗平均平方根誤差

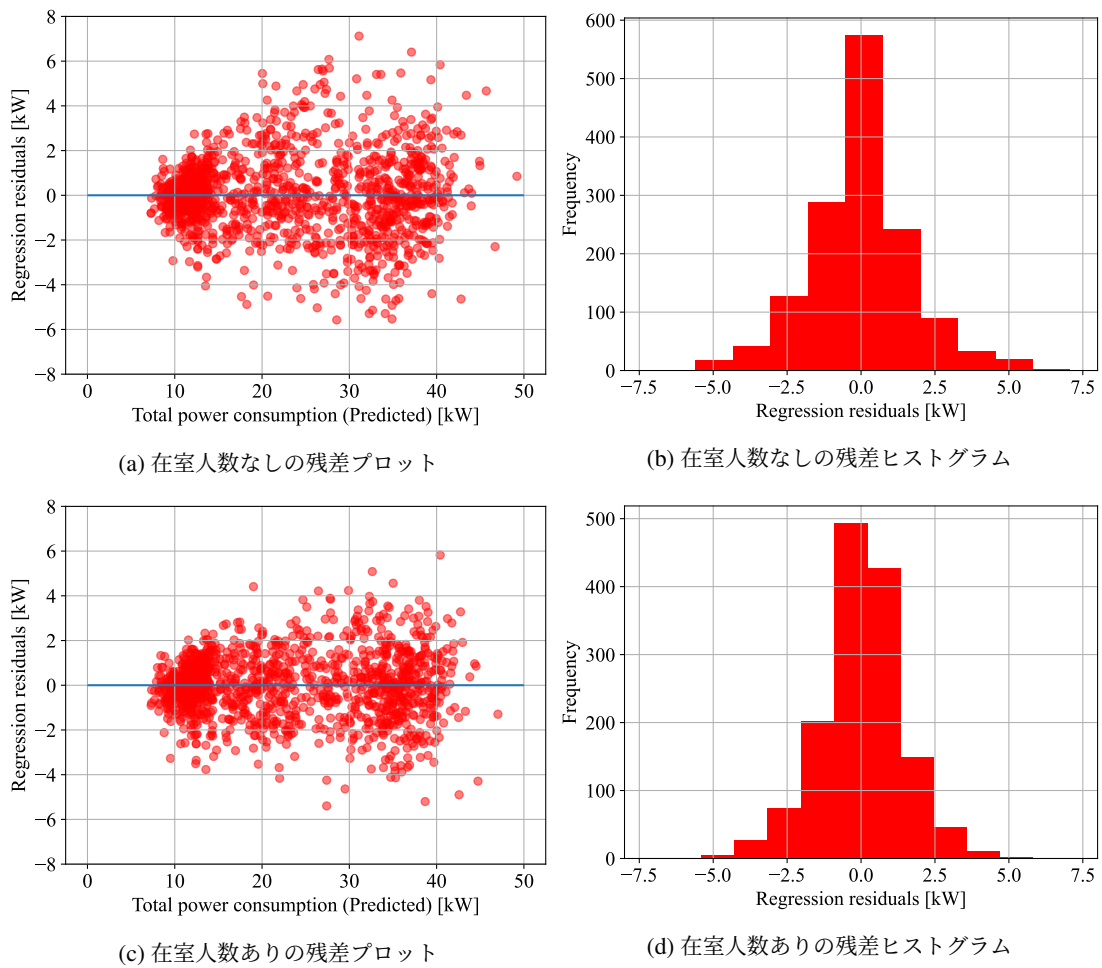


図 6.10: 在室人数を考慮した場合の残差プロットと残差ヒストグラム

6.4.5 設備更新時の省エネ効果推計への転用可能性

本論文では、非日常電力需要を積み上げ推計するために、シナリオによって決められた設備稼働行列と在室人数ベクトルを仮定して計算した。この推計式の応用としてデマンド寄与度をシナリオに基づいて調整することも考えられる。ある設備をより省エネ効果がある設備へリプレースした場合に、電力需要がどのように変化するかをシミュレーション可能である。デマンド寄与度は見かけの定格消費電力であるから、リプレースされる設備デマンド寄与度の代わりに新しい設備の定格消費電力を与えて積み上げ推計すればよい。

