九州大学学術情報リポジトリ
Kyushu University Institutional Repository

多数住戸の電力時系列データに関する統計解析

小野, 哲嗣

https://hdl.handle.net/2324/6787654

出版情報：Kyushu University, 2022, 博士（工学）, 課程博士
バージョン：
権利関係：

KYUSHU UNIVERSITY

博　士　論　文

多数住戸の電力時系列データに関する統計解析

令和 5 年 2 月

九州大学大学院　総合理工学府　環境エネルギー工学専攻
小野　哲嗣

目次

第 1 章　序論 1

1-1 研究の社会的背景 2

1-3 研究の概観 3

1-3 一般住戸における電力消費量予測の研究 5

1-4 一般住戸におけるエネルギー消費行動実態研究 7

1-5　Non-Intrusive Load Monitoring(NILM)に関する研究 8

1-6 本研究の目的および構成 9

第 2 章 解析対象データの概要 17

2-1　緒言 18

2-2　解析対象データの取得条件 19

2-2-1　対象住戸の概要 19

2-2-2　対象住戸の標準設備 21

2-2-3　計測項目 22

2-2-4　データ取得中の気象条件 23

2-3 解析対象データの前処理 24

2-3-1 エラーデータの除去 24

2-3-2 電灯主幹と個別回路測定値の測定誤差・補正 25

2-4 解析対象データの基礎的解析 28

2-5　各家電機器の使用行動の実態 32

2-5-1　エアコン 32

2-5-2　冷蔵庫 37

2-5-3　洗濯機 39

2-5-4　オーブン･レンジ 43

2-5-5　食器洗い乾燥機 45

2-5-6　照明（LDK） 48

2-7　結論 51

第 3 章　時系列電力データに基づく居住者のエアコン

操作行動の特定 53
3-1　緒言 54
3-2　エアコンの時系列電力データの特徴 55
3-3　提案アルゴリズムの全体図 56
3-4　電力消費イベントの分類 57
3-4-1　電力消費イベントの分類の概要 57
3-4-2　自動清掃機能の各パターンの抽出 58
3-3-3　自動清掃が解析結果に与える影響 62
3-5　消費電力ゼロイベントの分類 64
3-5-1　運転休止による消費電力ゼロイベントの特徴 64
3-5-2　運転休止状態の抽出 64
3-6　実測データとの比較 66
3-6-1　検証用データの計測概要 66
3-6-2　実測値と推測値の比較 67
3-7　結論 68
第 4 章　総電力消費量に基づいたエアコンの ON/OFF 判定 71
4-1　緒言 72
4-2　家電機器別の電力消費パターンの抽出 74
4-2-1　エアコンの電力消費パターンに関する用語定義 74
4-2-2　家電機器別の電力消費パターン 77
4-3　提案手法 79
4-3-1　提案手法の概要 79
4-3-2　前処理ステップ 80
4-3-3　抽出した運転状態パターンと一致する電力消費の除去 81
4-3-4　大電力消費の継続時間に基づくエアコンのスイッチ状態推定 82
4-3-5　時系列特性に基づくエアコンのスイッチ状態の推定 84
4-4　精度検証 85
4-4-1　使用データ 85

4-4-2　前処理ステップの結果 86
4-4-3　推定結果 87
4-5　結言 92

第 5 章　エアコンの電力使用量の時系列データに基づく統計分析 96

5-1　緒言 97
5-2　計測対象住戸のエアコン使用傾向 98
5-3　エアコンによる電力消費の確率性状 100
5-3-1　エアコンの年間電力使用量の住戸間のばらつき 100
5-3-2　夏季及び冬季のエアコンの運転割合の日変動 102
5-3-3　エアコンの運転割合と外気温度の関係 103
5-4　エアコンの使用実態 104
5-4-1　外気温度と延べ空調運転時間との関係 104
5-4-2　実稼動条件における空調負荷 105
5-5　当日の外気温度とエアコン使用頻度の相関に関する分析 109
5-6　当日及び過去の外気温度とエアコン使用の回帰分析 112
5-6-1　重み付け関数の決定 112
5-6-2　重み付け平均外気温度とエアコン使用の関係 113
5-7　推定精度への影響因子の考察 117
5-7-1　平休日 117
5-7-2　冷暖房期間の前半・後半 118
5-7-3　日射量 119
5-7-4　急激な温度変化 119
5-8　結言 120

第 6 章　電力デマンドのピークの特性に関する分析 123

6-1　緒言 124
6-2　単独住戸における総電力需要のピーク 125

6-2-1　単独住戸の総電力需要ピークの概要.....125
6-2-2　単独住戸の総電力需要ピークの特性と考察.....129
6-3　複数世帯における合算電力需要のピーク.....131
6-3-1　複数世帯の合算電力需要ピークの概要.....131
6-3-2　複数世帯ピークの特性と考察.....136
6-4　複数住戸における空調負荷のピーク.....139
6-4-1　クアラルンプールでの実測データの概要.....139
6-4-2　複数世帯の合算空調負荷ピークの特性および考察.....142
6-5　デマンドレスポンスによる電力消費量ピークの削減可能量.....146
6-5-1　電力消費量ピークの削減可能量の推計方法.....147
6-5-2　住戸数 1 におけるピーク削減可能量.....148
6-5-3　住戸数 10 におけるピーク削減可能量.....149
6-5-4　住戸数 300 におけるピーク削減可能量.....150
6-6　結論.....152

第 7 章 結言.....155

7-1　総括.....156
7-2　今後の展望.....157

第 1 章　序論

1-1 研究の社会的背景

2018 年，気候変動に関する政府間パネル（以下，IPCC）は 1.5℃の気温上昇による影響およびリスクに関し報告した [1]．2021 年における地球の平均気温は，産業革命前に比べ既に約 1.1℃上昇しているが，気温上昇幅が 1.5 度を超えると，人間，野生生物，生態系が被る影響は遥かに過酷になると懸念されている．例えば，気温上昇幅が 2 度の場合に比べ、1.5 度に抑えた場合は海水面上昇が 10cm 低くなる。気温上昇を 1.5℃以内に抑えるためには，世界全体の人為起源の温室効果ガス（以下，GHG）排出量を 2030 年までに 2010 年の水準から約 45%減少させ，2050 年までに正味ゼロ，即ちカーボンニュートラル（以下，CN）を実現する必要がある．これを受け，米国や EU をはじめとする 150 カ国以上がカーボンニュートラル（以下，CN）を 2050 年までに実現すると表明している [2]．日本も 2020 年に菅首相が 2050 年までの CN 実現を宣言した．また，世界最大の GHG 排出国である中国も 2060 年までに CN を実現すると表明した．図 1.1 に 2021 年 11 月地点における CN 実現の宣言国を示す．CN 実現の宣言国の合計 GHG 排出量は，世界全体の 88.2%を占める．以上のように，GHG 排出量の大幅な削減および 21 世紀半ばまでの CN の達成が，世界共通の大目標として掲げられている．

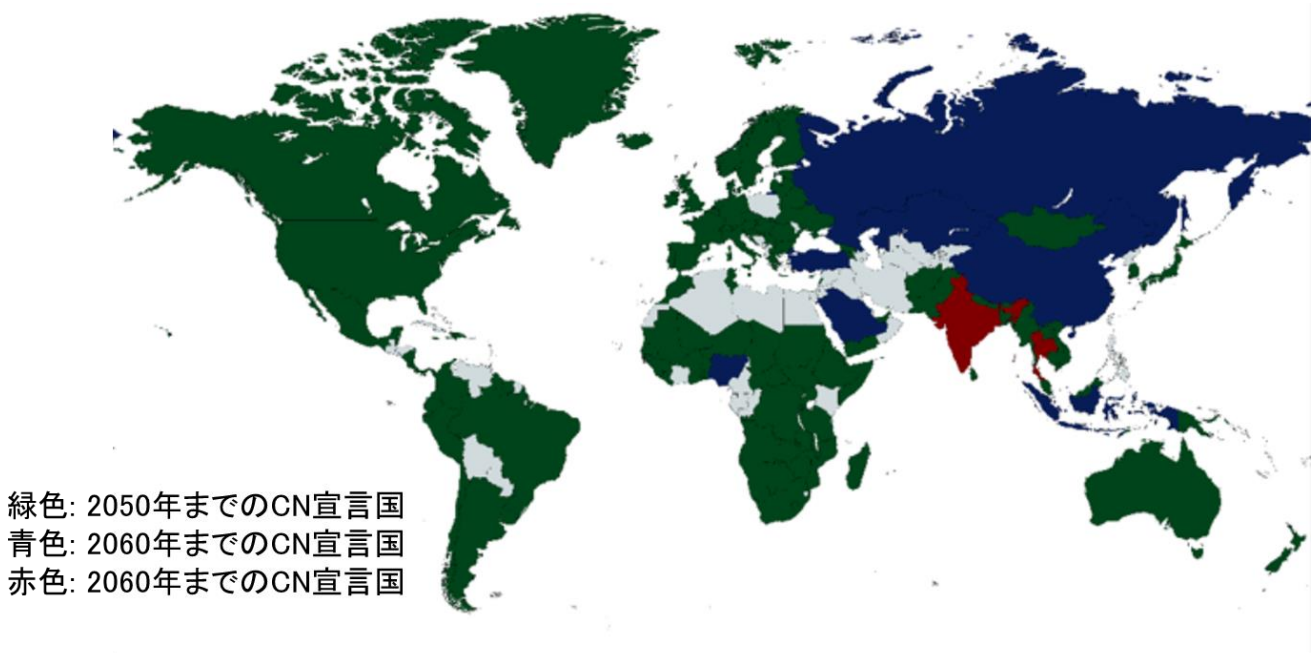


図 1.1 2021 年 11 月地点における CN 実現の宣言国 [3].

国際エネルギー機関（以下，IEA）は 2050 年における CN 達成に向けたロードマップを発表した [3]．IEA のロードマップでは，エネルギー消費量の削減と再生可能エネルギー（以下，再エネ）の活用の 2 つが挙げられている．CN 達成のためには，この 2 つのアプローチを両輪で推進

することが重要である．

まずエネルギー消費量の削減に関しては．2016 年における世界全体での GHG 排出量のセクター別内訳は，多い順に産業部門（24.2%），交通部門（16.2%），住宅部門（10.9%）である [4]．このため，CN の達成には住宅部門におけるエネルギー消費量の削減が必須である．Torres ら [5] の推計によれば、2020 年地点における世界全体の住宅部門のエネルギー消費で最も割合が高い用途は空調（暖房，換気，および冷房）であり，全体の 32%を占める．暖冷房に関しては、日本を含むアジア地域では部屋毎に個別に空調するルームエアコン（以下，エアコン）が主流である．エアコンのエネルギー需要は，建物の外皮の性能，エアコンのエネルギー効率に加え，設定温度や持続時間などの居住者の行動に大きく依存する [6]．そのため，住宅部門におけるエネルギー消費量の削減のためには，建物の断熱性能の向上をはじめとする建築部門からのアプローチに加え，エネルギー消費に関する居住者の行動を正しく把握した上で，行動変容を促す必要がある．

次いで，再生可能エネルギーの活用に関しては．日本では太陽光発電（以下，PV）が積極的に導入されており，2020 年における PV 累計発電容量は 71.4GW と，中国，米国に次いで世界 3 位である [7]．また，平地面積当たりの PV 累計発電容量は世界 1 位 [8]である．しかし，PV をはじめとする再エネの発電出力は天候により変動するため，電力系統における電力需給バランスの維持が難しくなるという課題がある．九州電力では軽負荷時における電力需給バランス維持のため，PV の出力抑制を実施している [9]．しかし，CN 達成のためには電力供給全体に占める再エネ割合を可能な限り増やす必要があるため，PV 出力抑制は望ましくない．系統安定化策として，系統用蓄電池の導入が挙げられるが，現時点ではコストが非常に高く，大規模導入は難しい．これに対し，需要側の時系列需要曲線の制御，即ちデマンドレスポンス（以下，DR）は，比較的安価に電力需給のミスマッチを解消できるのに加え，大規模な設備の新規導入を必要としないため，実施に必要なリードタイムが短いという利点を持つ．このことから，再生可能エネルギーの主電源化のため，DR を用いた電力需給バランス維持の高度化が期待されている [10]．

1-2 研究の概観

建築環境工学分野では，建築設備機器の設計などの目的のため、住宅を含む建築物におけるエネルギー需要の予測および評価に関する研究が半世紀以上に渡り行われてきた．代表的な手法は熱負荷計算法で，建物の断熱性能や外気温度に基づき室内空間を設定温度に保つために必要な冷暖房のエネルギー消費量を熱収支式に基づき算定するものである．近年はコンピュータ性能の向上やアメダス [11]をはじめとした気象データ整備，及び TRNSY[12]や EnergyPlus[13] といった解析ソフトの普及により，誰でも比較的容易にエネルギー需要を予測できるようになってい

る．しかし，従来の熱負荷計算法においては，建物内の熱収支に影響を与える居住者の在室状況や家電利用に関するスケジュールは固定と見做すことが一般的であった．

これに対し，最近 10 年で電力使用や居住者行動のモニタリング，センシング技術が普及したことにより，居住者行動の多様性や確率性，室内外の環境に対する居住者行動の影響などに関する研究が飛躍的に増加した [14]。特に，エネルギー消費に影響する居住者行動に関しては，在室状況，照明やエアコンのスイッチ ON/OFF タイミングや使用頻度，エアコンの設定温度などについて，調査データに基づく分析や居住者行動の確率モデルの提案が行われている．例えば Zhao ら [15]は，エアコンのエネルギー消費量に対する建物性能と居住者行動の寄与率を算出，比較し，居住者行動の寄与率の方が支配的であることを示している．こうした居住者行動に関する研究の多くは建物のエネルギー消費量の高精度な予測評価においては，居住者行動を適切に考慮することの重要性を示唆している．

一方，研究目的ではなく一般住戸を対象として，国内外において近年はスマートメーターが急速に普及しつつある．スマートメーターは，各住戸の全用途合計電力消費量を一定間隔（例:30 分）ごとに自動で計測する機能を持つ．加えて通信機能を持ち，計測値を遠隔で取得することが可能である．スマートメーター普及の最大の目的は，従来は電力小売会社の検針員が現地に訪問し，電力消費量を確認していた検針作業を自動化することによる省力化およびコストカットであるが，電力・エネルギー工学など様々な研究分野への活用事例も増え，そのポテンシャルは大きな注目を集めている．従来の研究では，協力世帯に計測装置を設置すること電力消費量を計測していたが，スマートメーターの普及により，実測データの取得が大幅に容易となった．また，近年ではホームエネルギーマネジメントシステム（以下、HEMS）を設置する世帯も増加している．HEMS では一般に，エネルギーの使用状況および内訳の可視化を目的に，スマートメーターより短い計測間隔（例：1 分）で，用途別に計測している場合が多い [16]。そのため，HEMS の計測データセットを用いる場合，スマートメーターに比べより詳細な分析が可能となる．

こうした状況により日々膨大なエネルギーの実測データが蓄積されており，居住者行動の把握に加え，エネルギーマネジメントや居住者の節電行動喚起、デマンドレスポンスなど、多岐に渡る用途が想定されるが，建築環境分野においてはデータの活用はまだその緒に就いたばかりである．

一方，スマートフォンやウェアラブル端末の普及やセンサーの小型化・低コスト化による IoT の進展により，現在は多様なデータの蓄積が加速している．こうした大量のデータを背景に，情報学の分野では機械学習の研究が最近 10 年で爆発的な進展を見せている．特にニューラルネットワークを基礎とした深層学習の進展が著しく，畳み込みニューラルネットワーク（CNN）[17]は画像認識の分野で，リカレントニューラルネットワーク（RNN）[18]は自然言語処理や機械翻訳の

分野で大きな成功を収めている．また，情報学の分野で提案された多様なモデルを，他分野に応用する事例も増加している．例えば，電力工学の分野では，電力需要や再生可能エネルギーの発電量，電力取引市場の価格などの予測に深層学習を適用する研究が盛んに行われている（詳細は 1-3 節）．

近年の DR に関する研究動向としては，電力工学分野において主に再エネが支配的な電力系統における周波数や電圧の安定性維持の観点から研究が進められてきた [19]．その代表例としては，エネルギー需要の予測技術高度化に加え，調整力の確保に向けた取り組みが行われている [20]. 欧米や日本では卸電力市場や需給調整市場が開設され，電力系統運用者が広く調整力を調達できる基盤が整備された．しかし，現在電力取引市場での取引に参加しているプレーヤーは，大規模な発電・蓄電設備を持つ事業者が主であり，一般住戸の参画は非常に少ない．今後更に増加する再エネに対応できる調整力を確保するには，一般住戸の DR を有効に活用することが肝要である．一般住戸のデマンドレスポンスは、大規模な発電・蓄電設備を持たないため、居住者の行動変容による需要の上げ／下げや電力消費タイミングの変更が主体となる．居住者の行動変容を効果的に促すため、行動科学の一種であるナッジ理論を活用したデマンドレスポンスの研究および実証試験が行われている [21]．また，北九州市，名古屋市，千葉県船橋市などで数百世帯を対象とした DR の実証試験が行われている [22]．また、居住者の行動変容に依存しないデマンドレスポンスの方式として、Direct Load Control[23]が注目されている。Direct Load Control は、系統運用者またはアグリゲータが、需要家の家電機器の運転／停止状態および電力消費量を遠隔制御することで、需要曲線を調節する方式である。家電機器の IoT 化や 5G などの通信環境の進化を背景に，Direct Load Control の社会実装が期待されている．

以上より、2050 年の脱炭素社会実現という目標達成において不可欠な建築部門の省エネ・脱炭素化は、電力工学、建築工学、情報学、行動科学など、様々な分野に跨がる学際性を有し，それらを俯瞰して特にスマートメーターなどで取得される大量のデータを有効に活用することが求められると言えよう。

1-3 一般住戸における電力消費量予測の研究

電力需要の予測技術は，従来から，電力系統における発電計画の立案に用いられてきた．この目的の場合，予測対象は地域（例：関東，九州）全体の電力需要であるため，各住宅における居住者の多様なエネルギー消費行動の影響は限定的であった．これに対し，DR のポテンシャル推計や適切な料金制度設計のためには，居住者のエネルギー消費行動のランダム性が無視できない．そのため，住戸間のばらつき等の確率性状まで含めた予測が必要となる [24].