6.4.6 空調消費電力に対する在室人数の影響の考慮

空調消費電力は処理すべき内部熱負荷に相関がある。内部熱負荷には人体発熱も含まれているため在室人数の変化は空調の消費電力に影響を与える。デマンド寄与度を求めるときは内部熱負荷によって制御される室内機の熱交換状態から空調機の負荷状態を決定していたため、内部熱負荷を考慮できている。しかしながら、非日常時需要を推計するときは在室人数が減った場合に空調の負荷がどの程度減少するかという部分が織り込めていないため、さらなる研究が必要である。

6.4.7 ビル全体への提案方式の適用性

今回の実験ではビルの中のある1フロアのみを用いた。これをビル全体に適用する場合、共用部設備の増加が考えられる。それらの共用部設備の稼働状態をビル管理システムで監視できていれば空調と同様に扱えばよい。非監視の共用部設備も基本的には在室人数に影響する部分と日周期性で表現できる部分になると考えられるため、本提案方式が適用できる。また在室人数のカウントについても、一般的なオフィスビルではエントランスゲートで第一段階、居室への入室で第二段階とセキュリティレベルを区分けして設計されている。そのため、居室内在席人数と共用部人数を分けてより表現力の向上させることも可能である。

6.5 章まとめ

ビルの非日常日需要を推計するために、平常時の運用データから各設備と在室人数に関するデマンド寄与度を獲得しておき、それを利用して非日常時の電力需要を積み上げ推計する方式を提案した。提案方式の妥当性を検証するために、実際のオフィスビルの運用データに適用した。非日常日としては、休日と在室人数が半減しているお盆休みを選択した。在室人数を考慮したほうが、より妥当な積み上げ推計をできることが確かめられた。

本方式は、オフィス用途など使われ方が決まっているビルの在室人数が増減する場合、

例えば在宅勤務の影響評価などには十分有用であると考えるが、一方で、災害時に避難者を受け入れる場合の需要を推計するといったことは困難である。このように非日常需要にも様々なシチュエーションがあるため、場合分けを行い本方式が有用なユースケース検討を進めていく。

今後、ビルの非日常需要推計の重要性は増してくると考えられる。従来と比べてビルに創蓄設備を導入するケースが増えるため、その導入コストと運用コストの合計の最小化が求められる。主に祝休日に発生する太陽光発電システムの余剰電力は年間で見るととても多い。祝休日の電力需要を正確に推計できれば、蓄電池へ充電するなど太陽光発電の発電機会の損失を回避でき、年間収支の大きな改善が見込める。そして、ビルのレジリエンス強化もあわせて実現する設備計画について研究がより深まっていくだろう。

第7章

結論

本章では、これまでに説明した方式について俯瞰し、結論を述べる。そして、今後の展望について述べる。7.1節では、研究の目的と位置づけについて述べる。7.2節では、本研究の理論的・実務的な貢献について述べる。7.3では、本研究の今後の展望について述べる。

7.1 研究の概要と得られた成果

本論文の目的は、業務用ビルへ低コストかつ容易に適用可能な需要構造分解方式を開発し、エネルギーマネジメント業務の省力化へ貢献することであった。本論文では、以下の5項目について方式を提案し、それぞれ実現性があることを実際のオフィスピルのデータを用いて実証した。

- 複数設備の合計消費電力を設備稼働状態を用いて分解する際、合計消費電力に非監視設備の消費電力が含まれていると推定精度が悪化する問題に対し、非監視設備が持つ日周期性を基底関数によって表現すること
- 非監視設備の消費電力はビルの運用パターンによって大きさが異なるため、本来ならカレンダー情報の調べ上げが必要であった。しかし、線形回帰残差に含まれる成分を着目することで、非監視設備が持つ複数の運用パターンをパターン認識できること
- 非監視設備の消費電力は季節性を持つ可能性があるため、外気温由来の成分を入力しておくことで高精度に需要構造を分解できること
- 在室人数データが利用できる環境では在室人数を利用して非監視設備電力を在室人数に相関のある成分と相関がない成分へさらに分解できること
- 需要構造の分解の過程で監視設備単位や在室人数単位のデマンド寄与度を獲得でき、そのデマンド寄与度を利用することで在室人数が平常時から大きく異なる非日常時を含め需要の積み上げ推計ができること

これらの提案法式では、一貫して、設備の定格電力の情報を用いることなく、一般的なビル管理システムが通常収集している限られた設備のオン・オフ状態などの稼働状態デー

たと、受電点電力などの複数設備の合計電力データを用いて精度よくビルの電力需要を分解する方式を論じた。

7.2 本研究の理論的・実務的な貢献

7.2.1 理論的な貢献

本研究の理論的な貢献は、ビル運用に現れる非監視設備電力の周期性に着目し、シンプルな定式化で合算電力に含まれる非監視設備を影響を考慮した点である。本研究では業務用ビルに存在するビル管理システムの非監視設備に着目した。一般的な業務用ビルにおいて、設備運転データを利用してディスアグリゲーションしようとするとき必ず非監視設備の問題に直面する。その問題に対して、日周期性基底関数を適用することで、非監視設備電力を少ない変数によって考慮できるようになった。それから、回帰の残差に含まれる成分を利用して、複数の運用パターンを獲得し、さらに高精度な分解を実現したことも理論的な貢献である。

7.2.2 実務的な貢献

本方式の実務的な貢献は2点ある。1つ目は、エネルギーマネジメントが浸透していない中小ビルでも追加センサの設置をせずにビル管理システムのデータのみで分解を実現した点である。2つ目は、エネルギー管理者に馴染みがある設備定格電力と同じ意味のデマンド寄与度を獲得できるため分解から推計へ応用範囲が広がった点である。

7.3 今後の展望

内訳を推定する場合と将来を推計する場合でそれぞれ課題を列挙する。

- 複数周期性を考慮するためにクラスタリング手法を用いたが、分割するクラスタ数は外部から与える必要がある。そのため、最適なクラスタ数をどう与えるかは課題が残る。
- 提案方式をより大規模なビルへ適用し有用性を証明する必要がある。大規模ビルになると設備数が数万点にも及ぶため、学習に必要なデータ数もそれに比例して大きくなる。そういった状況では、L1正則化が有効ではないかと考察されたが本論文の範囲では扱うことができなかった。また、世の中のビル設備やビルの使われ方は様々であり、新たな課題が見つかる可能性がある。実証場所を増やして提案方式の有用性を示していく。
- 提案方式は、オフィス用途など使われ方が決まっているビルの在室人数が増減する場合、例えば在宅勤務の影響評価などには十分有用であると考えられるが、一方で、災害

時に避難者を受け入れる場合の需要を推計するといったことは困難である。このように非日常需要にも様々なシチュエーションがあるため、場合分けを行い本方式が有用なユースケース検討を進めていく。一つの解決策としては避難訓練時にデータを利用して非日常時予測に役立てることが考えられる。

- 提案した4つの方式のトレードオフを詳細に検討するには至らなかった点は課題が残された。ただし、4つの方式を優劣を付けるのではなく、統合して扱う方法論を確立する必要があると考える。
- 今後BCP・レジリエンスへの関心は高まる一方とみており、平常時と非常時の双方を考慮した設備選定や運用シミュレーション技術が必要となるだろう。そのようなユースケースにおける本論文の提案方式の有用性を示していく。

謝辞

本論文は筆者が東京理科大学大学院工学研究科電気工学専攻博士後期課程に在籍中の研究成果をまとめたものである。同専攻教授 植田譲先生には主査として本論文をまとめるにあたり終始応援そしてご指導いただいた。ここに深謝の意を表す。同専攻教授 小泉裕孝先生、ならびに、同専攻教授 阪田治先生には副査としてご助言を戴くとともに本論文の細部にわたりご指導を戴いた。ここに深謝の意を表す。建築学専攻教授 長井達夫先生には有益なご助言を頂いた。ここに深謝の意を表す。電力中央研究所グリッドインベーション技術本部上席研究員 上野剛博士には有益なご助言を頂いた。ここに深謝の意を表す。電気工学専攻准教授 山口順之先生には指導教官として進みの遅い私を日夜励ましご指導頂いた。ここに深謝の意を表す。

三菱電機ビルソリューションズ株式会社フィールド技術開発部空調冷熱・システムサービス開発課長 妻鹿利宏氏は私の出向先の上司として私が業務の傍らに研究を行うことを理解し応援していただいた。ここに同氏に対して感謝の意を表す。