これに対し，近年、熱負荷計算において居住者の生活スケジュールの日毎や世帯毎のばらつ

きの影響を考慮する，生活スケジュールの日毎や世帯毎のばらつきの影響を考慮する，white-box model が提案されている．本手法は，居住者単位で生成した生活スケジュールを基に各家電機器の電力消費を予測し，これを足し合わせることで住戸全体およびエリア全体の電力需要曲線を求めることから，bottom-up approach とも呼ばれる．例えば，谷本らが構成した Total Utility Demand Prediction System (TUD-PS)[25]では，まず統計資料である NHK 国民生活時間調査[26]に基づき， 24 属性 （勤め人・男などの居住者属性 8 クラス，曜日属性 3 クラス）毎に 1 日の生活スケジュールを 15 分時間分解能で生成する．これに電力機器や給湯などの消費イベント原単位を張り付けることで，空調負荷を除く，ユーテリティ―デマンド時系列を住戸ごとに予測する手法を構築し，実在住戸における詳細な時系列観測データ[37,38]による比較検証を行った[29-32]．また，空調発停イベントをマルコフ連鎖と見做し，一連の実測データから状態遷移確率をシグモイド関数に当てはめることで同定している[33-35]．TUD-PS の長所は，単一住戸内の家電製品などの細かな単位での予測が可能である点，および個々の需要家の日々変化する水・エネルギー消費行動の要因（生活スケジュール，気象条件，家電機器の保有率や使用確率など）を詳細に考慮する事により，様々な将来シナリオに対する確率予測を可能にするフレキシビリティを有する点である．一方で，モデル中に含まれる様々な仮定による重畳から導き出される結果が，実社会の十分に代表性のある解を示しうるかについては，幾ばくかの疑問が残る．モデル中の仮定と現実が乖離している例としては，下記が挙げられる．

・TUD-PS では，世帯を構成する人数および居住者属性が同一の場合，同一の生活スケジュールを用いるが，現実では，世帯人数および居住者属性が同一の場合も，住戸によって生活スケジュールにばらつきがあると考えられる（後述，第 2 章で検討）

・TUD-PS では，生活スケジュールに消費イベント原単位を張り付けるため，エネルギー消費イベント（例：洗濯機使用）一回当たりのエネルギー消費量は，全住戸で同一と仮定しているが，現実では，同一種別の家電機器であっても，住戸毎に異なる消費電力が異なる場合があると考えられる．（後述，第 2 章で検討）

・TUD-PS では，空調発停の状態遷移確率を，現在時刻の気温に対するシグモイド関数として同定しているが，現実には過去の気温の履歴にも影響されると考えられる．（後述，第 5 章で検討）

以上より，TUD-PS をはじめとする bottom-up approach によるエネルギー消費量の予測精度を改善するには，住戸間のばらつきの確率性状を含めた，居住者のエネルギー消費行動の実態を把握することが肝要である．

一方，大量の電力需要データに基づき統計学的な手法もしくは機械学習などの black-box model を用いた予測手法が研究されている．本手法はマクロ的な視点から data-driven の考え方

で予測を行うため，top-down approach とも呼ばれている．Top-down approach では，メーターの検針作業を自動化するスマートメーターの普及が進んだ 2010 年代以降に，研究が加速している．予測モデルとしては，サポートベクターマシン[36]，ファジー推論システム[37]，ランダムフォレスト[38]などの機械学習モデルが一般的に用いられる．近年はディープラーニングの進化に伴い，ニューラルネットワークを基にした様々なモデルが用いられている．例えば，CNN[39]，長期短期記憶 (LSTM)[40]，およびゲート再発ユニット (GRU)[41]が挙げられる．Top-down approach では，国単位や電力系統単位などの大きなエリア全体での電力需要の 1 時間後予測や 1 日後予測などで多くの事例が報告されている[42]．一方で，単一住戸などの小さい需要単位を対象とした場合，需要家の行動のランダム性の影響が大きくなるため予測精度は低下することが課題となっている[24]．さらに，前節で述べた Direct Load Control による DR では，単一住戸内の個々の家電製品のレベルで機器使用状態（ON または OFF）や電力需要を予測する必要があるが，Top-down approach の文脈でそうした研究は殆ど行われていない．

1-4 一般住戸におけるエネルギー消費行動に関する調査

一般住戸におけるエネルギーの使用実態の把握を目的とした調査は，日本国内では 1990 年代より盛んに実施されてきた．例えば，澤地ら[43]石田ら[44]は用途別のエネルギー消費量の推定式を作成し，長谷川ら[45]は住宅種類，世帯構成，環境意識がエネルギー消費に与える影響を調査した．これらはエネルギー使用における地域性や世帯間のばらつきに関しては有意な情報を有する．しかし，いずれも調査方法としてアンケートを用いており，調査データは年単位，月単位のエネルギー消費量に限られている．そのため，時系列の需要パターンや，日ごとのばらつきなどについては検討することができない．さらに，エネルギーの使用用途についても議論されているものの，暖房，冷房，調理などに留まっており，例えば LDK のエアコンやオーブン・レンジといった，機器毎の使用傾向までは示されていない．

この問題を踏まえ，2000 年代には，村上ら[46]が「住宅内のエネルギー消費に関する全国的調査研究委員会」を組織し，全国 80 戸の住宅を対象に家電機器別に電力消費量の計測センサーを設置し，実測を行った．計測データから得られた知見は，赤林ら[47]，山岸ら[48]，吉野ら[49]，平山ら[50]によって地域別，機器別に整理されている．しかし，これらはエネルギー消費量に関するデータベースの構築に重点を置いているため，平均値やヒストグラム等の簡易的な統計分析しか行われていない．住戸間のばらつき及び時系列の確率性状をより深く分析するためには，数百戸以上を対象に年単位で取得した巨大なデータセットが必要となる．

一方で 2010 年代に入ると，電力メーターの検針作業を自動化するスマートメーターの普及が世界各地で進んでいる．日本政府も，2020 年代中にスマートメーターを全世帯・全事業所に導

入する目標を掲げている[51]．これにより多数住戸における長期間のエネルギー消費時系列データの蓄積が急速に進むと予測される[52]．スマートメーターの大規模なデータ活用研究例としては，太田ら[53]により数万件の戸建における計測データの分析が挙げられるが，集合住宅を対象とした大規模なデータセットを分析した例は無い．海外の研究例に視野を広げると，McLoughlin[54]らによるアイルランドの 4200 戸を対象とした実測調査や，Kavousian[55]らによる米国の 1628 戸を対象とした実測調査など，大規模な実測データを用いた研究例が幾つか挙げられる．以上の例のように，今後大量に蓄積されるスマートメーターの実測データを解析することで，住戸間のばらつき及び時系列の確率性状を含めたエネルギー消費行動の実態把握が進むと期待されている．

しかし，スマートメーターは全用途合計の電力消費のみを計測する例が殆どであるため，用途別のエネルギー消費行動の把握が難しいという課題がある．用途別の電力消費データを得る最も単純な方法は，電力計測センサーを家電機器別に設置することであるが，大量のセンサーを用意するコストがかかる上に，各住戸内への立ち入りを必要とするため居住者に心理的負担を強いる．そのため，スマートメーターによる全用途合計の実測データのみから，家電機器別の電力需要および家電機器別の使用状態（ON または OFF）を推定する手法が確立されるならば，既存の大量のエネルギーデータを居住者行動研究や DR に活用できる可能性が高まるであろう．

1-5　Non-Intrusive Load Monitoring(NILM)に関する研究

全用途合計の電力消費データを，用途別に分解する手法は，電力ディスアグリゲーション，または機器毎のセンサー取付けのための住戸立ち入りを必要としないことから Non-Intrusive Load Monitoring（NILM）と呼ばれる[56]．

NILM に関する研究は 1990 年代から進められており，主に高頻度のサンプリングデータを協力住戸に設置することで収集したデータを利用していた．高周波データを使用する利点は，家電製品のスイッチング時の電流および電圧波形の歪みや高調波などの電気的特性を捉えることができることである．例えば，村田らは[57]，高調波電流と位相データを利用して，各時間ステップでの各デバイスの電力消費を推定する方法を提示した．

2010 年代には，スマートメーターの普及に伴い，REDD[58] や UK-DALE[59] など，低いサンプリング周波数で測定された住宅の電力需要のオープンなデータセットが公開された．これにより，サンプリング頻度の低いデータを使用した NILM 研究が加速した．このような NILM の研究では，Sparse cording[60]，Hidden Markov model[61]，および時系列パターンの特徴抽出[62] に基づく方法が使用される．さらに，深層学習[63,64]，ボルツマンマシン[65]，ベイジアン分類器[66] などの最新の機械学習技術が NILM に適用されている．

家電製品の中でも，エアコンの電力消費量や運転状態を推定する NILM アルゴリズムが開発されている．例えば，Perez ら[67]は，k-means を使用した推定方法を提案し，米国の Pecan Street Inc. で測定されたオープンデータセットを使用してモデルを検証した．Su ら[68] は，サポートベクターマシンを適用し，Pecan Street データセットを使用して推定性能を確認した．これらの先行研究は，固定周波数 のエアコンを想定して提案されたものである．一般に，固定周波数のエアコン のコンプレッサーは，所定の速度でのみ動作するため，消費電力が高くなる傾向がある[69]．

一方，インバータでコンプレッサーの速度を制御するエアコンは，従来の固定周波数のものと比較して，エネルギー効率を大幅に改善している，そのため，世界中で急速に普及が進んでいる[68]．例えば，インバータ制御のエアコンは，2020 年までに日本の家庭用市場で 100% のシェアを獲得しており，同様のシェアは世界的にも引き続き増加すると予想される． インバータ制御のエアコンの負荷パターンの特徴は，熱負荷が小さいときはコンプレッサーが回転と停止を繰り返すため，HP は稼働していても電力を消費しない期間がある[70-72]．そのため，インバータ制御のエアコン は，消費電力によって決まる電源のオン・オフ状態と，居住者の意図した電源のオン・オフ動作が必ずしも一致しないという特性があり，居住者の冷暖房利用行動の検出を目的とした NILM 研究では問題が生じる[73,74]．そのため，居住者が意図した IHP の切り替え動作と，監視された家庭の電力需要による電源の ON/OFF 状態との間の不一致を考慮した NILM 技術が求められている．

1-6 本研究の目的および構成

以上の背景から，本論では，以下の 4 点を研究課題に設定する．

① 一般住戸におけるエネルギー消費行動実態の理解（詳細は 1-4 節参照）

② 一般住戸における電力需要の予測（詳細は 1-3 節参照）

③ 家電機器別 DR によるピーク削減量のポテンシャル推定（詳細は 1-2 節参照）

④ 総電力消費データから居住者のエネルギー消費行動の推定（詳細は 1-5 節参照）

以上の目的を達成するため，スマートメーターや HEMS の普及に伴い，今後爆発的に増えていくと予測される各住戸の消費電力についての膨大なデータに着目し，日本の一般住戸を対象とした膨大な実測データを利用した統計値の整理，さらには，データを居住者の嗜好や生活スケジュールを包括したものとして捉え，機器の発停行動の影響する要因の分析を行う．

本論文は以下に示す全 7　章により構成される．

第 1 章では本研究の背景と目的を述べることにより現状の問題点を整理した．

第 2 章では本論で使用する電力計測データとして，大阪で計測されたデータセットの概要，及び前処理について説明する．月変動や日変動といった基礎的な分析結果も併せて示している．加えて，代表的な家電機器及び用途におけるエネルギーの使用実態を示す．これは TUD-PS　をはじめとした予測モデルの検証や，得られた確率密度分布を基にしたモデルの改良といった用途を想定している．

第 3 章はエアコンの時系列電力使用量からエアコンの ONOFF　推定を行う．他の家電機器と異なり，エアコンはインバータ制御による運転休止や，自動清掃機能の存在により，電力消費が居住者の意図したエアコンの発停操作と必ずしも一致しない．本章で提案する判定フローは，今後急速に増加する電力データを取る扱う際の，前処理としての利用を想定している．

第 4 章では総電力使用量に基づくエアコンの ONOFF　推定を行う．これは NILM 研究に含まれ，日本をはじめとした東アジア地域で普及しているルームエアコンと対象にした数少ない研究である．

第 5 章ではエアコン使用に関する統計解析の結果を報告する．エアコンは最も電力消費の多い機器の 1　つであり，季節変動を持つため予測が特に難しい．従って，エアコン使用の正確なモデル化のためには確率性状の正確な把握が必要となる．また，過去の外気温度の履歴がエアコン使用に与える影響について検討する．エアコン使用を当日の外気温度を用いてモデル化した例 [55,56]は枚挙にいとまがないが，本章では当日だけでなく過去の外気温度がエアコン使用に与える影響を明らかにする．

第 6 章では電力需要のピークの特性について検討する．電力供給量は年間のピーク電力を賄えるよう設計する必要があることから，その正確な予測は設備容量を決定する上で非常に重要となる，本章では特に，電力ピークの特性が世帯数によってどのように変化するかについて，大阪での計測データとマレーシアでの計測データを用い，比較・考察する．加えて，様々な家電機器の電力需要のピーク削減可能量を推定する．需要規模に応じて需要の時変動に対する均し効果が異なる事を踏まえ，大阪での計測データからランダムサンプリングにより住戸数が異なる様々な住戸群による合算需要データを生成することで，住戸群のサイズが各機器のピーク削減可能量に与える影響を考察する．

第 7 章は以上で得られた結論をまとめる．

参考文献

1) Intergovernmental Panel on Climate Change (IPCC). 1.5℃特別報告書，IPCC 第 48 回総会(2018-10)

2) 資源エネルギー庁：令和 2 年度エネルギーに関する年次報告（エネルギー白書 2021） https://www.enecho.meti.go.jp/about/whitepaper/2021/html/1-2-2.html#n19 (2022/11/10 閲覧)

3) International Energy Agency (IEA). Net Zero by 2050 – A Road Map for the Global Energy Sector, 2021. https://iea.blob.core.windows.net/assets/deebef5d-0c34-4539-9d0c-10b13d840027/NetZeroby2050-ARoadmapfortheGlobalEnergySector_CORR.pdf (2022/10/29 閲覧)

4) Our World in Data; Emissions by sector https://ourworldindata.org/emissions-by-sector (2022/11/10 閲覧)

5) González-Torres, M.; Pérez-Lombard, L.; Coronel, J.F.; Maestre, I.R.; Yan, D. A review on buildings energy information: Trends, end-uses, fuels and drivers. Energy Rep., Vol.8 (2022), pp.626-637.

6) Lyu, J.; Ono, T.; Sato, A.; Hagishima, A.; Tanimoto, J. Seasonal variation of residential cooling use behaviour derived from energy demand data and stochastic building energy simulation. J. Build. Eng. (2022), 49. https://doi.org/10.1016/j.jobe.2022.104067.

7) International Energy Agency (IEA). Snapshot of Global PV Market 2021. (https://iea-pvps.org/wp-content/uploads/2021/04/IEA_PVPS_Snapshot_2021-V3.pdf)(2022/10/29 閲覧)

8) 資源エネルギー庁：今後の再生可能エネルギー政策について，(https://www.meti.go.jp/shingikai/enecho/denryoku_gas/saisei_kano/pdf/025_01_00.pdf) (2022/10/29 閲覧)

9) 九州電力：過去の出力制御実績 (URL: https://www.kyuden.co.jp/td_power_usages/out_ctrl_history.html) (2022/08/28 閲覧)

10) Z. Chen, L. Wu, Y. Fu; Real-Time Price-Based Demand Response Management for Residential Appliances via Stochastic Optimization and Robust Optimization, IEEE Transactions on Smart Grid, Vol.3 Issue. 4 (2012-9), pp.1822-1831.

11) 赤坂裕，拡張アメダスの気象データ，太陽/風力エネルギー講演論文集(2000)，pp.31-36

12) V. Dorer, A. Weber, Air, contaminant and heat transport models: integration and application, Energy and Buildings, Vol.30(1999-4), pp.97-104

13) D. Crawley, C. Pedersen, L. Lawrie, F. Winkelmann, EnergyPlus: Energy Simulation Program, ASHRAE Journal, Vol.42(2000), pp.49-56

14) B. Balvedi, E. Ghisi, R. Lamberts; A review of occupant behaviour in residential buildings, Energy

and Buildings, Vol.30 (2018), pp.495-505.

15) D. Zhao, A. P. McCoy, J. Du, Y. Lu; Interaction effects of building technology and resident behavior onenergy consumption in residential buildings, Energy and Buildings, Vol.134 (2017), pp.223-233.

16) 太田真人，岩船由美子，大岡龍三：戸建て住宅における HEMS データを活用したエネルギー利用実態の分析（その１），日本建築学会環境系論文集，Vol.85，No.772 (2020-6)，pp.495-502,

17) R Yamashita, M Nishio, RKG Do, K Togashi; Convolutional neural networks: an overview and application in radiology, Insights into imaging, Vol.9 (2018), pp.611-629.

18) A Graves; Generating sequences with recurrent neural networks, arxiv (2013).

19) A Latif, SMS Hussain, DC Das, TS Ustun, A Iqbal; A review on fractional order (FO) controllers' optimization for load frequency stabilization in power networks, Energy Reports, Vol.7 (2021-11).

20) O. Stanojev, U. Markovic, P. Aristidou, G. Hug, D. Callaway and E. Vrettos; MPC-Based Fast Frequency Control of Voltage Source Converters in Low-Inertia Power Systems, IEEE Transactions on Power Systems, vol. 37, no. 4 (2022-7), pp. 3209-3220.

21) アイ・グリッド・ソリューションズ：ナッジを用いたデマンドレスポンス実証実験を開始 (URL: https://www.igrid.co.jp/wp-content/uploads/2021/07/20210720_News-Release.pdf)

22) 向井登志広，西尾健一郎，小松秀徳，内田鉄平，石田恭子：高圧一括受電マンションにおける電力ピーク抑制策の実証研究(その 2)：2013 年度冬の効果経時変化と要因検証，エネルギー・資源学会論文誌，Vol.36, No.4, pp.1-11, (2015)

23) 馬場博幸，斉藤哲夫，片岡和人，岩船由美子，荻本和彦，宇田川佑介，天津孝之，増田浩：「IoT 化する家電機器を活用したデマンドレスポンスによる自然変動電源の余剰発電抑制緩和策」，電気学会論文誌 C，Vol.137，No.2，pp.326-332 (2017)

24) A. Shaqour, T. Ono, A. Hagishima, H. Farzaneh: Electrical demand aggregation effects on the performance of deep learning-based short-term load forecasting of a residential building. Energy and AI Vol.8 (2022-5).