三菱電機株式会社情報技術総合研究所メディアインテリジェンス技術部門統括 浮穴朋興氏、ならびに、同所監視メディアシステム技術部空間管理制御技術グループマネージャー 金子洋介博士には私が社会人博士課程へ進むことを快諾いただきご支援いただいた。ここに感謝の意を表す。同所知能情報処理技術部機械学習グループ主席研究員 吉村玄太氏ならびに同社ビル事業本部ソリューション事業推進室 大谷晋一郎氏には本研究の構想段階でたくさんの議論や価値ある情報提供を頂いた。ここに感謝の意を表す。

山口研究室の皆さんには仲良くしていただいた。特に湯浅一弘氏、木下創太氏、木村雄太氏は同じ研究グループとして議論に参加頂いた。ここに感謝の意を表す。

最後に、在学中の3年間で辛抱強く協力してくれた妻の千晶、娘の優香と凜果に感謝を表す。

参考文献

- [1] C. A. Horowitz: “Paris agreement”, International Legal Materials, Vol.55, No.4, p.740–755 (2016)
- [2] IEA: “Buildings”, <https://www.iea.org/reports/buildings> (2022-9) (Accessed on 11/15/2022).
- [3] IEA: “IEA World Energy Balances”, <https://www.iea.org/data-and-statistics/data-product/world-energy-statistics-and-balances> (2022-8) (Accessed on 1/2/2023).
- [4] 経済産業省資源エネルギー庁:「令和3年度エネルギーに関する年次報告」, https://www.enecho.meti.go.jp/about/whitepaper/2022/pdf/whitepaper2022_all.pdf, (Accessed on 12/12/2022).
- [5] 水野清:「日本におけるISO50001の普及の可能性～省エネ法・ISO14001の普及事例と関連から～」, 日本情報経営学会誌, Vol.32, No.4, p.37–48 (2012)
- [6] ISO50001jp:「ISO14001とISO50001の違い」, <http://iso50001.jp/2011/09/knowledge002.html>, (Accessed on 1/4/2023).
- [7] 経済産業省資源エネルギー庁:「ISO 50001 (エネルギーマネジメントシステム)」, https://www.enecho.meti.go.jp/category/saving_and_new/saving/iso50001/, (Accessed on 1/4/2023).
- [8] e GOV 法令検索:「エネルギーの使用の合理化等に関する法律」, <https://elaws.e-gov.go.jp/document?lawid=354AC0000000049>, (Accessed on 1/18/2023).
- [9] 経済産業省資源エネルギー庁:「省エネ法の概要」, https://www.enecho.meti.go.jp/category/saving_and_new/saving/enterprise/overview/index.html, (Accessed on 1/18/2023).
- [10] Cushman, Wakefield: “Green is good: Sustainable office outperforms in class a urban markets”, https://cw-gbl-gws-prod.azureedge.net/-/media/cw/americas/united-states/insights-pdfs/green-is-good-spotlight_final1.pdf?la=en&rev=e26315797d7d49faa6c58ca7762f91a6&hash=7D9FDF170FDB5E46A373233AD8F2999F (2021-8) (Accessed on 1/8/2023).
- [11] 経済産業省資源エネルギー庁:「機器・建材トップランナー制度について」, https://www.enecho.meti.go.jp/category/saving_and_new/saving/enterprise/equipment/, (Accessed on 1/8/2023).
- [12] ザイマックス不動産総合研究所:「オフィスピラミッド 2022」, https://soken.xymax.co.jp/wp-content/uploads/2022/01/2201-stock_pyramid_2022_2.pdf (2022-1) (Accessed on 1/7/2023).
- [13] 公益社団法人全国ビルメンテナンス協会:「ビルメンテナンス情報年鑑 2022」, <https://www.j-bma.or.jp/data/56453> (2022-2) (Accessed on 1/8/2023).
- [14] 池田 耕一:「BEMSの範囲とエネルギー削減への役割」, 電気設備学会誌, Vol.26, No.2, pp.95–100 (2006)
- [15] 石川 敏行:「世界貿易センタービルにおける省エネルギー化の取組みと中央監視設備

- の更新」, 電気設備学会誌, Vol.29, No.3, pp.209–215 (2009)
- [16] 富士経済グループ:「Bems、bas、esp、fems エネルギーソリューションの国内市場を調査」, https://www.fuji-keizai.co.jp/market/detail.html?cid=16081&view_type=2 (2016-10) (Accessed on 1/7/2023).
- [17] 国立研究開発法人建築研究所:「平成 28 年省エネルギー基準 (非住宅建築物) 標準室使用条件の詳細」, https://www.kenken.go.jp/becc/documents/building/Definitions/RoomUsageCondition_20200403.pdf, (Accessed on 1/7/2023).
- [18] 国土交通省:「国土交通白書 2020」, <https://www.mlit.go.jp/hakusyo/mlit/r01/hakusho/r02/html/n1115000.html>, (Accessed on 1/8/2023).
- [19] 一般社団法人日本内燃力発電設備協会:「自家発電質問箱 (1) 自家発電設備の種類と関係法令」, https://nega.or.jp/publication/press/2014/pdf/2014_04_06.pdf (4-2014) (Accessed on 1/9/2023).
- [20] 中島 廣一:「実務に役立つ非常電源設備の知識」, オーム社 (2005)
- [21] 川村 華:「気候変動時代において ZEB の果たす役割」, 電気設備学会誌, Vol.40, No.9, pp.565–568 (2020)
- [22] 環境省地球環境局地球温暖化対策課地球温暖化対策事業室:「建築物等の脱炭素化・レジリエンス強化促進事業 (経済産業省・国土交通省・厚生労働省連携事業)のうち、(1)レジリエンス強化型 zeb 実証事業」, https://www.cas.go.jp/jp/seisaku/cltmadoguchi/pdf/r3_zeb_resilience.pdf, (Accessed on 1/7/2023).
- [23] 加藤 丈佳・曾根 昭仁・島陰 豊成・鈴置 保雄:「30 分同時同量を目的としたマイクログリッドの設備計画および運転に対する太陽光発電出力予測精度の影響」, 電気学会論文誌 B (電力・エネルギー部門誌), Vol.132, No.4, pp.350–358 (2012)
- [24] A. Mariaud, S. Acha, N. Ekins-Daukes, N. Shah, C. N. Markides: “Integrated optimisation of photovoltaic and battery storage systems for uk commercial buildings”, *Applied Energy*, Vol.199, pp.466–478 (2017)
- [25] D. Aelenei, R. A. Lopes, L. Aelenei, H. Gonçalves: “Investigating the potential for energy flexibility in an office building with a vertical bipv and a pv roof system”, *Renewable Energy*, Vol.137, pp.189–197 (2019)
- [26] 眞崎 昭彦:「BCP 研究部会緊急提言「テレワークによるオフィスの電力需要削減を～休日効果で 100 万 kW の電力削減～」の解説 (S2.BCP 研究部会セッション:「節電対策としてのテレワークとその実態～その効果について考える～」, セッション部門, 「中小企業のためのテレワーク」及び「震災とテレワーク」) 」, 日本テレワーク学会研究発表大会予稿集, Vol.13, pp.117–120 (2011)
- [27] 一般社団法人省エネルギーセンター:「オフィスビルの省エネルギー」, https://www.eccj.or.jp/office_bldg/index.html, (Accessed on 1/10/2023).
- [28] 中野 幸夫:「非侵入型モニタリングシステム」, 知能と情報, Vol.23, No.6, pp.807–812

(2011)