25) 谷本潤，萩島理，岩井雄志，諫山由紀子；居住者の生活スケジュールの多様性を考慮した包括的ユーティリティデマンド予測手法の構築，日本建築学会環境系論文集，No.74，pp.579-586，(2009)

26) NHK 放送文化研究所；2005 年度版 国民生活時間調査

27) 前田哲彦，長谷川裕夫，伊藤宏充，嶋川成浩，松本和博；九州地区の集合住宅におけるエネルギー需要の計測と解析（その 1），第 20 回エネルギーシステム・経済・環境コンファレンス講演論文集，pp.383-386，2004.

28) 前田哲彦，丸山康司，安幸，伊藤宏充，嶋川成浩；九州地区の集合住宅におけるエネルギー需要の計測と解析（その 2），第 21 回エネルギーシステム・経済・環境コンファレンス講演論文集，pp.473-476，2005.

29) 谷本潤，相良博喜，萩島理；エネルギー計算に用いる生活スケジュールに関する研究 第 4 報 生成データの検証，空気調和・衛生工学会論文集，No.110，pp.35-41, 2006.

30) 谷本潤，相良博喜，萩島理，木内豪，神田学，中山有；エネルギー計算に用いる生活スケジュールに関する研究 第 5 報 久が原の実給水量データと予測給水デマンドとの比較，空気調和・衛生工学会論文集，No.113，pp.35-38, (2006)

31) 谷本潤,相良博喜,萩島理,飯尾昭彦；エネルギー計算に用いる生活スケジュールに関する研究 第 6 報 水・湯消費イベント予測時系列と田中・飯尾氏アンケート調査データとの比較，空気調和・衛生工学会論文集，No.123，pp.33-37, (2007)

32) 谷本潤，相良博喜，萩島理，前田哲彦；エネルギー計算に用いる生活スケジュールに関する研究 第 7 報 集合住宅における給湯，電力需要時系列実測データとの比較，空気調和・衛生工学会論文集，No.127，pp.19-24, (2007)

33) 谷本潤，萩島理，片山忠久；実測に基づく冷房発停状態の遷移特性に関する考察 冷房発停にマルコフモデルを適用した場合の熱負荷特性に関する基礎的検討 第３報，空気調和・衛生工学会論文集 No.82，pp.59-66, (2001).

34) 谷本潤，萩島理，岩井雄志，諌山由紀子；居住者の生活スケジュールの多様性を考慮した包括的ユーティリティデマンド予測手法の構築，日本建築学会環境系論文集，No.74，pp.579-586, (2009).

35) R. Fukami, A. Hagishima, J. Tanimoto, N. Ikegaya; Stochastic nature of occupants' behavior toward air‐conditioning operation in residential buildings, Japan Architectural Review, Vol.5, Issue.4, (2022)

36) A. Ahmad, M. Hassan, M. Abdullah, H. Rahman, F. Hussin, H. Abdullah, R. Saidur: A review on applications of ANN and SVM for building electrical energy consumption forecasting. Renew Sustain Energy Rev, Vol.33, (2014) pp.102–109.

37) R. Mamlook, O. Badran, E. Abdulhadi: A fuzzy inference model for short-term load forecasting. Energy Policy, Vol.37 (2009), pp.1239–1248.

38) G. Dudek, D. Filev, J. Jabłkowski, J. Kacprzyk, M. Krawczak, I. Popchev, L. Rutkowski et al.: Short-term load forecasting using random forests BT. Intelligent systems’2014. Cham: Springer International Publishing; (2015) p. 821–828.

39) A. Del Real, F. Dorado, J. Dur´an. Energy demand forecasting using deep learning: applications for

the french grid. Energies Vol.13. (2020).

40) F. Pallonetto, C. Jin, E. Mangina. Forecast electricity demand in commercial building with machine learning models to enable demand response programs. Energy AI Vol.7 (2021)

41) A. Pirbazari, E. Sharma, A. Chakravorty, W. Elmenreich, C. Rong. An ensemble approach for multi-step ahead energy forecasting of household communities. IEEE Access, Vol.9 (2021), pp.36218–36240

42) A Chawla, A Singh, A Lamba, N Gangwani; Demand forecasting using artificial neural networks—a case study of American retail corporation, Advances in Intelligent Systems and Computing, vol 697 (2018-9).

43) 澤地孝男，坊垣和明，吉野博，鈴木憲三，赤林伸一，井上隆，大野秀夫，松原斎樹，林徹夫，森田大：用途別エネルギー消費量原単位の算出と推定式の作成　全国的調査に基づく住宅のエネルギー消費とライフスタイルに関する研究(第 1　報)，日本建築学会計画系論文集，No.462(1994)，pp.41-48

44) 石田建一：戸建住宅のエネルギー消費量，日本建築学会計画系論文集，No.501(1997-11)，pp.29-36

45) 長谷川善明，井上隆：全国規模アンケートによる住宅内エネルギー消費の実態に関する研究 世帯特性の影響と世帯間のばらつきに関する考察　その 1，日本建築学会環境系論文集，No.583(2004)，pp.23-28

46) 村上周三，坊垣和明，田中俊彦，羽山広文，吉野博，赤林伸一，井上隆，飯尾昭彦，鉾井修一，尾崎明仁，石山　洋平；全国の住宅 80　戸を対象としたエネルギー消費量の長期詳細調査 ： 対象住宅の属性と用途別エネルギー消費量，日本建築学会環境系論文集，No.603(2006)，pp.93-100

47) 赤林伸一，村上周三，坊垣和明，田中俊彦，羽山広文，吉野博，井上隆，飯尾昭彦，坂口淳，鉾井修一，尾崎明仁，石山洋平：全国の住宅 80　戸を対象とした各種家電機器のエネルギー消費量に関する調査研究，日本建築学会環境系論文集，No.619(2007)，pp.61-67

48) 山岸明浩，赤林伸一，坂口淳，浅間英樹，石山洋平：用途別エネルギー消費量の実態 ：新潟地域の住宅におけるエネルギー消費に関する調査研究　その 1，日本建築学会環境系論文集，No.593(2005-7)，pp.25-31

49) 吉野博，三田村輝章，尾嶋雅也，千葉智成，謝静超，中村香奈，松本真一，長谷川兼一，源城かほり，竹内仁哉：東北地方における住宅 13　戸を対象としたエネルギー消費量の詳細実測調査，日本建築学会技術報告集(2004)，環境工学，pp.147-150

50) 平山翔，井上隆，田中俊彦，前真之，関崎真，矢野慶一：用途別エネルギー消費量の日変動

関東地域における住宅のエネルギー消費量に関する調査研究，日本建築学会環境系論文集，No.613(2007-3)，pp.49-55

51) 経済産業省：スマートメーター制度検討会「スマートメーターの導入促進に伴う課題と対応について」(2014)

52) 小松秀徳，西尾健一郎：スマートメータデータ分析情報の活用　分析技術の動向調査と需要分析の予備的検証，電力中央研究所研究報告書，(2014)

53) 太田真人，岩船由美子，大岡龍三：戸建て住宅における HEMS データを活用したエネルギー利用実態の分析（その１），日本建築学会環境系論文集，Vol.85，No.772 (2020-6)，pp.495-502,

54) F. McLoughlin, A. Duffy, M. Conlon : Characterising domestic electricity consumption patterns by dwelling and occupant socio-economic variables: an Irish case study, Energy Build. No.48 (2012-5) pp.240–248

55) A. Kavousian, R. Rajagopal, M. Fischer, Determinants of residential electricity consumption: using smart meter data to examine the effect of climate, building characteristics, appliance stock, and occupants' behavior, Energy, No.55 (2013-6), pp.184–194

56) G. Hart. Nonintrusive appliance load monitoring. Proceedings of the IEEE, 80(12), (1992), pp.1870-1891.

57) 村田博士，小野田崇，由本勝久，中野幸夫：屋外からの家庭内電気機器消費電力推定における機械学習手法の性能評価，電気学会論文誌 C，Vol.123，Issue.7 (2003), pp.1350-1355

58) J. Kolter, M. Johnson. REDD: A public data set for energy disaggregation research. Proceedings of 1st KDD Workshop on Data Mining Applications in Sustainability (2011).

59) J. Kelly, W. Knottenbelt. `UK-DALE': A dataset recording UK Domestic Appliance-Level Electricity demand and whole-house demand. (2014)

60) J. Kolter, S. Batra, A.Ng. Energy disaggregation via discriminative sparse coding. Neural Information Processing Systems, (2010).

61) O. Parson, S. Ghosh, M. Weal, A. Roger, An unsupervised training method for non-intrusive appliance load monitoring, Artificial Intelligence, 217, pp.1-19 (2014)

62) K. Basu, V. Debusschere, A. Chouakria, S. Bacha: Time series distance-based methods for non-intrusive load monitoring in residential buildings, Energy and Buildings, Vol.96, No.2, pp.109-117, (2015)

63) Kim, J.; Le, T.T.H.; Kim, H. Nonintrusive load monitoring based on advanced deep learning and novel signature. Comp. Intell. Neurosci. (2017),

64) Gomes, E.; Pereira, L. PB-NILM: Pinball guided deep non-intrusive load monitoring. IEEE Access Vol.8 (2020), pp.48386–48398.

65) Fujita, M.; Fujimoto, Y.; Hayashi, Y. Nonintrusive monitoring of electrical appliance load via restricted Boltzmann machine with temporal reservoir, 12th The International Conference on Agents and Artificial Intelligence, (2020); pp. 902–909.

66) 井上洋思, 石山文彦, 渡辺敏雄, 大山孝：総電力時系列データに基づく機器動作状態の推定, 電子情報通信学会技術研究報告,114(389), 2015-01, pp.19-22.

67) K. Perez, W, Cole, J. Rhodes, A. Ondeck, M. Webber, M. Baldea, T.Edgar, Nonintrusive disaggregation of residential air-conditioning loads from sub-hourly smart meter data, Energy and Buildings, vol. 81, (2014), pp.316-325 .

68) S. Shu, Y. Yan, H. Lu, L. Kangping, S. Yujing, W. Fei, L. Liming, R. Hui, Non-Intrusive Load Monitoring of Air Conditioning Using Low-Resolution Smart Meter Data, IEEE International Conference on Power System Technology, (2016)

69) Rhodes, J.D.; Upshaw, C.R.; Harris, C.B.; Meehan, C.M.; Walling, D.A.; Navrátil, P.A.; Beck, A.L.; Nagasawa, K.; Fares, R.L.; Cole, W.J.; Kumar, H.; Duncan, R.D.; Holcomb, C.L.; Edgar, T.F.; Kwasinski, A.; Webber, M.E. Experimental and data collection methods for a large-scale smart grid deployment: Methods and first results. Energy, Vol.65 (2014), pp.462–471.

70) Pahasa, J.; Potejana, P.; Ngamroo, I. Multi-objective decentralized model predictive control for inverter air conditioner control of indoor temperature and frequency stabilization in microgrid. Energies, Vol.14 (2021).

71) Song, M.; Gao, C.; Yan, H.; Yang, J. Thermal battery modeling of inverter air conditioning for demand response. IEEE Trans. Smart Grid, Vol.9 (2018), pp.5522–5534.

72) Hui, H.; Ding, Y.; Lin, Z.; Siano, P.; Song, Y. Capacity allocation and optimal control of inverter air conditioners considering area control error in multi-area power systems. IEEE Trans. Power Syst., Vol.35 (2020), pp.332–345.

73) Nezhada, A.E.; Rahimnejadb, A.; Gadsden, S.A.; Home energy management system for smart buildings with inverter-based air conditioning system. Int. J. Electr. Power Energy Syst. Vol.133, (2021).

74) Chen, Z.; Shi, J.; Song, Z.; Yang, W.; Zhang, Z. Genetic algorithm based temperature-queuing method for aggregated IAC load control. Energies, Vol.15 (2022).

第 2 章 解析対象データの概要

2-1　緒言

第 1 章で述べたように，TUD-PS をはじめとする bottom-up approach によるエネルギー消費量の予測精度を改善するには，住戸間のばらつきの確率性状を含めた，居住者のエネルギー消費行動の実態を把握することが肝要である．そのためには，数百戸以上を対象に年単位で取得した巨大なデータセットを対象とした分析が必要となる．しかし，一般住戸におけるエネルギーの使用実態に関する国内の既往研究は，アンケート調査に基づいた研究[1,2]や，数十件単位の実測データから平均値やヒストグラム等の簡易的な統計分析に留まる研究[3-6]などに長らく限られていた．近年は，太田ら[7]により数万件の戸建における HEMS データの分析が行われたが，集合住宅を対象とした大規模なデータセットを分析した例は無い．海外の研究例に視野を広げると，McLoughlin[8]らによるアイルランドの 4200 戸を対象とした実測調査や，Kavousian[9]らによる米国の 1628 戸を対象とした実測調査など，大規模な実測データを用いた研究例が幾つか挙げられる．しかし，一般住戸が所有している家電機器や，定格電力消費量，あるいは居住者の生活スケジュールが国により異なるため，海外の調査結果をそのまま国内に当て嵌めることはできない．以上の現状を踏まえ，本章では，国内における数百戸規模の電力消費量の実測データを分析することで，各用途におけるエネルギーの使用実態の住戸間のばらつき及び時系列の確率性状を明らかにする事を目的とする．

分析に用いる実測データセットは，全 586 戸を対象に各戸毎に電気・ガス・水道（電気：18～26 種類＋電灯主幹）の消費量を 2013 年 1 月 1 日から 2 年間，1 分間隔で計測したものである．2022 年現在からすると，計測から時間が経っているが，住宅ストック数の約 6,200 万戸[10]に対し，2020 年の新築着工戸数は約 80 万戸[10]であり，ストック全体の約 1.3%程度である．そのため，既築建物における実測データの解析も非常に重要である．なお，本データセットは，特定の研究目的のための集中観測とは異なり，集合住宅の全住戸を対象として定常的に収集された事から，居住者不在の空き住戸や計測機器の異常などにより解析に適さないデータが一定数含まれていると予測される．そのため，事前にデータの品質の検証を行い未入居住戸の検出及び電灯主幹と個別回路の精度検証及び補正を行っている．このデータベースを用い，各住戸の電力消費量の様々な統計的性状を分析するとともに，冷蔵庫，洗濯機，オーブン・レンジ，食器洗い乾燥機，照明（LDK）の 5 用途を対象に，電力量の世帯毎のバラツキや時系列の確率性状を含む各種統計値を分析する．

2-2　解析対象データの取得条件

2-2-1　対象住戸の概要

本データセットは大阪府摂津市に位置する集合住宅のエネルギー消費量モニタリングシステムを運用している「一般財団法人低炭素型まちづくり法人」から家庭部門の環境エネルギーの学術・研究に活用するために提供されたものである．計測対象住戸の概要を**表 2-1**，対象住戸の外観を**図 2-1** に示す．計測対象としたのは，地上 20 階建てで全 586 戸を擁する，鉄筋コンクリート造りの大型集合住宅である．1 つの住棟内に 3 種類の間取り（2LDK，3LDK，4LDK）が混在しており，大部分を 3LDK が占める．竣工年は 2011 年と新しく，所在地は「低炭素型社会の実現」をテーマとした約 7ha に及ぶ大規模複合開発の一角であり，周辺には駅や複合コミュニティ施設，庭園などが整備されている．特に駅は対象住宅から徒歩 1 分と非常に近く，恵まれた交通環境にある．加えて，各住戸には食器洗い洗浄機やエアコン(LDK)，床暖房などが標準装備されており，対象住宅内にもキッズルームや簡易図書館，多目的アリーナなどの共用スペースが充実している．以上のことから，本対象住戸は生活環境の整った新築マンションであり，居住者としては比較的若く，所得の高い世帯が多いと推定される．また，各住戸には「新 ECO マネシステム」が設置されており，各機器のエネルギー使用量や CO_2 排出量，省エネ達成状況などといった計測データを，住戸内に設置された簡易モニターから確認することができる．なお，個人情報保護の観点から各住戸の家族構成，人属性，性別，年齢といった居住者に関する情報や，住戸の階数や方角，角部屋か否かといった住戸位置に関する情報は一切知らされていない．

図 2-2 に対象住戸の代表的な間取を 2LDK，3LDK，4LDK 別に示す．2LDK は LDK に洋室 2 室であり，3LDK はこれに和室が，4DLK は更に洋室が追加された間取が基本となっている．このうち，LDK が 12.6~17.4 畳と最も広く，洋室及び和室は 7~4.5 畳と部屋毎に大きさが異なる．但し，1 畳は 16.2 m^2 としている．図 2-2 の LDK 内に長方形があるが，これは床暖房を示しており，LDK のうちキッチンを除く大部分に設置されていることが分かる．なお，床暖房の標準放熱量は 356W または 503W で部屋サイズにより異なる．住戸専有面積については，3LDK は 66.26~75.26m^2，4LDK は 75.14~90.96m^2 と，同じ住戸タイプであっても約 10 m^2 の差がある．ところが，住戸番号との対応が示されているのは住戸間取のみであり，専有面積との対応は知らされていないため，専有面積当たりの消費量を算出する際は，住戸間取毎に算出した平均専有面積（2LDK:55.12m^2, 3LDK:71.18m^2, 4LDK:83.6m^2）を，各住戸の専有面積として用いている．また，各部屋面積についても同様に住戸によりばらつきがあるが，図 2-2 を標準的な間取とし，ここに示される各部屋の広さを用いた．

表 2-1　計測対象建物の概要

大きさ	地上 20 階建て・全 586 戸
竣工年	2011 年
構造	鉄筋コンクリート・一部鉄骨造
場所	大阪府摂津市
住戸タイプ	2LDK(55.12m²)：38 住戸 3LDK(66.36m²～75.26m²)：391 住戸 4LDK(75.14m²～90.96m²)：157 住戸
標準設備	食器洗い洗浄機，エアコン(LDK) 床暖房，浴室暖房乾燥機