- [29] 尾崎友哉・内田尚和・峰野博史:「電力ディスアグリゲーション技術の小規模店舗適用」, 情報処理学会論文誌コンシューマ・デバイス&システム (CDS), Vol.6, No.2, pp.32–42 (2016-9)
- [30] H. Chang, K. Lian, Y. Su, W. Lee: “Power-spectrum-based wavelet transform for nonintrusive demand monitoring and load identification”, IEEE Transactions on Industry Applications, Vol.50, No.3, pp.2081–2089 (2014)
- [31] 井上智樹・松岡綾子・下田吉之・寒川純一:「スマートメータデータの用途分解手法に関する研究」, 日本建築学会環境系論文集, Vol.83, No.743, pp.77–86 (2018)
- [32] J. Z. Kolter, S. Batra, A. Y. Ng: “Energy disaggregation via discriminative sparse coding”, in Proceedings of the 23rd International Conference on Neural Information Processing Systems - Volume 1, ser. NIPS’10, p.1153–1161, Red Hook, NY, USA (2010)
- [33] E. Elhamifar, S. Sastry: “Energy disaggregation via learning ‘powerlets’ and sparse coding”, in Proceedings of the Twenty-Ninth AAAI Conference on Artificial Intelligence, ser. AAAI’15, p.629–635 (2015)
- [34] D. Piga, A. Cominola, M. Giuliani, A. Castelletti, A. E. Rizzoli: “Sparse optimization for automated energy end use disaggregation”, IEEE Transactions on Control Systems Technology, Vol.24, No.3, pp.1044–1051 (2016)
- [35] C. Liu, A. Akintayo, Z. Jiang, G. P. Henze, S. Sarkar: “Multivariate exploration of non-intrusive load monitoring via spatiotemporal pattern network”, Applied Energy, Vol.211, pp.1106–1122 (2018)
- [36] A. Miyasawa, Y. Fujimoto, Y. Hayashi: “Energy disaggregation based on smart metering data via semi-binary nonnegative matrix factorization”, Energy and Buildings, Vol.183, pp.547–558 (2019)
- [37] V. Breschi, D. Piga, A. Bemporad: “Online end-use energy disaggregation via jump linear models”, Control Engineering Practice, Vol.89, pp.30 – 42 (2019)
- [38] B. Liu, W. Luan, Y. Yu: “Dynamic time warping based non-intrusive load transient identification”, Applied Energy, Vol.195, pp.634–645 (2017)
- [39] X. Shi, H. Ming, S. Shakkottai, L. Xie, J. Yao: “Nonintrusive load monitoring in residential households with low-resolution data”, Applied Energy, Vol.252, p.113283 (2019)
- [40] R. Bonfigli, E. Principi, M. Fagiani, M. Severini, S. Squartini, F. Piazza: “Non-intrusive load monitoring by using active and reactive power in additive factorial hidden markov models”, Applied Energy, Vol.208, pp.1590–1607 (2017)
- [41] M. Wytock, J. Z. Kolter: “Contextually supervised source separation with application to energy disaggregation”, in Proceedings of the Twenty-Eighth AAAI Conference on Artificial Intelligence, ser. AAAI’14, p.486–492 (2014)
- [42] H. Komatsu, O. Kimura: “A combination of som-based operating time estimation and simplified disaggregation for sme buildings using hourly energy consumption data”, Energy and Buildings,

- Vol.201, pp.118–133 (2019)
- [43] X. Zhang, M. Cai, M. Pipattanasomporn, S. Rahman: “A power disaggregation approach to identify power-temperature models of hvac units”, in 2018 IEEE International Smart Cities Conference (ISC2), pp.1–6 (2018)
- [44] H. Burak Gunay, Z. Shi, I. Wilton, J. Bursill: “Disaggregation of commercial building end-uses with automation system data”, *Energy and Buildings*, Vol.223, p.110222 (2020)
- [45] E. Sala, K. Kampouropoulos, M. D. Prieto, L. Romeral: “Disaggregation of hvac load profiles for the monitoring of individual equipment”, in 2016 IEEE 21st International Conference on Emerging Technologies and Factory Automation (ETFA), pp.1–6 (2016)
- [46] S. R. Iyer, M. Sankar, P. Venkata Ramakrishna, V. Sarangan, A. Vasani, A. Sivasubramaniam: “Energy disaggregation analysis of a supermarket chain using a facility-model”, *Energy and Buildings*, Vol.97, pp.65–76 (2015)
- [47] P. Eberspächer, P. Schraml, J. Schlechtendahl, A. Verl, E. Abele: “A model- and signal-based power consumption monitoring concept for energetic optimization of machine tools”, *Procedia CIRP*, Vol.15, pp.44 – 49 (2014) 21st CIRP Conference on Life Cycle Engineering.
- [48] N. Panten, E. Abele, S. Schweig: “A power disaggregation approach for fine-grained machine energy monitoring by system identification”, *Procedia CIRP*, Vol.48, pp.325 – 330 (2016) the 23rd CIRP Conference on Life Cycle Engineering.
- [49] R. Gulbinas, A. Khosrowpour, J. Taylor: “Segmentation and classification of commercial building occupants by energy-use efficiency and predictability”, *IEEE Transactions on Smart Grid*, Vol.6, No.3, pp.1414–1424 (2015)
- [50] P. R. Jota, V. R. Silva, F. G. Jota: “Building load management using cluster and statistical analyses”, *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, Vol.33, No.8, pp.1498 – 1505 (2011)
- [51] H. Li, Z. Wang, T. Hong, A. Parker, M. Neukomm: “Characterizing patterns and variability of building electric load profiles in time and frequency domains”, *Applied Energy*, Vol.291, p.116721 (2021)
- [52] H. Teiwes, S. Blume, C. Herrmann, M. Rössinger, S. Thiede: “Energy load profile analysis on machine level”, *Procedia CIRP*, Vol.69, pp.271 – 276 (2018) 25th CIRP Life Cycle Engineering (LCE) Conference, 30 April – 2 May 2018, Copenhagen, Denmark.
- [53] M. Samadi, J. Fattahi: “Energy use intensity disaggregation in institutional buildings – a data analytics approach”, *Energy and Buildings*, Vol.235, p.110730 (2021)
- [54] H. N. Rafsanjani, S. Moayedi, C. R. Ahn, M. Alahmad: “A load-disaggregation framework to sense personalized energy-use information in commercial buildings”, *Energy and Buildings*, Vol.207, p.109633 (2020)
- [55] 飯田亮一・秦康範・目黒公郎：「被災度に応じた地震後の地域別電力需要予測モデルの構築」, 生産研究, Vol.58, No.3, pp.305–308 (2006)
- [56] 近藤悠介・加藤丈佳・鈴置保雄・舟橋俊久：「災害時マイクログリッドの適用可能性に

- 関する統計的評価」, 電気学会論文誌 C (電子・情報・システム部門誌), Vol.128, No.2, pp.199–206 (2008)
- [57] A. Uemichi, M. Yagi, R. Oikawa, Y. Yamasaki, S. Kaneko: “Multi-objective optimization to determine installation capacity of distributed power generation equipment considering energy-resilience against disasters”, Energy Procedia, Vol.158, pp.6538–6543 (2019) (in English)
- [58] H. Nagao, A. Uemichi, Y. Yamasaki, S. Kaneko: “Proposal of a decision scheme for installing a cogeneration system considering disaster risks”, Applied Thermal Engineering, Vol.114, pp.1414–1423 (2017)
- [59] 目黒公郎・副島紀代・山崎文雄・片山恒雄:「電力需要特性から見た都市の地域分類」, 土木学会論文集, Vol.1995, No.507, pp.255–263 (1995)
- [60] 飯野穰・村井雅彦・村山大・本山一郎:「ビル熱需要予測の物理モデルとデータベースモデルの融合によるハイブリッドモデリング手法」, 電気学会論文誌 C (電子・情報・システム部門誌), Vol.131, No.8, pp.1431–1438 (2011)
- [61] B. Doherty, K. Trenbath: “Device-level plug load disaggregation in a zero energy office building and opportunities for energy savings”, Energy and Buildings, Vol.204, p.109480 (2019)
- [62] C. M. Bishop: Pattern Recognition and Machine Learning, Springer (2006)
- [63] 安道知寛・井元清哉・小西貞則:「動径基底関数ネットワークに基づく非線形回帰モデルとその推定」, 応用統計学, Vol.30, No.1, pp.19–35 (2001)
- [64] 荒木由布子・小西貞則:「動径基底関数展開に基づく関数回帰モデリング」, 応用統計学, Vol.33, No.3, pp.243–256 (2004)
- [65] 加藤公一:「機械学習のエッセンス—実装しながら学ぶ Python、数学、アルゴリズム」, SBクリエイティブ (2018)
- [66] F. Sato, S. Otani, N. Yamaguchi: “Energy disaggregation for commercial building with unmonitored facilities by using diurnal linear basis function model”, IEEJ Transactions on Electronics Information and Systems, Vol.140, No.2, pp.137–144 (2020) (In Japanese).
- [67] S. Salvador, P. Chan: “Toward accurate dynamic time warping in linear time and space”, Vol.11, pp.70–80 (2004-01)
- [68] J. H. Ward: “Hierarchical grouping to optimize an objective function”, Journal of the American Statistical Association, Vol.58, No.301, pp.236–244 (1963)
- [69] F. Sato, N. Yamaguchi: “Power disaggregation in commercial buildings considering unmonitored facilities and multiple routines”, Energy and Buildings, Vol.255 (2022-1)
- [70] V. Inc.: “Stereo counting network camera sc8131”, <https://www.vivotek.com/sc8131>, (Accessed on 10/5/2021).
- [71] 一般社団法人日本冷凍空調工業会業務用エアコン委員会:「業務用エアコンを長く安心してお使いいただくために」, https://www.jraia.or.jp/product/com_aircon/pdf/panf_gyoumu_2021_web.pdf, (Accessed on 10/5/2021).