図 2-1　対象住戸の外観

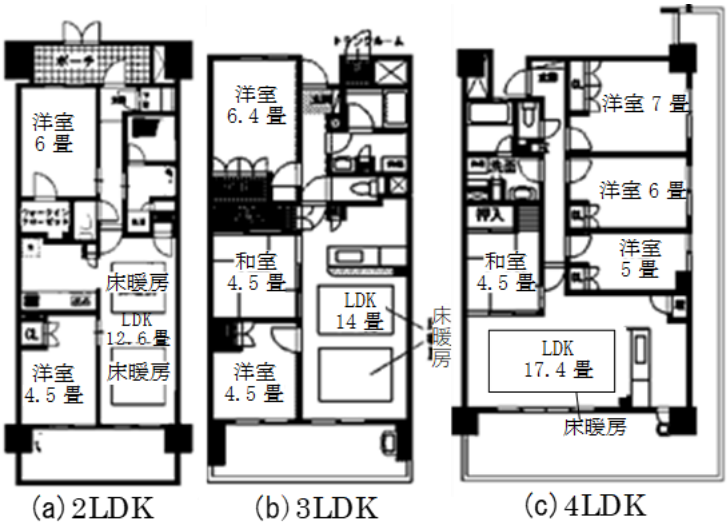


図 2-2　対象住戸の代表的な間取

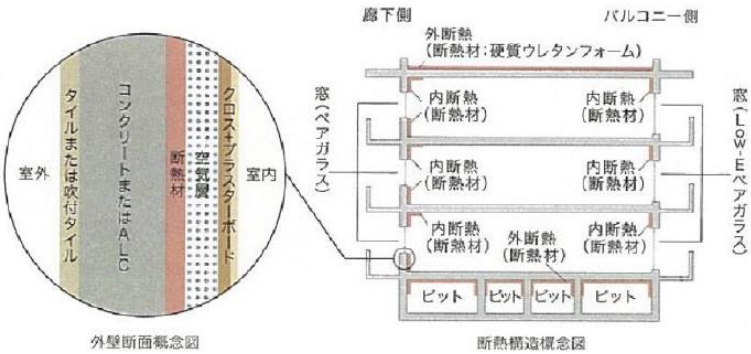


図 2-3　測定対象集合住宅の断熱構造

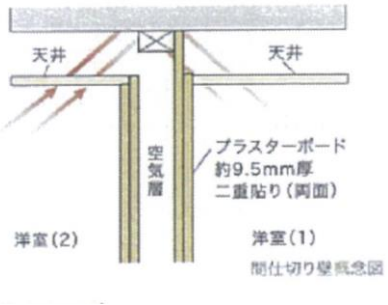


図 2-4　測定対象集合住宅の

壁体構造の模式図を図 2-3 に示す．断熱構造としては外壁内側に断熱材と空気層を設けた多重熱断熱構造を基本としており，屋根と住戸最下階の床下についてのみ外断熱としている．外壁は断熱材約 25mm，コンクリート厚約 180mm 以上に加え，空気層を持った構造である．また，バルコニー側の窓は Low-E ペアガラス，共用廊下側の窓にはペアガラスが使用されている．戸

境壁については，約 220～250mm のコンクリートの両側に空気層を設けている．また，図 2-4 に示すように部屋の仕切り壁及び天井にも空気層を設けることで，断熱性能を確保している．建物は次世代省エネルギー基準 [11] である，外皮平均熱貫通率 0.87W/m²K 以下の基準を満たす．ただし,本基準は 2013 年制定の ZEH 基準である 0.60W/m²K 以下よりも緩い基準である．また，2000 年制定の住宅性能評価＜省エネルギー対策＞では最高等級である「等級 4」を取得している．従って，測定対象集合住宅の建物性能は日本のストック全体と比較すれば高気密で断熱性能が高いと言えよう．国内の住宅ストック約 5000 万件のうち、省エネ基準に適合している住宅は約 11%（2018 年度時点）であるため，本データセットの対象住戸は断熱性能が高い住戸であると言える．

2-2-2　対象住戸の標準設備

表 2-2 に対象住戸の標準設備機器一覧を示す．住戸タイプや間取に関わらず，対象の全住戸に LDK のエアコン，床暖房機，浴室暖房乾燥機，食器洗い乾燥機及びウォシュレットが設置されている．このうち，LDK のエアコンは同一メーカー・同一モデルである以下の 5 種の中から，畳数に応じて設置されている．これは価格帯の高いモデルで，エコナビやカビ・ニオイ防止機能，フィルタ自動掃除ロボット等多くの機能が付いている．なお，こうした機能が動作する際にも電力を消費するため，暖冷房による電力使用との見分けには注意を要する（参考：第 3 章）．また，各エアコンについて，年間のエネルギー効率の指標である Annual Performance Factor (APF) を示す．APF は 4.7~6.7 の範囲でばらついている．一方で，各住戸に 2～3 室ある LDK 以外の洋室（以下，洋室）のエアコンは居住者が入居後に各々設置しているため，各室の設置の有無や製造メーカー・機種は明らかではない．

都市ガスを使った床暖房システム（標準放熱量 356W または 503W で部屋サイズにより異なる）が全住戸の LDK に備え付けられている．このため，一般の家庭に比べると冬季の暖房におけるエアコンの分担率は低い可能性が高く，暖房の考察を行う際は注意を要する．また，浴室暖房乾燥機もエネルギー源として都市ガスを使用している．加えて食器洗い乾燥機も同一機種が標準装備されている．運転時には電力消費は 800W～900W と，オーブン・レンジや IH ヒーター，エアコンの最大出力運転時に次ぐ電力消費の大きい機器である．

表 2-2　対象住戸の標準設備機器一覧

名称	品番	メーカー	製造年[年]	Annual Performance Factor（APF）
エアコン	CS-280CX2	パナソニック	2009	6.7
エアコン	CS-400CX2	パナソニック	2009	6.3
エアコン	CS-500CX2	パナソニック	2009	5.7
エアコン	CS-630CX2	パナソニック	2009	5.1
エアコン	CS-710CX2	パナソニック	2009	4.7
床暖房機（都市ガス）	135-N412	大阪ガス	2009	－
床暖房機（都市ガス）	135-N416	大阪ガス	2009	－
浴室暖房乾燥機	161-V520	大阪ガス	2008	－
浴室暖房乾燥機	161-V620	大阪ガス	2008	－
食器洗い乾燥機	EW-BP45	三菱電機	2007	－
ウォシュレット	TCF2021	TOTO	－	－

※エアコンは，全戸の LDK に1台標準装備

2-2-3　計測項目

測定対象は電気，ガス，水道の 3 種で，いずれも 2011 年の竣工時から 1 分間隔で現時点まで測定が続いている．このうち，本研究では 2013 年，2014 年の 2 年間における電力・ガス・水道データを解析に使用した．電力については，電灯主幹での電力値計測に加え，分電盤の分岐ごと（18~26 分岐）にも電流値計測されている．また，各分岐にて想定される機器が限定されるよう配線設計を工夫しているため，例えば冷蔵庫，洋室の照明，LDK のエアコンといった主な機器は単独での電力使用傾向を知ることができる．これまでにも一般住戸における実測調査は村上ら[3)]や細井ら[4)]，阿部ら[5)]によって行われてきたが，機器別の電力使用量を長期にわたり計測を行った例は他にはなく，本データセットの大きな特徴である．

計測データの取得概要を表 2-3 に示す．各住戸タイプにおいて，測定項目として存在するものは○，存在しないものは×で示されている．なお，全住戸に備え付けの床暖房システム，浴室暖房乾燥機は都市ガスを利用している．また，△で示す機器は，一部の住戸にのみ設定された測定項目である．例えば，キッチン IH ヒーター（200V）については，全 586 住戸中 8 住戸が導入している．また，測定最小単位については電力が 1J/min と細かい一方で，都市ガスや水道はそれぞれ 1，10L/min と比較的粗い．以上のように，本データセットは多数世帯について長期間にわたり計測されたものであり，特に電力については用途別に細かく分けられた非常に詳細なものである．

なお，計測データ内の収集の差異のエラーコードは 4 種類（FAIL1：モニタリングききからセ

ンササーバへのデータ収集通信が失敗，FAIL2：モニタリング機器で宅内のデータ収集が失敗，N/A：計測開始前につき有効なデータが無い，STOP：住戸によるデータ提供停止設定が行われた）があり，これらは分析前に除外した．

表 2-3　測定項目

測定箇所	2LDK	3LDK	4LDK	測定項目	測定最小単位
電灯主幹	○	○	○	電力	1J/min (精度±5%)
玄関廊下・トイレ照明＆コンセント	○	○	○	電流	
洗面脱衣照明＆コンセント	○	○	○		
洗面脱衣洗濯機	○	○	○		
トイレ温水便座	○	○	○		
キッチン照明＆コンセント	○	○	○		
キッチンオーブン・レンジ	○	○	○		
キッチン食器洗い乾燥機	○	○	○		
キッチン IH ヒーター	△	△	△		
居間・食堂照明	○	○	○		
居間・食堂コンセント	○	○	○		
洋室 1･洋室 2 照明＆コンセント	○	×	○		
洋室 1 照明＆コンセント	×	○	×		
洋室 2･和室照明＆コンセント	×	○	×		
洋室 3･和室照明＆コンセント	×	×	○		
居間・食堂エアコン	○	○	○		
洋室1エアコン	○	○	○		
洋室2エアコン	○	○	○		
洋室3エアコン	×	×	○		
和室エアコン	×	△	△		
予備未使用(複数)	○	○	○		
都市ガス	○	○	○	パルス波	10L/min
水道	○	○	○		1L/min

2-2-4　データ取得中の気象条件

計測データは 2013 年 1 月 1 日～2014 年 12 月 31 日にかけて収集されたものである．図 2-5 に，最寄りの気象観測地点である大阪府豊中市の 2 年分の日別外気温度を示す．夏季は最高気温が 40℃に迫ることもある一方，冬季は最低気温が 0℃を下回ることも珍しくないことから，年間の寒暖差が大きい地域であることがわかる．観測期間内の特筆事項としては，2013 年の 6 月 13 日は最高気温が 37.9℃という季節はずれの猛暑を記録した点，加えて，2014 年の夏季が記録的冷夏を観測した点が挙げられる．特に 2014 年の記録的冷夏は日本全国で観測された広域かつ長期的な異常気象である．2014 年と 2013 年の夏季の比較を表 2-4 にまとめた．特に 8 月における差異が大きく，日照時間は昨年比 6 割，平均気温は昨年より 2 度以上低かったことが見て取れる．なお，日照時間については，豊中市のデータが存在しなかったため，大阪府大阪市のデ

ータを掲載している．

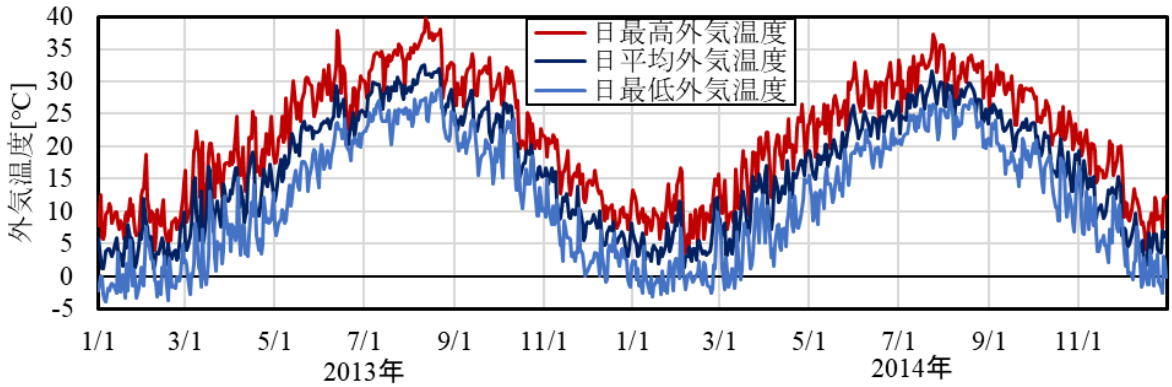


図 2-5 調査期間中の大阪府豊中市における日別外気温度

表 2-4 2013,2014 年夏の気温および日照時間の比較

年	月	各外気温度の月平均[℃]			日照時間[h]
		日平均	日最高	日最低	
2013	7	28.2	32.7	24.4	222.5
	8	29.7	35.2	25.5	255.9
2014	7	27.4	32	23.5	214.5
	8	27.4	31.5	24.3	147.4

2-3 解析対象データの前処理

2-3-1 エラーデータの除去

測定対象住戸の中には，スマートメーターの不具合や，未入居住戸の計測データを含む場合がある．そこで本節では，こうした計測データを含む住戸を，本研究の対象データセットから除外する．

まず，3LDK の住戸（391 戸）における各月における 1 日当たり電力および水使用量のヒストグラムを図 2-6 に示す．図の横軸は，各月における電力および水使用量を合算した値を，各月の日数で割った値であり，左図における横軸の区分幅は 0.25kWh/day，右図では 20L/day である．縦軸は，横軸 1 区分当たりのサンプル数を示し，1 サンプルは各住戸における 1 月分を表す．即ち，全サンプル数は住戸数の 391 と計測期間の月数の 24 を掛け算した値となる．月別電力使用量では 6kWh/day 付近，月別水使用量では 500L/day 付近にピークがあり，滑らかで連続的な曲線を描いているが，例外として横軸の値が 0 に近い箇所で非常に大きいサンプル数を示している．この中に未入居住戸やスマートメーターの不具合のデータが多く含まれていると考えられるため，各使用量が下位 5%（図 2-6 内の灰色範囲）に含まれる計測対象住戸を，重点的にチェ

ックを行う住戸として抽出した．

上記で抽出した重点チェック住戸を対象に計測データを確認し，連続 20 日を上回る期間で電力または水の使用が無いデータを，解析対象外とした．図 2-7 の散布図の中に，解析対象外データとして検出した月別データをオレンジ色のプロットで，それ以外の月別データを紺色のプロットで示す．なお，1 プロットは各住戸の 1 ヶ月分の計測データを示す．オレンジ色のプロットは合計で 248 個存在しており，これは重点チェック住戸の計測データの約 3%に相当する．同様のエラーチェックを他の住戸タイプにおいても行い，合計 90 世帯を解析対象外の住戸として除外した．この結果，解析対象世帯数は 496 世帯となった．

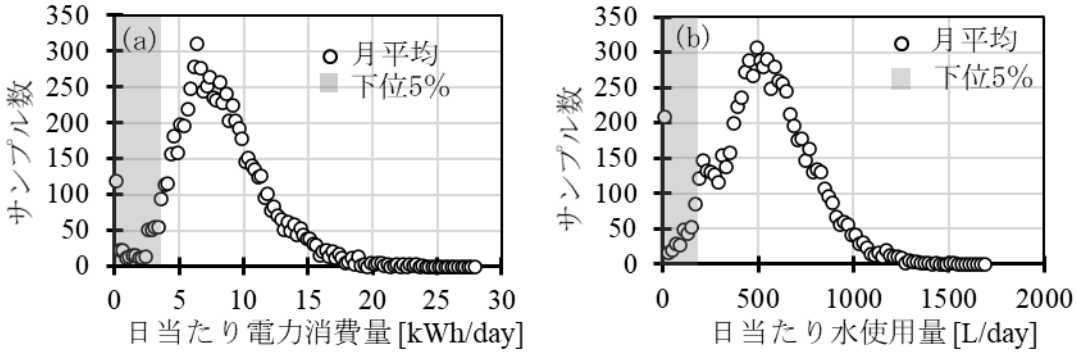


図 2-6　3LDK 住戸の各月における 1 日当たり(a)電力使用量，(b)水使用量のヒストグラム

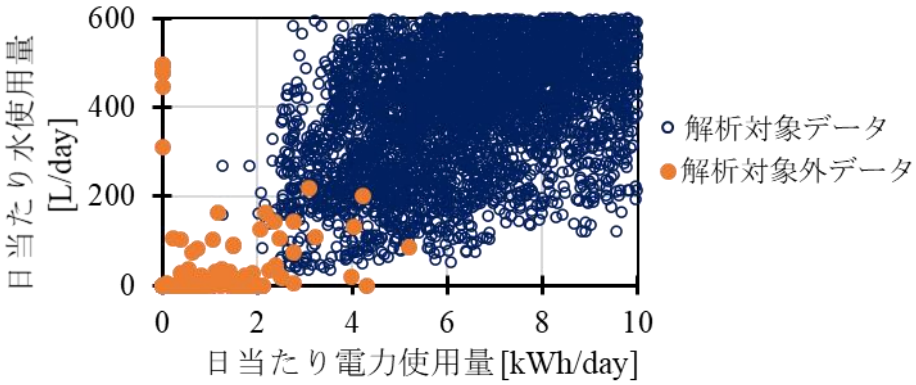


図 2-7 3LDK 住戸における水使用量と電力消費量の関係

2-3-2 電灯主幹と個別回路測定値の測定誤差・補正

本モニタリングシステムにおいての電灯主幹と個別回路測定値の測定誤差に関する検討を行う．まず，電灯主幹の計測精度は±5%である一方，分電盤容量（2LDK・3LDK は 60A，4LDK は 75A）の測器は 5%を測定下限としている．この測定下限の存在が，電灯主幹の計測値の信頼性に与える影響は非常に大きい．図 2-8 は 3LDK の住戸における 1 分毎の床面積当たり電灯主幹計測値の確率密度を示す．2013 年について注目すると，最大値は約 $100W/m^2$である一方で，

最頻値は約 $1.8W/m^2$と，大きな乖離がある．このため，全測定値のうちの大部分が測定下限以下で測定されたものであると考えられ，主幹電灯における消費電力の計測値の信頼性は乏しい．従って，今後の解析において，電力使用量合計値として電灯主幹測定値を用いることはしない方針とした．

一方，個々の分岐回路では電流のみを計測している事から，これに推測される電圧，力率を乗じて，電力量を推計している．力率とは交流電力の効率を示す値で，cos∅を力率として，次の式で定義される．なお，本データは取得元である「一般財団法人低炭素型まちづくり法人」により全機器の力率を 0.8 と仮定し，計測電流値を電力消費量に変換されている．

$$\cos\emptyset = \frac{P}{S} = \frac{P}{\sqrt{P^2+Q^2}}$$

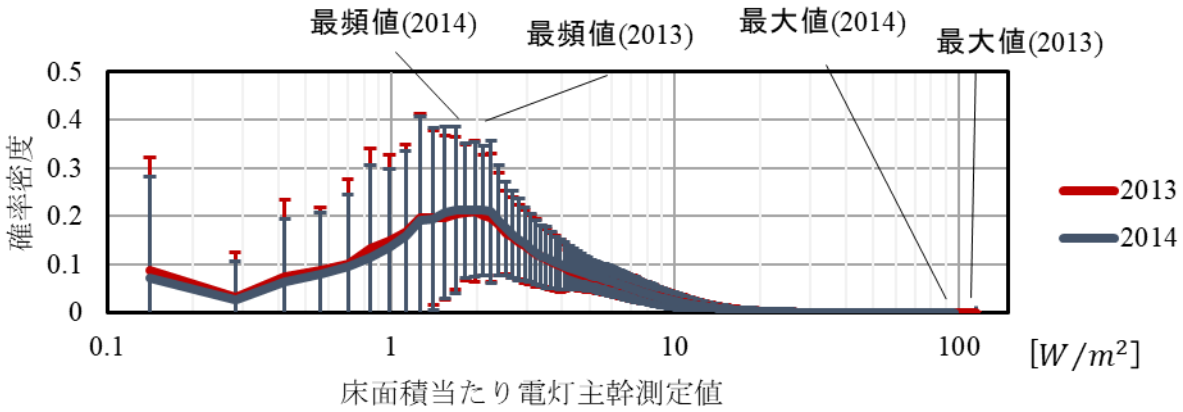


図 2-8 3LDK 住戸における主幹電力の 1 分間隔測定量の確率分布図
エラーバーは住戸間のバラつきに関する標準偏差を示す．

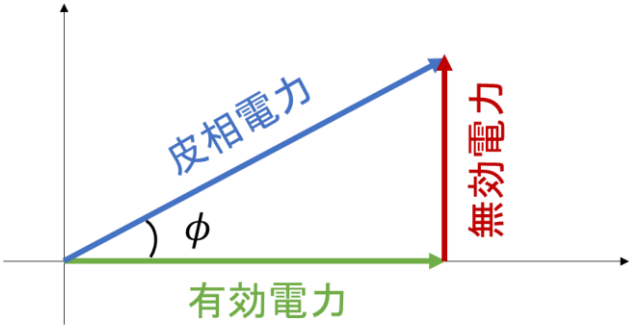


図 2-9　皮相電力，有効電力，無効電力の関係

ここで S は皮相電力[VA]，P は有効電力[W]，Q は無効電力[VAr]，∅は位相角を示す．これらの関係性は図 2-9 の三角形で表される．皮相電流と有効電力の位相差∅は機器によって異なるため，力率に 0.8 という固定値を用いることは適切ではない．以上の問題により，個別回路の推計値の合計は電灯主幹と一致しない．

さらに，個別回路の推計値の合計と電灯主幹の乖離は一様ではなく，住戸毎に異なるトレン

ドを持っている．図 2-10 に，住戸番号 016，082，492 の 3 住戸において，個別回路推計値合計を電灯主幹で除した値を縦軸に，電灯主幹の測定値を横軸に取った分布図を示す．青色がサンプル数の少ない領域，赤色がサンプル数の多い領域を示す．住戸番号 016 では縦軸の値が 1 以上の範囲に計測データが集中している一方，住戸番号 492 では 1 以下の範囲，住戸番号 082 では 1 以上および 1 以下の両方の範囲に集中している．このように，住戸毎にトレンドが異なる理由としては，住戸毎に力率の異なる機器が設置されていることに加え，各機器の使われる頻度やタイミングも住戸毎に異なるためと考えられる．以上より，各住戸の正確な力率を特定し，電灯主幹測定値と個別回路推計値合計/電灯主幹の関係を完全に把握することは困難である．

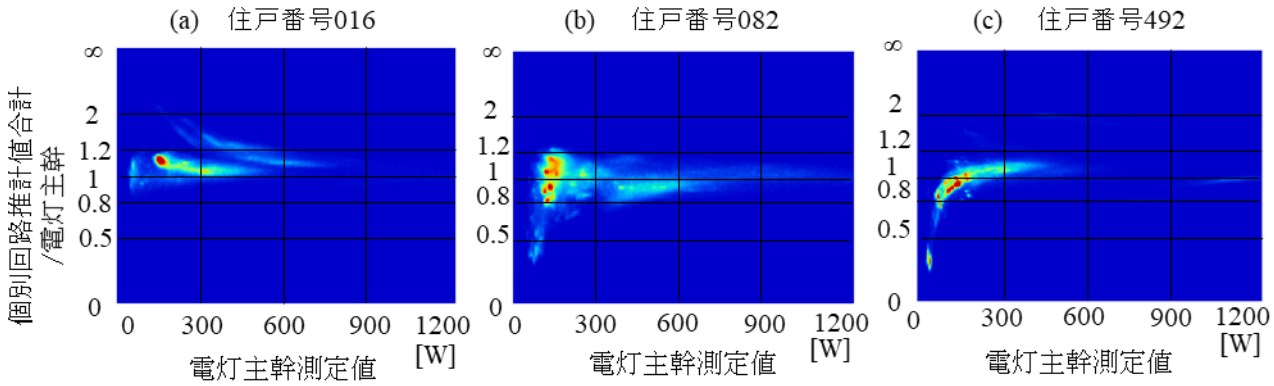


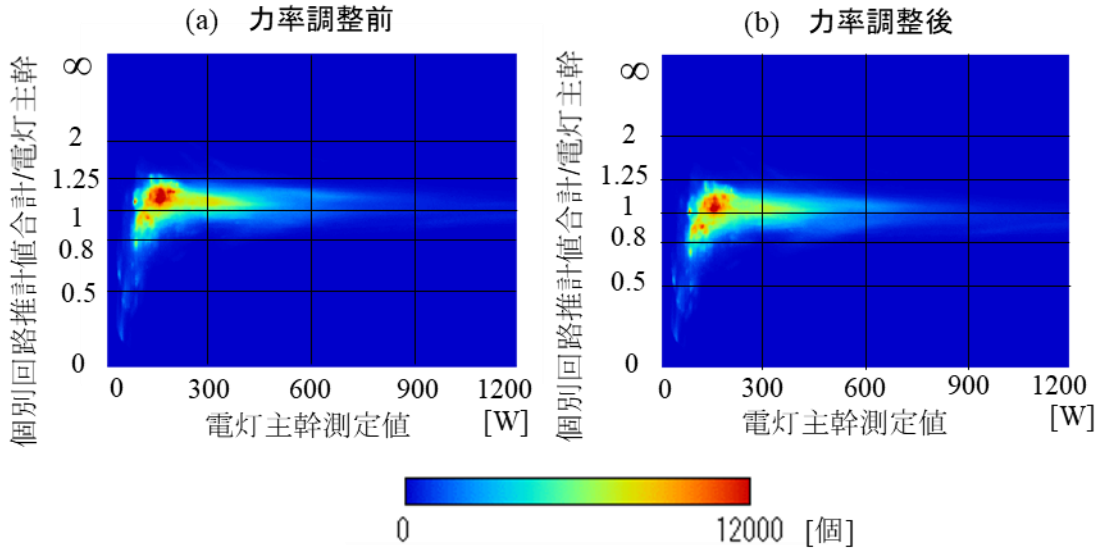
図 2-10　電灯主幹測定値と個別回路推計値合計/電灯主幹の関係の等高線図
(a): **住戸番号** 016，(b): **住戸番号** 082，(c) **住戸番号** 492

そこで，各機器の標準的な力率を参考に，表 2-5 に示す通り全世帯で一律に機器種別毎の力率を想定した．なお，表に無い用途については力率調整を行っていない．この力率変更の影響を確認するため，平均的な電力消費レベルの 20 世帯の合計電力需要について，力率変更前後の比較を，個別回路推計値合計および電灯主幹の関係をコンタマップとして図 2-11 に示す．力率変更前に比べ力率変更後は，データが密集している赤色のエリアが 1 に近づいていることが分かる．これは，力率変更により，個別回路推計値合計と電灯主幹の差が小さくなったことを示す．

以上の解析結果から，今後解析で用いる電力使用量合計値は，力率変更後の個別回路の推計値の合計を用いることとする．

表 2-5　各機器の力率調整

機器	力率	
	調整前	調整後
トイレ温水便座	0.8	1
オーブン･レンジ	0.8	1
エアコン	0.8	0.85
食器洗い乾燥機	0.8	0.85
冷蔵庫	0.8	0.85
居間･食堂コンセント	0.8	0.85



2-4 解析対象データの基礎的解析

解析対象データの中で，居間・食堂エアコン，居間・食堂コンセント及び冷蔵庫の消費電力を時系列データの例として図 2-12 に示す．居間・食堂エアコンは 400W 前後の電力を消費する一方で，冷蔵庫や居間・食堂コンセントは 200W 以下と比較的小さい．また，居間・食堂エアコンは 17 時から 4 時間ほど電力消費がゼロになるが，他の 2 つは断続的な電力消費が見られる．このように，本データセットは任意の住戸の，任意の時刻における，任意の機器の電力消費を知ることができるため，各機器の電力消費の傾向や，居住者のエネルギー使用行動を十分な精度で分析できると考えられる．

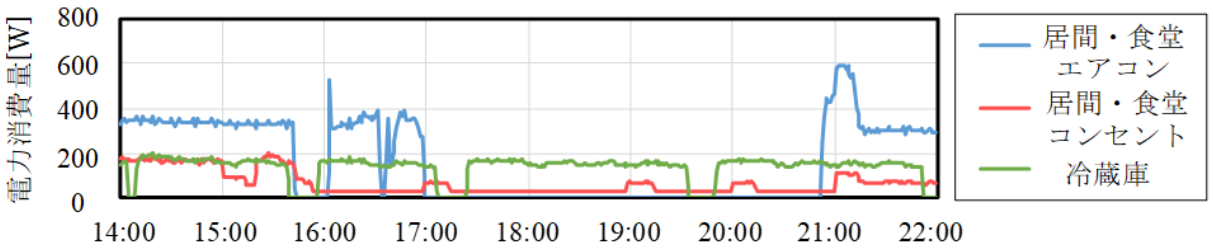


図 2-12 ある住戸における時系列データの例

図 2-13 に住戸当たりの用途別電力消費内訳の年周期を示す．ここに示した値は全住戸のアンサンブル平均であり，住戸ごとのばらつきの標準偏差はエラーバーによって示している．但し，単位の GJ は 2 次エネルギー換算値である．18～26 種類に分岐している個別回路を 12 種類とその他にまとめて色分けをしている．和室・洋室は洋室 1～3 及び和室の照明&コンセントの消費電力をまとめたもので，和室・洋室エアコンは対象住戸が所有する和室及び洋室の全エアコンの消費電力の合計を示している．なお，和室・洋室の部屋数およびエアコンの設置台数は，住戸あるいは住戸の間取により異なる．

図 2-13 より，全ての月において，冷蔵庫と居間のコンセントによる電力消費量が他の機器に比べ著しく大きい．冷蔵庫は夏季に消費電力が僅かに増えているが，これは夏季の室内温度が高いため，冷却に必要なエネルギーが増大するためである．また，居間のコンセントの電力消費量は年間を通してほぼ一定であるが，こたつをはじめとした暖房器具の使用により冬季に微増している．一方，夏季及び冬季にはこれにエアコンによる電力消費が著しく増大し，季節変動を形作っている．また，2013 年と 2014 年を比較すると，夏季に大きな違いがみられ，2013 年に消費量が増大していることが分かる．これは，2013 年の夏季では 2014 年よりも日平均外気温度が高い日が多かったため（参考:2-2-4 節），2013 年のエアコン消費電力が増大したと考えられる．また，一般的には冬季の方が空調設定温度と外気温の乖離が大きいため，夏季に比べ消費電力が増大し易いことが知られているが [2)]，本研究の対象住戸には，備え付けの床暖房システム（都市ガスと使用）を使用する住戸の存在により，冬季での電力使用量が夏季を下回ったと考えられる．図内に文献値として，2012 年に行われたエネルギー消費状況調査 [12)]から引用した値を掲載している．全体として差は大きくなく，本研究データセットの対象住戸は平均的な電力消費量であると考えられる．なお，6，7 月は実測値が文献値を大きく上回っているが，文献値とはガスと電力の機器が異なる可能性がある．

図 2-14 に 2013 年，2014 年における各季節別の時刻別平均電力使用量を示す．季節は夏季（6～9 月），中間期（4～5 月，10～11 月），冬季（12～3 月）の各 4 ヶ月とした．いずれにおいても，夜間 20～21 時と朝 7 時にピークが発生している．中でも，夜間のピークは全時刻中で最も電力消費が大きい．夜間は照明による電力消費に加え，17～20 時のキッチン照明&コンセント及びオーブン・レンジ，20～23 時の食器洗い乾燥機といった食事関連の電力使用が増大する傾向にある．一方で，朝のピークは鋭くとがった形をしている．出勤前・通学前の支度を行う時刻は日によるバラツキが小さいと考えられるため，特定の時間に電力消費が集中し易いと推測される．季節別で比較すると，冬季は他の季節よりも朝のピークが大きくなっている．特にエ

アコン及びリビングのコンセントの増大幅が大きいことから，エアコンや電気ストーブといった暖房機器の朝方の使用が影響していると考えられる.

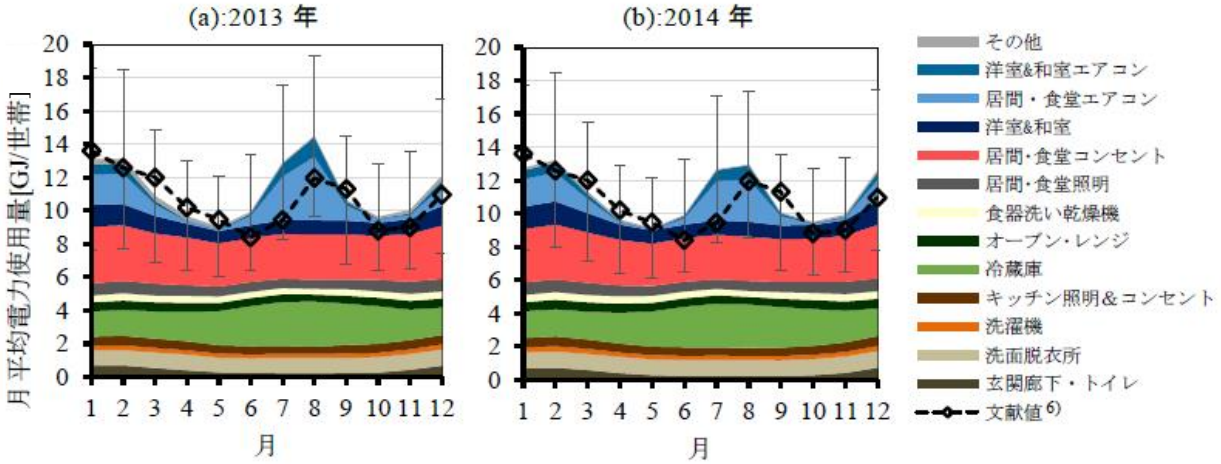


図 2-13 各分岐回路における月平均電力消費量 (a):2013 年, (b):2014 年

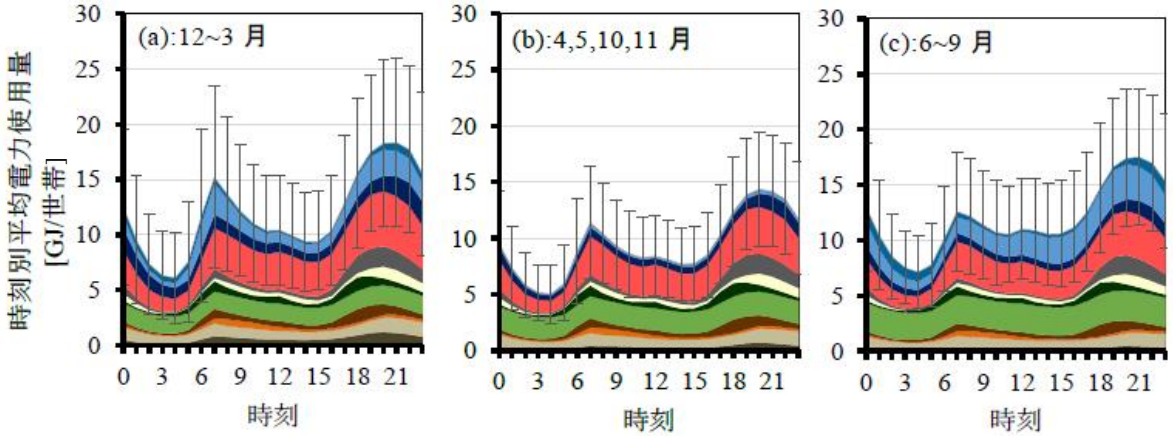


図 2-14 各分岐回路における時刻平均電力消費量
(a):12~3 月, (b):4,5,10,11 月,(c):6~9 月

表 2-6 主要用途・機器の年間電力使用量に関する既往調査と本データセットの比較

			居間・食堂コンセント	冷蔵庫	エアコン合計	食器洗い乾燥機	オーブン・レンジ	洗濯機	住戸全体
前ら[13]	集合・戸建 14 戸	平均[注1]		3.05	7.99	0.24	0.40	0.26	18.4
西名ら	戸建 100 戸 (全電化)	平均[注1]			4.18[14][注2]	0.79[15]		0.28[16][注3]	36.3[14]
本データセット	集合 496 戸	平均[注1]	2.86	2.06	1.40	0.40	0.53	0.27	11.27
		割合	25.4%	18.3%	12.4%	3.6%	4.7%	2.4%	100%
		標準偏差[注1]	1.79	0.69	1.87	0.48	0.50	0.47	4.05
		変動係数	0.62	0.33	1.33	0.91	1.23	1.72	0.36

注 1：単位は GJ/世帯・年
注 2：エアコン以外の暖冷房期機器を一部含む
注 3：洗濯機及び洗濯乾燥機の平均値

表 2-6 に主要用途・機器の年間電力使用量に関する既往調査と本データセットの比較を示す．既往調査として，前ら（2002～2004 年，首都圏，集合・戸建 14 戸）[13]及び西名ら（2008 年 10 月 1 日～2009 年 9 月 30 日，広島，全電化戸建 100 戸）[14-16]の報告値を併せて示す．住戸全体で比較すると，本データセットは前らの報告値に比べ約 7GJ/世帯・年小さいが，これはエアコンの消費電力が小さいことに起因する．エアコンは，年々熱効率が向上している機器であり，本データセットの計測年が最も新しいことが関係していると推測される．これに加え，計測対象住戸は高断熱・高気密仕様であること，床暖房が標準装備されていることから，エアコンの電力使用量は特に少なくなっていると考えられる．一方で洗濯機やオーブン・レンジは既往研究と概ね同じ結果となっている．

本データセットに関しては，全用途の電力消費に占める割合，標準偏差および変動係数も併せて示している．なお，標準偏差は世帯間のバラツキの大きさを示しており，変動係数は標準偏差を平均値で除した値で，相対的なバラツキの大きさを示す．全用途に占める割合に関しては，最も大きい居間・食堂コンセントが約 25%，次いで冷蔵庫が 18.3%，3 番目がエアコン合計の 12.4%（LDK のエアコン 9.5%，洋室のエアコン 3.1%）で，この上位 3 機器で約 56%と半分以上を占める．厨房の各機器や洗濯機の割合は相対的に小さい．また，標準偏差はエアコン合計が 1.87 と最も大きい．以上より，電力需要予測やエネルギーマネジメントを行う際，電力使用量の絶対値及びその世帯間のバラツキの双方が大きいエアコンに特に注意する必要があるといえる．また，変動係数はエアコンが 133%と前ら[13]の報告値の 67%に比べ大きい．他の機器ではオーブン・レンジや洗濯機が 1 を越える大きな値をとっている．