査読付き論文・査読付き国際会議発表

- [1] Fuyuki Sato, Shinichiro Otani and Nobuyuki Yamaguchi: “Energy disaggregation for commercial building with unmonitored facilities by using diurnal linear basis function model”, IEEJ Trans. EIS, Vol.140, No.2, pp.137–144 (2020) (In Japanese)
佐藤冬樹・大谷晋一郎・山口順之:「日周期性を持つ線形基底関数モデルによる非監視設備を含むビルの消費電力内訳推定」, 電学論 C, Vol.140, No.2, pp.137–144 (2020)
- [2] Fuyuki Sato and Nobuyuki Yamaguchi: “Power disaggregation in commercial buildings considering unmonitored facilities and multiple routines”, Energy and Buildings, Vol.255, p.111606 (2022)
- [3] Fuyuki Sato and Nobuyuki Yamaguchi: “Power Disaggregation Considering Seasonality of Unmonitored Building Facilities”, in proc. of 2022 International Conference on Green Energy, Computing and Sustainable Technology (GECOST), pp.381–386 (2022)
- [4] Fuyuki Sato and Nobuyuki Yamaguchi: “Building power demand estimation on unusual days considering facility operation statuses and number of occupants”, IEEJ Trans. IA, Vol.142, No.12, pp.907–915 (2022) (In Japanese)
佐藤冬樹・山口順之:「設備運転状態と在室人数を考慮したビルの非日常電力需要の積み上げ推計」, 電学論 D, Vol.142, No.12, pp.907–915 (2022)

査読なし口頭発表

- [1] 木下創太・湯浅一弘・佐藤冬樹・山口順之・大谷晋一郎：「PVを設置したオフィスビルにおける蓄電池充電率のモンテカルロ法による評価」，令和3年電気学会全国大会，4-131（2021年3月）
- [2] 佐藤冬樹・山口順之：「線形基底関数モデルを利用したディスアグリゲーションの建物規模による評価」，令和3年電気学会全国大会，4-132（2021年3月）（優秀論文発表賞）
- [3] 湯浅一弘・山口順之・佐藤冬樹・大谷晋一郎：「太陽光発電と蓄電池を有するオフィスビルの災害時コストの確率分布の推計」，電気学会SMF研究会，SMF-21-024（2021年9月）
- [4] 佐藤冬樹・山口順之：「設備デマンド寄与度と在室人数を考慮した建物の非日常電力需要の積み上げ推計」，電気学会システム/SMF合同研究会，ST-21-023・SMF-21-050（2021年11月）（優秀論文発表賞）
- [5] 木下創太・山口順之・佐藤冬樹・大谷晋一郎：「オフィスビルの創・蓄エネ設備導入・運用コスト評価におけるモンテカルロ法の条件削減の実証分析」，電気学会システム/SMF研究会，ST-21-024・SMF-21-051（2021年11月）
- [6] 木下創太・山口順之・佐藤冬樹・大谷晋一郎：「災害を考慮した業務ビルの確率的コスト評価における計算負荷削減効果の検証」，令和4年電気学会全国大会，4-122（2022年3月）
- [7] 木村雄太・木下創太・山口順之・佐藤冬樹・大谷晋一郎：「業務ビルにおける停電を考慮した年間運用コストの確率分布の高速算出方式」，令和4年電気学会全国大会，4-123（2022年3月）
- [8] Kazuhiro Yuasa, Sota Kinoshita, Nobuyuki Yamaguchi, Fuyuki Sato and Shinichiro Ohtani, “Simulation of Energy Management Considering Remote Work of Office Buildings With Storage Batteries in the Case of Disaster”, International Power Electronics Conference 2022, 16D2-2.

関連する表彰

- [1] 2018年電気学会優秀論文発表賞A（本部表彰）
- [2] 2021年電気学会全国大会優秀論文発表賞
- [3] 2021年電気学会優秀論文発表賞A（本部表彰）