2-5 各家電機器の使用行動の実態

本節では，各家電機器・用途別の電力消費量の世帯毎のバラツキおよび日変動に着目し，全 479 住戸における各家電機器および用途別のエネルギー消費の実態を解析した結果を報告する．

2-5-1 エアコン

上で述べたように，LDK のエアコンは同一メーカー・機種が標準装備されている．その仕様を表 2-7 に示す．畳数別に 5 種類があり，各住戸の LDK の床面積に合わせて設置されている．制御方法としてインバータ式を採用していることから，空調負荷に合わせた細かな運転調節が可能であると考えられる．冷房・暖房能力については左の数値が定格出力，括弧内が最小・最大出力を示している．また，APF は，1 年を通してある一定条件のもとにエアコンを使用した時の消費電力量当たりの冷暖房能力を示し，通年エネルギー消費効率とも呼ばれる，エアコンの熱交換効率を示す数値であり，以下の式で定義される．

$$APF = \frac{\text{冷房期間 + 暖房期間で発揮した能力 (kWh)}}{\text{冷房期間 + 暖房期間の消費電力量 (kWh)}}$$

以前は COP が広く使用されていたが，これは定格運転時の運転効率しか考慮していなかったため，年間の外気温変動を仮定した上で実際の運転状態に近い環境で評価を行う APF での評価へと変更された．APF 値は 4.7～6.7 と差がある．

表 2-7　LDK におけるエアコンの仕様概要

畳数目安	制御方法	冷房能力 [kW]	暖房能力 [kW]	APF
10 畳	インバータ制御	2.8(0.6~4.2)	3.2(0.6~7.9)	6.7
14 畳		4.0(0.6~5.4)	5.0(0.6~10.4)	6.3
18 畳		5.0(0.6~5.9)	6.0(0.6~10.4)	5.7
20 畳		6.3(0.6~6.5)	7.1(0.6~10.4)	5.1
23 畳		7.1(0.6~7.3)	7.5(0.6~10.4)	4.7

次いで，エアコンの使用イベントに関する統計値をまとめる．なお，使用イベントの特定手法については第 3 章を参考にされたい．図 2-15 に住戸毎のエアコンの日使用回数の確率密度分布を，暖冷房，設置場所毎にそれぞれ示す．なお，暖房は 12~3 月，冷房は 6~9 月におけるエアコン使用としている．いずれにおいても 1 回/day 以下の住戸が最も多く，全体の半数から 75%を占めるが，5 回/day 以上使用する住戸も存在することから，住戸間のばらつきが大きいことが確認できる．分布の形状としては，回数の増加に反比例する形で住戸数が減少しているといえる．但し例外として，冷房(洋室)においては 1~2 回/day と 2~3 回/day の住戸数は僅かに逆転している．加えて，冷房(洋室)では 3~4 回/day になると著しく住戸数が減少している．洋室のエアコンは主に睡眠時の利用が多いことを踏まえると，エアコン 1 台当たり 1 回/day の使用が一般であると考えられる．加えて，住戸間取りから，1 住戸当たりの洋室のエアコン設置台数が 1～3 台の住戸が多いと考えられる．上記 2 点より，1~ 3 回/day の使用頻度が比較的多く，3 回/day 以上の使用は頻度が低くなったと推測される．また，暖房と冷房では冷房の方が，LDK と洋室では LDK の方が，日使用回数が多い傾向にある．しかしこれらの差は主に中程度の使用頻度，即ち 2~4 回/day の範囲で生じており，5 回/day 以上の高頻度の住戸数に大きな差は見られない．また，平日と土日祝の差は小さく，概ね同じ分布を示している．

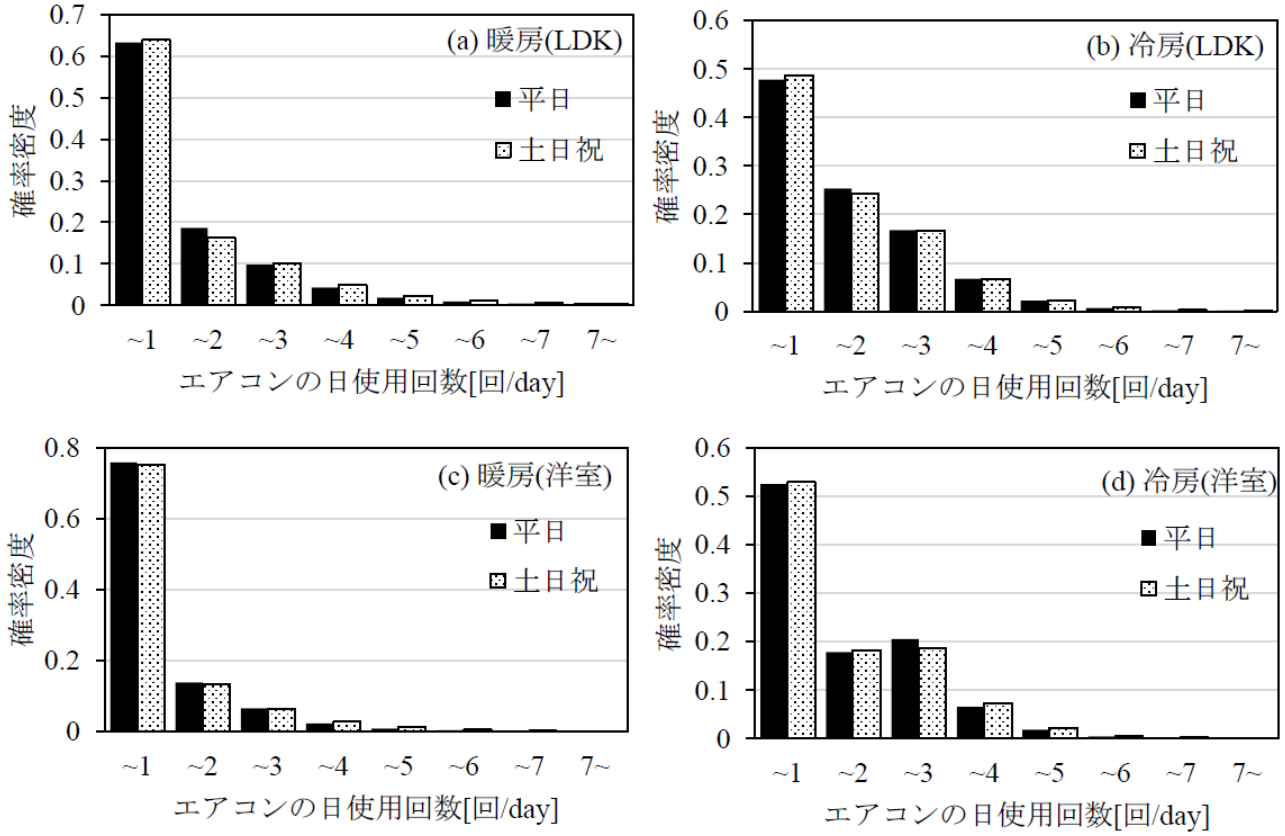


図 2-15 エアコン住戸別の平均日使用回数のヒストグラム

図 2-16 にエアコンの運転継続時間の確率密度分布を示す. 横軸のステップ幅はいずれも 1 分としている. 確率密度は, 横軸（1 時間を基準）と縦軸の積分値が 1 となる. なお, 本解析対象データセットには, 居住者による家電機器のスイッチ ON/OFF の情報は含まれないため, 家電機器別の電力消費量から運転継続時間を導出した. エアコンの電力消費量から運転継続時間を導出する手法については, 第 3 章を参照されたい. また, エアコン以外の家電機器については, 電力消費が開始したとき, 家電機器のスイッチが ON になったと判定し, 電力消費が停止, 即ち電力消費が 0W の時間帯が 5 分以上継続したとき, 家電機器のスイッチが OFF になったと判定した.

図 2-16 について, LDK のエアコンにおいては 1 時間付近でピークをとり, その後緩やかに減少している. 中には 24 時間近いイベントも存在し, ばらつきの大きさが伺える. この傾向は石田ら [16]が広島における全電化戸建て住戸 98 戸を調査した結果と一致している. 一方で洋室においては, ピークは 30 分前後と短い時間領域で見られる. 加えて 5~10 時間の区間では概ね一定の確率密度であるのに対し, 11 時間を越えると急激に確率密度が落ち込んでいる. これは, 洋室における睡眠時のエアコン使用の傾向を示していると考えられる. また, いずれにおいても 30 分, 1 時間, 2 時間といったきりのいい時刻に切り立ったピークが見られ, 特に洋室エア

コンにおいて顕著に見られる．これは居住者の行動によって生じたとは考えにくいため，OFF タイマーによるものだと推測される．LDK の冷房の 20~35 分付近で確率密度が 0.2 に達しており，他の区間に比べ高い値になっているが，この傾向は LDK の暖房，或いは洋室のエアコンには見られないため，LDK エアコンにおける機械的挙動（おそらく自動清掃）が完全に除去されずに残ったものと考えられる．

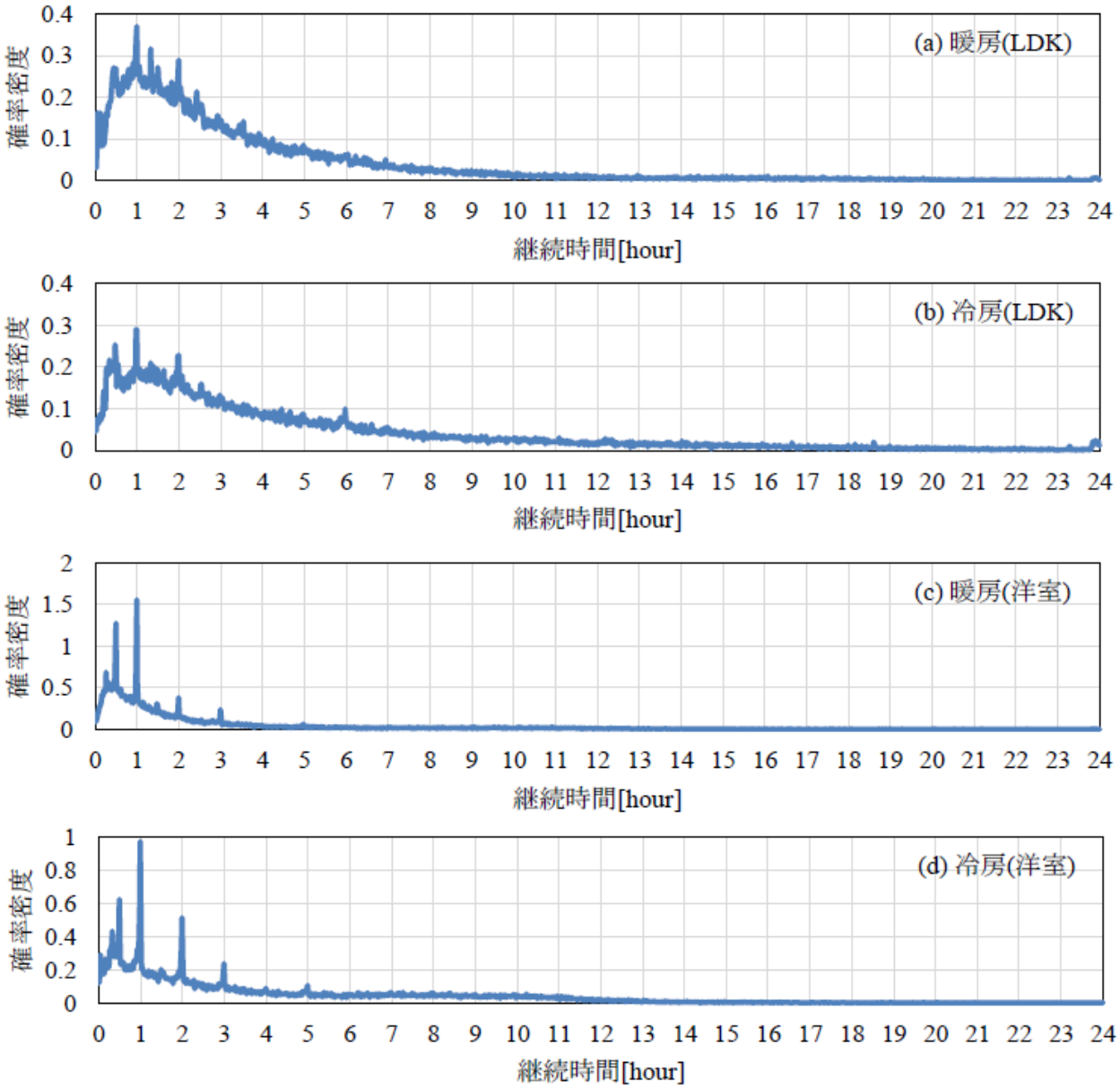


図 2-16 エアコンの運転継続時間の確率密度分布

図 2-16 の結果を既往研究と比較する．Xia ら[17]が中国の広州における 102 世帯を対象に，寝室のエアコンの運転継続時間を調査した結果では，中央値が約 8 時間であり，本章での結果と比べ費用に長い．大阪に比べ緯度の低い広州では，エアコンを夜通し使用する使い方が一般的

であるため，運転継続時間が長いと考えられる．このように，エアコンは国や地域により使われ方が大きく異なるため，地位毎に実測データの収集および解析を行う必要がある．

続いて，空調イベントの発生時刻のヒストグラムを図 2-17 に示す．発生時刻についても，上記と同様に家電機器別の電力消費量から導出している．図 2-17 を見ると，暖房においては朝及び夜，冷房は夜にピークが見られる．夜のピークにおいては LDK に比べ洋室の方が，時間帯が遅い傾向にある．また，LDK の暖房の朝 7 時，及び洋室の 20～23 時においては確率密度が 0.1 を超えており非常に大きい．また，深夜の時間帯はいずれにおいても確率密度が小さいことが確認できる．図 2-18 にエアコンの運転開始時刻と継続時間の結合確率密度分布を示す．いずれにおいても朝は運転継続時間が短く，夜は長い傾向にある．中でも LDK については 17 時付近，洋室については 21 時付近で開始された空調イベントの継続時間が特に長く，イベント開始時刻が遅くなるほど継続時間が短くなる傾向がある．これは，LDK は 24 時付近の就寝時まで，洋室は 6 時付近の朝まで，継続的にエアコンを使用することに拠ると考えられる．また，洋室における夜の空調イベントには，2 時間以下の短いイベントも多いことが分かる．これは，就寝前に終了する一時的な空調イベントと考えられる．以上のように，運転開始時刻によって運転継続時間の傾向が異なるため，予測を行う際は注意が必要である．

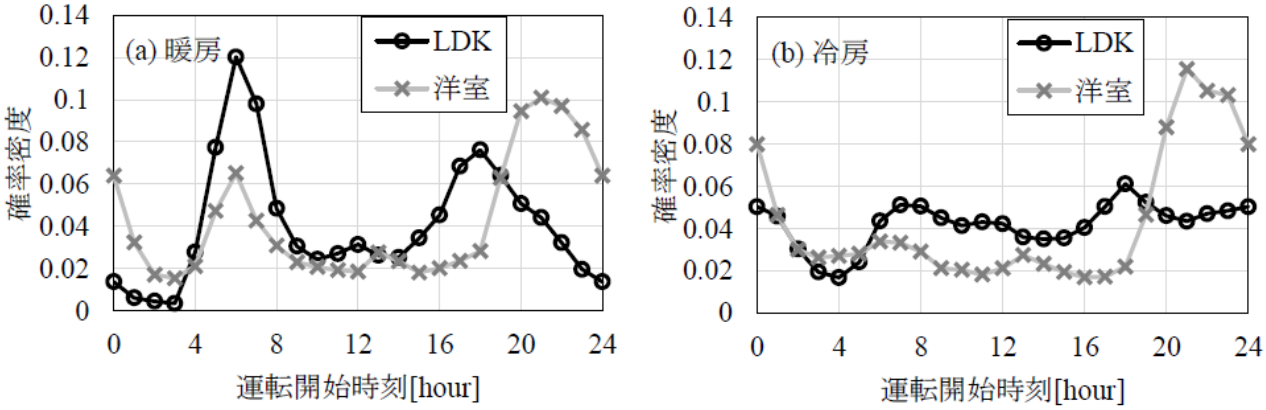


図 2-17 エアコンの運転開始時刻の確率密度分布

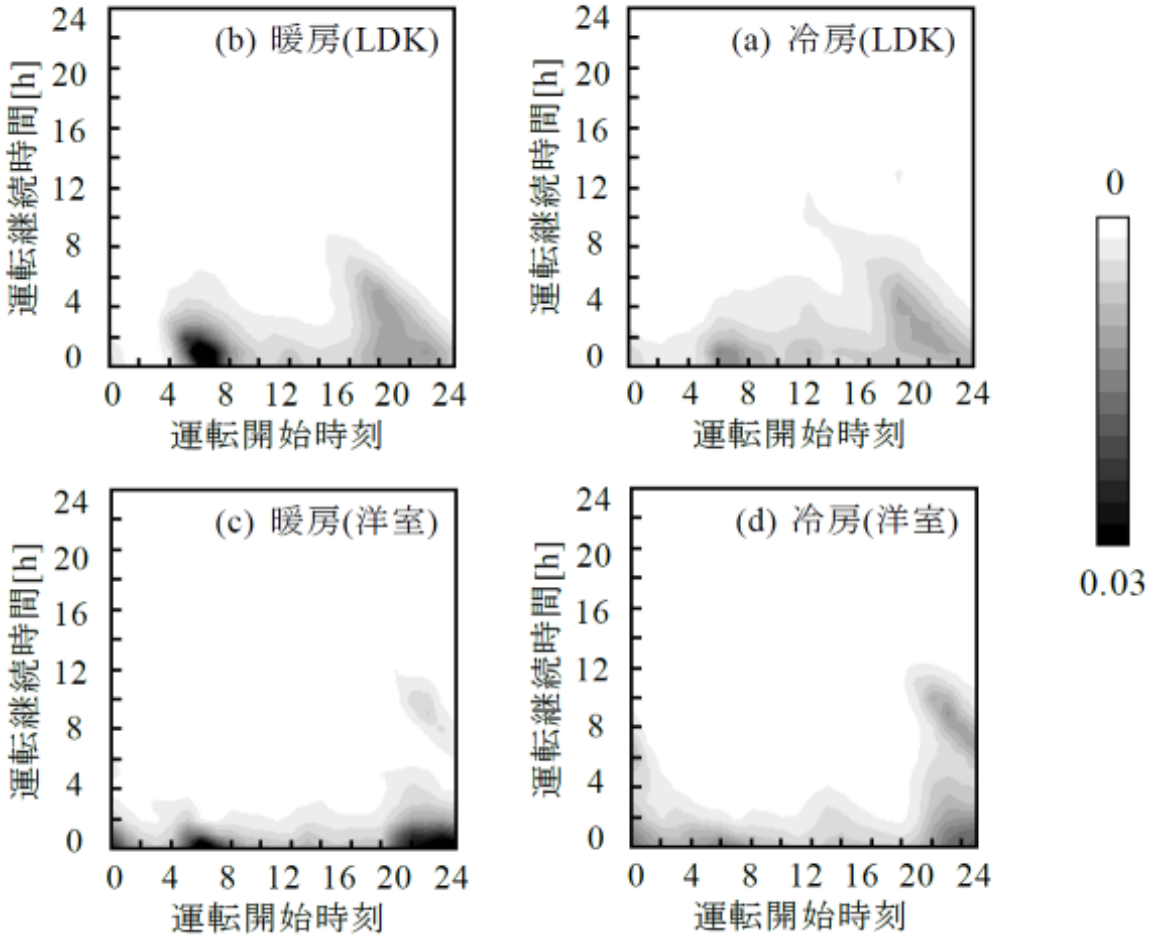


図 2-18 エアコンの運転開始時刻と継続時間の結合確率密度分

2-5-2 冷蔵庫

冷蔵庫は電力消費の瞬間値としては大きくないものの，常時運転していることから，年間の電力消費量は単独の家電機器としては最も大きい（参考:表 2-6）．図 2-19 に，ある 1 日における冷蔵庫の時系列電力消費の例を示す．近年の冷蔵庫にはインバータ制御が普及しているため，温度調節を目的に電力を消費する運転状態と電力を消費しない停止状態を数十分毎に繰り返す場合が多い．例えば，図 2-19(a)は約 1 時間の継続的な電力消費の後に，30 分弱の電力消費がゼロになる区間が出現する．また，図 2-19(b)では殆どの時間で電力消費が見られるものの．8 時及び 10 時付近で数分間電力消費が途切れる箇所が見られる．

次いで，図 2-20 に冷蔵庫における世帯別の年間電力使用量及び運転時の平均電力消費の確率密度分布を示す．いずれにおいても縦軸は相対度数とし，各ステップにおける度数の合計が 1 となる．なお，各図に全期間，1 月，8 月における分布を別々に示しており，いずれも単位は GJ/年に換算している．年間電力消費量における全期間の分布は正規分布に近く，平均値は 2.09GJ/年である．また，標準偏差は 0.69GJ/年で，メーカー・機種による電力消費量に差があることが

確認できる．1 月及び 8 月においても同様に正規分布に近い傾向が見られるが，1 月の平均値は 1.58GJ/年，8 月の平均値は 2.72GJ/年と，冬季は電力消費量が小さく，夏季は大きい傾向が見られる．季節問わず庫内を一定温度に保つ必要のある冷蔵庫は，室内温度の低い冬季に比べ，夏季は電力消費量が大きくなると考えられる．また，図 2-20(b)は，冷蔵庫が電力を消費している時の平均電力消費の世帯別に計算し，確率密度分布に示したものである．これにおいても，図 2-20(a)と同様の特徴，即ち各分布が正規分布に近いこと，及び夏季に電力消費量が増大し，冬季に減少する傾向が確認できる．

図 2-21 は，冷蔵庫が電力を消費する状態の継続時間（以下，ΔON）および電力を消費しない状態の継続時間（以下，ΔOFF）を平均と世帯毎に計算し，これを結合確率密度分布として示した図である．なお，コンター図は 1 月，全期間，8 月に分けて示しており，ステップ幅は，ΔONが 10 分，ΔOFFが 2 分としている．全期間におけるコンター図では，ΔONが 100 分前後，ΔOFFが 7~20 分の区間に世帯が最も集中しており，ここからΔON及びΔOFFが増加するに従い，世帯数がまばらになっていることが分かる．これに対し，1 月においてはΔONが 10~70 分の区間に黒い領域が移動しており，インバータ制御による機械的な OFF が頻繁に発生していることが分かる．一方 8 月は，ΔONが 100~300 分の範囲に幅広く世帯が分布していることに加え，ΔOFFは 10 分以下の世帯が多い．このことから，電力消費の多い夏季は冷蔵庫の停止状態の発生頻度が少なく，継続時間が短いことが確認できる．

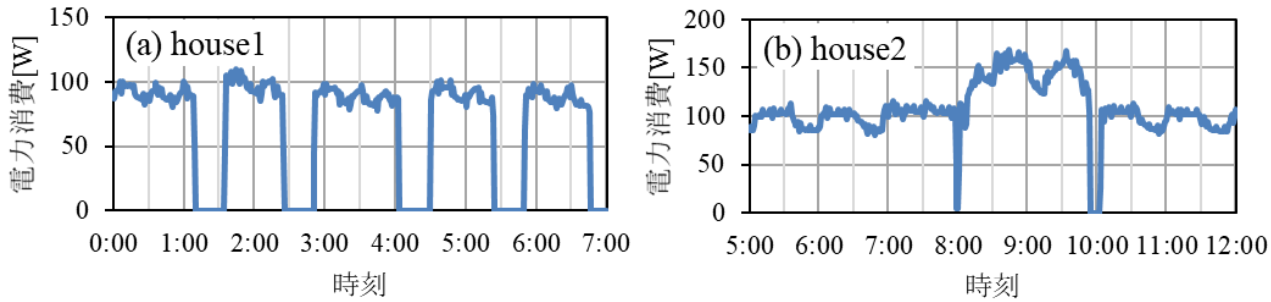


図 2-19 冷蔵庫の時系列電力消費の例

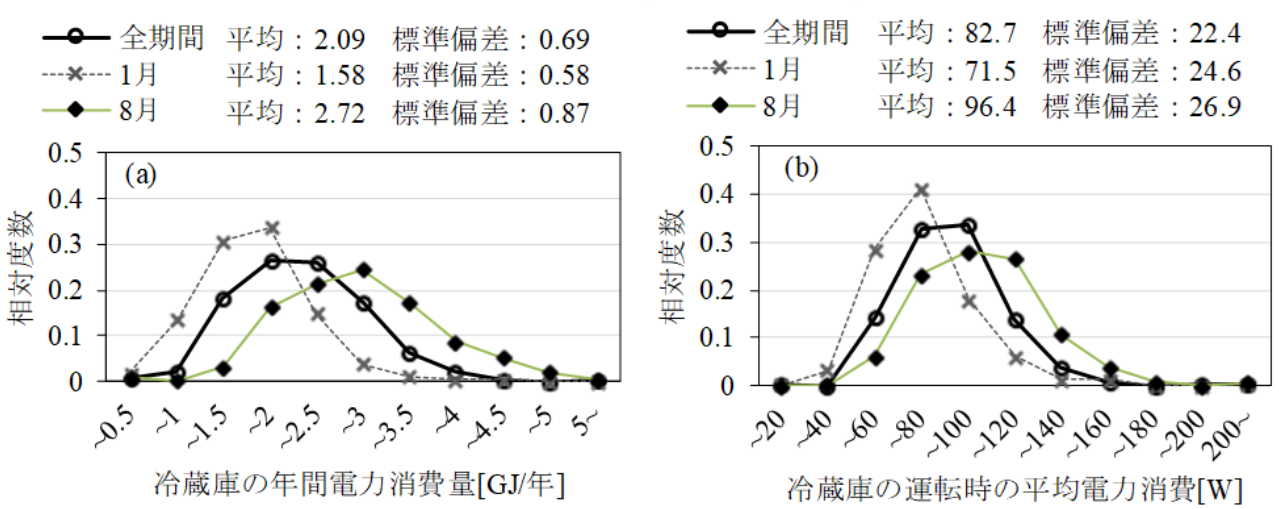


図 2-20 世帯毎の冷蔵庫の電力消費のばらつき

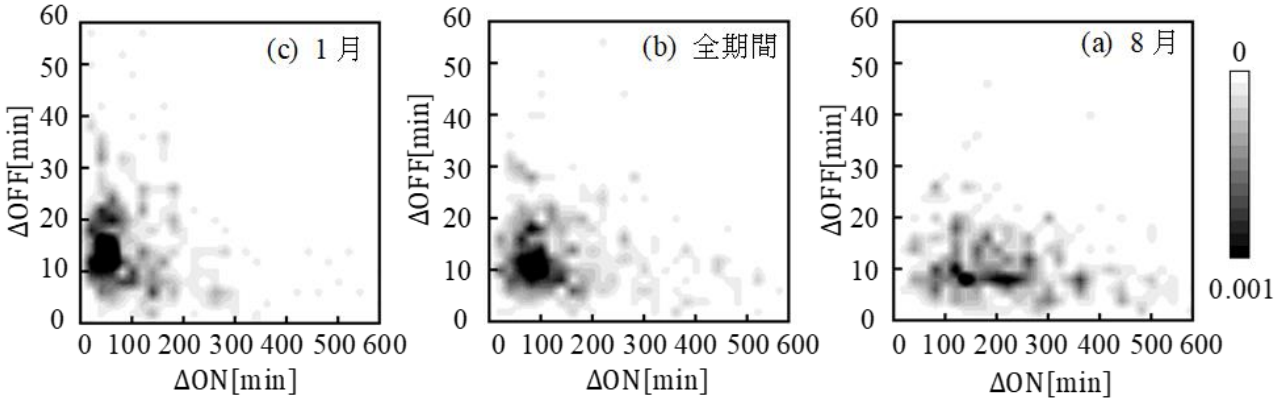


図 2-21 世帯毎の冷蔵庫のΔON とΔOFF の関係
但し，ΔON は電力消費がある状態の継続時間，ΔOFF は電力消費が無い状態の継続時間

2-5-3 洗濯機

洗濯機の時系列電力消費の例を図 2-22 に示す．(a)の時系列データにおける電力消費は 200W と他の機器に比べて大きいとはいえない．また，電力使用の間に 3 回電力使用が途切れる時間帯があるが，これは洗いからすすぎといった運転モードの遷移に起因すると推測される．これに対し，(b)の時系列データは最初の 1 時間弱は 200W の前後の電力消費であるものの，その後 800W の大きい電力消費が 1 時間以上継続して見られる．これは乾燥機能付きの洗濯機による電力消費と考えられ，前半の小さい電力消費の区間が洗濯時，それに続く高電力使用の区間が乾燥時によるものと推測される．

図 2-23 に洗濯機の電力消費実態の世帯間のバラツキを示す．なお，使用イベントの特定方法は，閾値（20W）以下の電力消費が 10 分以上続いた場合，それまでを 1 つの使用イベントと定義した．後述の機器についても断りがない限り同様の定義を用いている．また，洗濯機の中には

自動清掃機能が付いている機種も存在するため，10 分以下の使用イベントを全て自動清掃による電力消費と見なし除去した．図 2-23 (a)は，年間の電力使用量に関するヒストグラムである．100MJ 以下の最も小さいステップでピークを持つ一方，1500MJ を越える住戸も存在し，住戸毎のばらつきが非常に大きいことが分かる．同様の傾向は図 2-23(b)の使用 1 回当たりの平均電力使用量にも見られる．50~100Wh のステップでピークが見られ，図 2-22(a)の住戸もここに含まれる．それ以降は，電力消費量の増大に従い，度数が小さくなるが，750W を超えると小さなピークが確認できる．図 2-23(b)の住戸がここに属することから，これらは乾燥機能付き洗濯機に拠るものであると推測できる．図 2-23 (c),(d)の洗濯機運転時の平均電力消費及び使用 1 回当たりの平均運転継続時間についても同様に，169.3W 及び 58.6 分といずれも比較的小さい値でピークをとるものの，その 3 倍以上の住戸も存在するロングテール状の分布となっている．以上より，洗濯機は機種により電力消費の傾向が大きく異なることが示された．

図 2-24 に各世帯の洗濯機の 1 回当たり平均電力使用量と運転継続時間，運転時の平均電力消費の関係を示す．まず，平均電力使用量と運転継続時間の関係については，正の相関関係が見られるものの，近似直線の決定係数は 0.68 と相関は強いとはいえない．この結果は，八杉ら [10]の報告とも一致する．また，運転時の平均電力使用量と 1 回当たり平均電力使用量の関係においても同様に弱い相関が見られるが，決定係数は 0.57 と運転継続時間に比べ小さい．このことから，運転時の平均電力使用量には，運転継続時間，運転時の平均電力消費の双方が影響を与えるものの，運転継続時間の方が強い影響を持つことが示唆される．

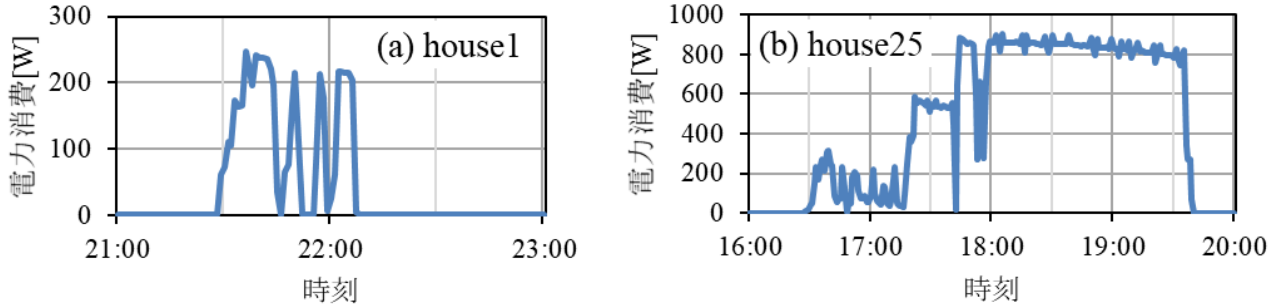


図 2-22 洗濯機の時系列電力消費の例

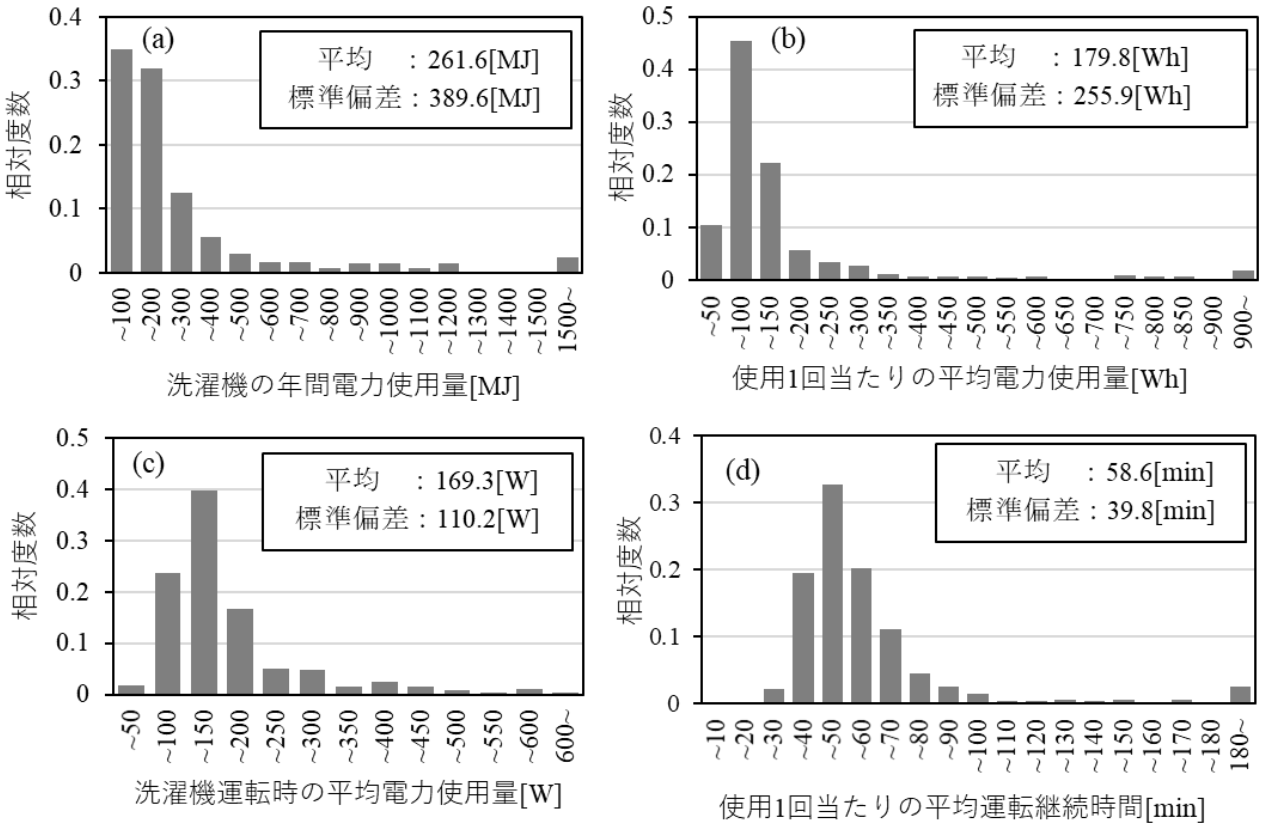


図 2-23 洗濯機の(a)年間電力使用量，(b)使用 1 回あたりの平均電力使用量，(c)洗濯機運転時の平均電力使用量，(d)使用 1 回当たりの平均運転継続時間の住戸間のばらつき

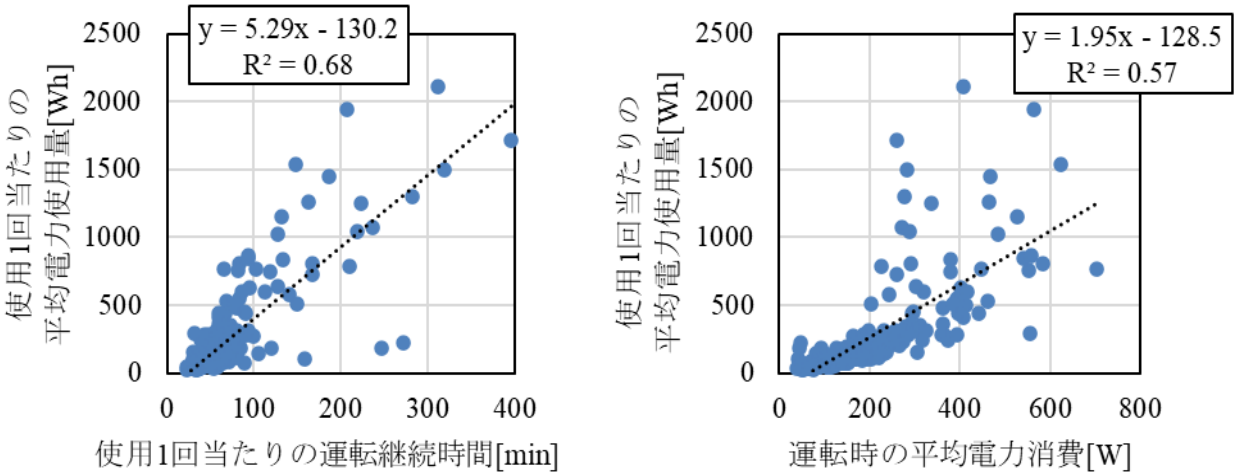


図 2-24 洗濯機の 1 回当たり平均電力使用量と継続時間，運転時の平均電力消費の関係

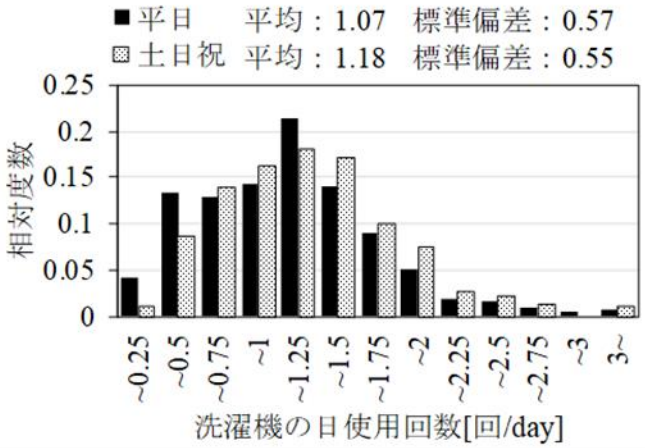


図 2-25 洗濯機の日使用回数における住戸間のばらつき

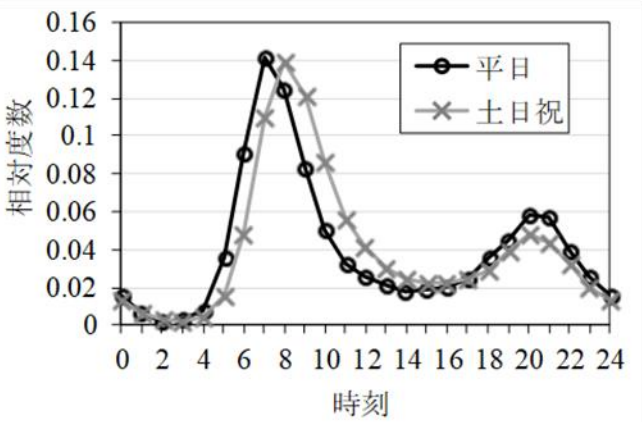


図 2-26 洗濯機の運転開始時刻における住戸間のばらつき

図 2-25 に洗濯機の日使用回数のヒストグラムを示す．平日及び土日祝いずれにおいても，1~1.25 回/day でピークを持つことから，1 日に 1 回程度使用する住戸が最も一般的であることが分かる．一方で，2 日に 1 回の住戸や 1 日に複数回使用する家庭もあり，世帯人数や家族構成に起因するとみられる住戸間のバラツキが確認できる．平日と土日祝で比較をすると，平日における平均値が 1.07 回/day であるのに対し，休日は 1.18 と僅かに大きい．ステップ毎に見ると 1.5 回/day 以上ではいずれも土日祝が平日を上回っているのに対し，1.5 回/day 以下では殆どにおいて平日が上回っている．特に 0.25 回/day 以下のステップは，土日祝に比べ平日は約 4 倍と特に差が大きい．このことから，平日は殆ど洗濯をせず，土日祝にまとめて行う住戸が一定数存在することが示唆される．また，図 2-26 に洗濯機の運転開始時刻のヒストグラムを示す．平日と土日祝のいずれにおいても，朝 6~10 時及び夜 20~21 時の 2 つのピークを持ち，特に朝のピークが大きいことが分かる．このことから，洗濯を行う時間は朝が最も一般的であり，次いで夜の帰宅後に使用する住戸が多いことが示される．平日と土日祝で比較すると，朝のピーク時間帯が一貫して平日より 1 時間遅いことが分かる．一方で，夜間のピークの時間帯は概ね一致しており，時間遅れは見られない．土日祝の場合，朝方は比較的生活スケジュールが後ろ倒しになるものの，夕方から夜間にかけては平日と大きく違わないことが示唆される．

2-5-4　オーブン･レンジ

オーブン・レンジの時系列データの例を図 2-2 に示す．(a)には 6 分間 1000W を超える非常に大きい電力消費がみられる．オーブン・レンジの電力使用のうち，大半がこのような短時間かつ高電力消費の特徴を持つことから，これはレンジ使用時の電力消費であると推測される．一方で，(b)に示すように 500W 以下の小さい電力使用が 30 分以上の長時間継続する場合も中には存在する．これは，レンジ使用に比べて長時間であることから，オーブン使用であると考えられる．このように，オーブン・レンジのように複数の機能を持つ場合，各機能で異なる電力消費傾向を示す．

図 2-28(a)に示す年間電力消費量は，200~500MJ でピークとなっているが，中には 1500MJ を超える住戸も存在する．また，平均値は 363.3MJ と洗濯機に比べ大きいのに対し，標準偏差は 283.1MJ と洗濯機を下回っている．図 2-28(b)に示す使用 1 回当たりの平均電力消費量に関しては，正規分布に近い形を示しており，平均で 76.1Wh の電力を消費する．同様の傾向は，図 2-28(c),(d)に示す，運転時の平均電力消費量及び使用 1 回当たりの平均運転継続時間にも見られる．平均値はそれぞれ 513.4W 及び 9.89 分と高電力消費かつ短時間である．特に運転時の平均電力消費量は他の機器に比べ最も大きい．また，運転継続時間の標準偏差は 8.46 分であるため，変動係数は 0.85 となる．これは，洗濯機と比較して大きい．機種により継続時間が固定されている洗濯機とは異なり，オーブン･レンジは可変であるため，同一住戸内でも継続時間がばらつくためと考えられる．

図 2-29 にオーブン・レンジの 1 回当たり平均電力使用量と継続時間，運転時の平均電力消費の関係を示す．図 2-24 に示した洗濯機の場合とは異なり，いずれにおいても，明確な相関は確認されず，決定係数もそれぞれ 0.37，0.03 と小さい値にとどまっている．

図 2-30 にオーブン・レンジの日使用回数のヒストグラムを示す．平日と土日祝のいずれにおいても，3~4 回の使用の住戸が最も多く，中には 10 回以上使用する住戸も見られる．最も日使用回数が多い住戸は 11.7 回/day であり，朝昼晩いずれにおいても複数回の使用を確認できる．このように，毎食においてオーブン・レンジを使う住戸も存在する．平日を土日祝と比較すると，平日における平均値が 3.88 回/day と土日祝の 3.44 回/day を上回っている．オーブン・レンジによる調理が簡易的なものであることを考えると，比較的時間に余裕のない平日に使用が増えることは道理にかなっている．また，図 2-31 にオーブン・レンジの運転開始時刻のヒストグラムを示す．平日，土日祝のいずれも，朝 6~9 時，昼 12 時付近及び夜 17~19 時にピークを確認できる．特に，朝と夜のピークが昼に比べて大きい．これは，朝夜に比べ，昼は不在の居住者が多いためであると考えられる．平日と土日祝を比較すると，朝のピークは平日の方が大きくなっている．出勤・通学前は時間に余裕がないため，簡易的な調理方法としてのオーブン・レンジ

の需要が大きいと考えられる．加えて，図 2-26 に示す洗濯機と同様に，午前 10 時以前においては土日祝が平日に比べ約 1 時間の遅れが見られるが，昼以降にはその遅れは確認できない．また，土日祝は自宅で昼食をとる居住者が多いと考えられることから，昼のピークは土日祝が平日を上回っている．

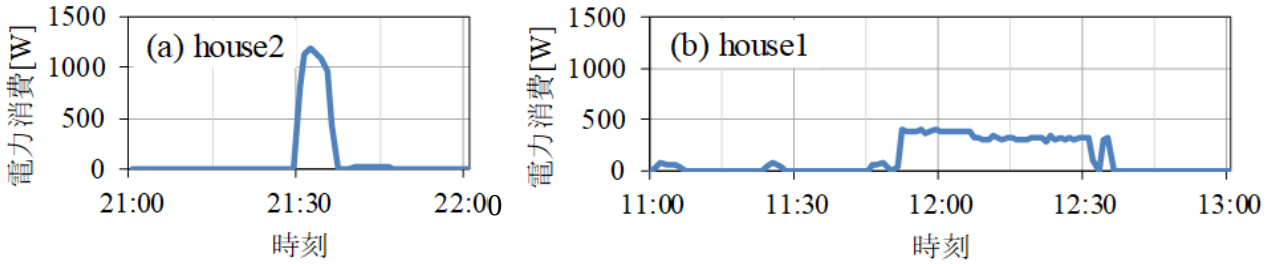


図 2-27 オーブン・レンジの時系列電力消費の例

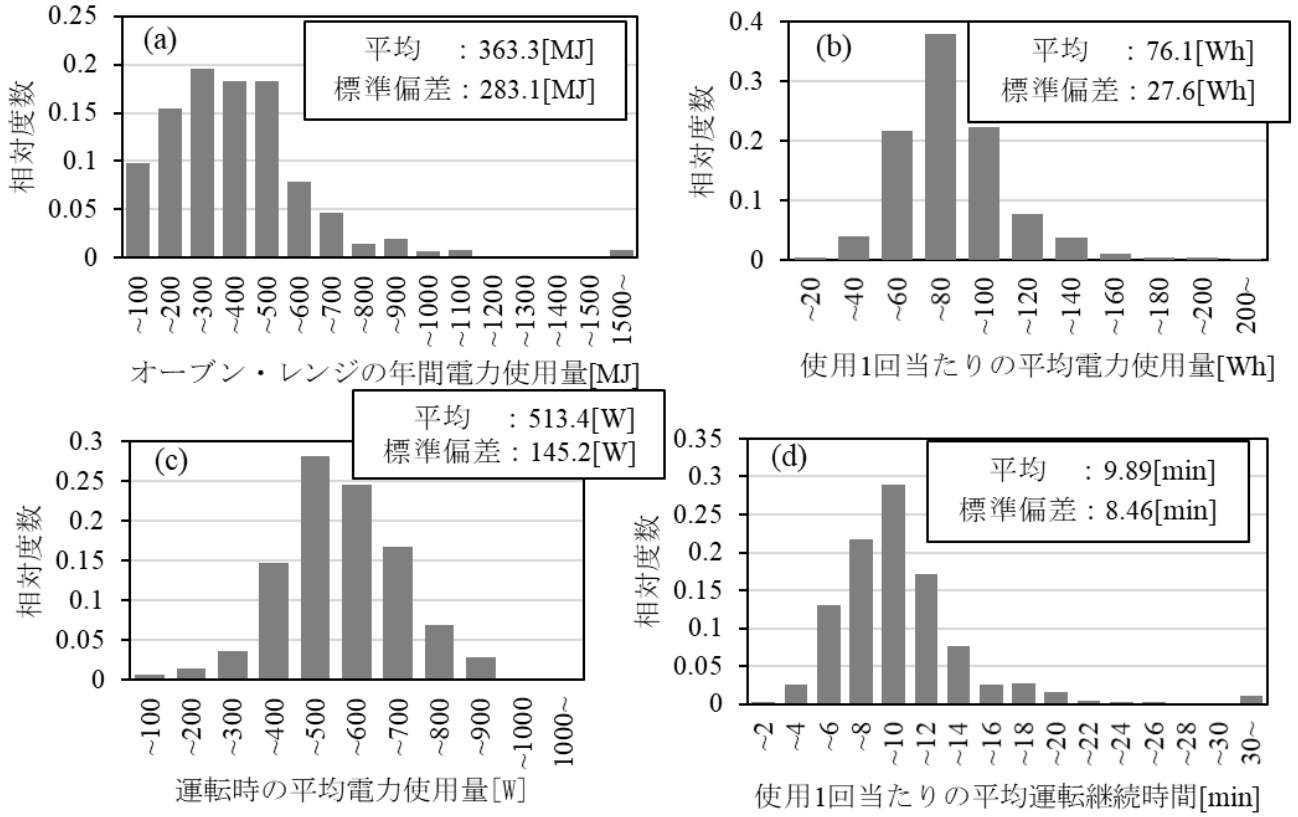


図 2-28 オーブン・レンジの(a)年間電力使用量，(b)使用 1 回あたりの平均電力使用量，(c)洗濯機運転時の平均電力使用量，(d)使用 1 回当たりの平均運転継続時間の住戸間のばらつき

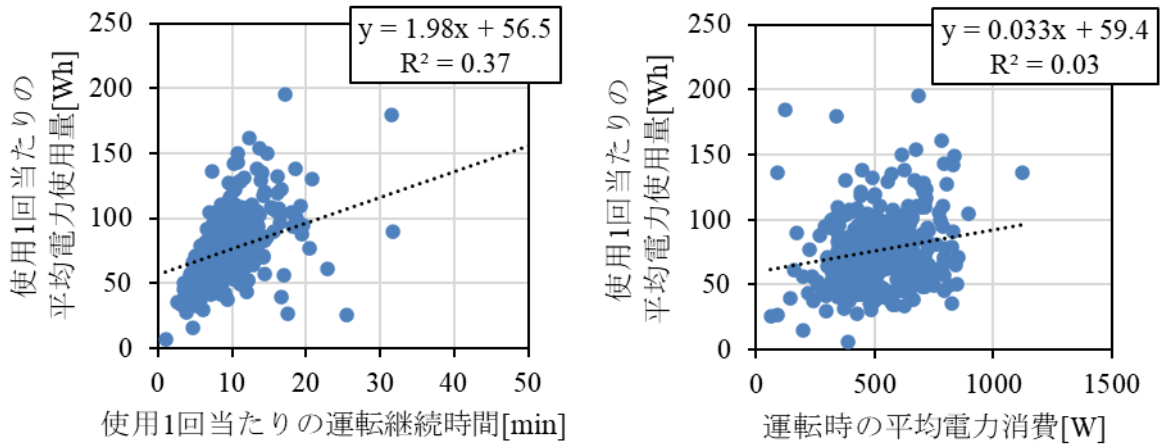


図 2-29 オーブン・レンジの 1 回当たり平均電力使用量と継続時間，運転時の平均電力消費の関係

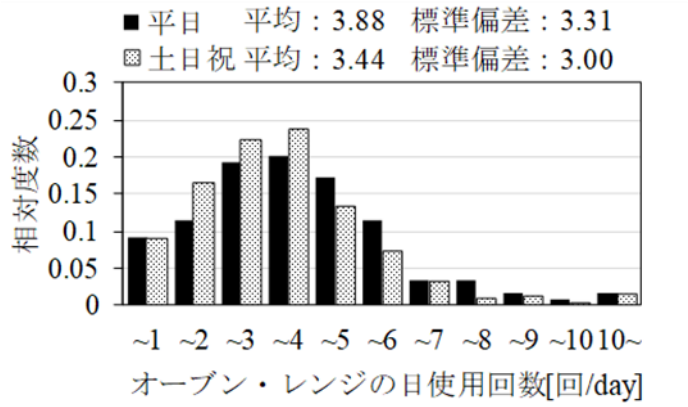


図 2-30 オーブン・レンジの日使用回数における住戸間のばらつき

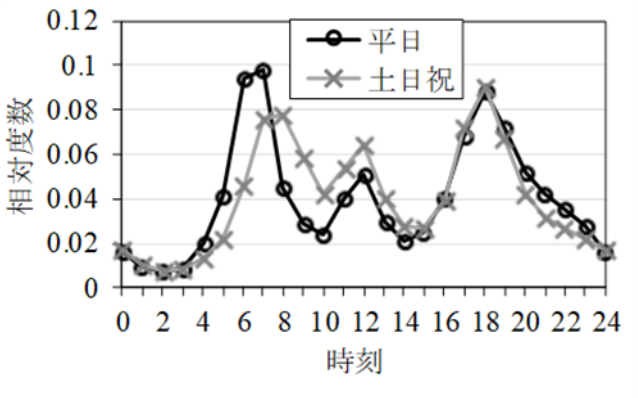


図 2-31 オーブン・レンジの運転開始時刻における住戸間のばらつき

2-5-5 食器洗い乾燥機

本データセットの対象住戸には同一機種の食器洗い乾燥機が標準装備されている．図 2-32 に食器洗い乾燥機の時系列電力消費の例を示す．(a)は 18 時半前から約 15 分の間 800W を超える電力使用が見られ，その後一時小さくなった後，再び 800W 超の電力使用が起こる．最後に，約 30 分間 200W の電力消費が確認できる．この電力消費パターンが最も多く見られた．一方で，(b)に示す，200W の電力使用のみのパターンも存在する．設置されている食器洗い乾燥機は「標準」，「念入り」，「少量」の洗浄コース，「30 分」，「60 分」，「90 分」の乾燥時間コース，さらには送風のみ行うドライキープコースと多彩な運転モードを備えているため，同一機種といえども電力パターンは一律ではない．

図 2-33(a)に示す食器洗い乾燥機の年間電力消費量のヒストグラムに着目すると，~200MJ 以下の最も小さいステップでピークをとっている．これらは，食器洗い乾燥機を殆ど使わない住戸である考えられる．これに対し，200MJ 以上は広く分布しており，使用頻度が住戸間で大き

くばらついていることが確認できる．同様に，図 2-33(b), (c), (d)に示す，使用 1 回当たりの平均電力使用量，運転時の平均電力使用量，及び使用 1 回当たりの平均運転継続時間においても住戸間でのばらつきが大きい．同一機種の家電機器を使用している場合，運転時の電力使用量や運転継続時間は同一視できるとの想定も成り立つが，上記の結果から実際には使用モードの使い分け等に拠る住戸間のばらつきは無視できないことが示唆される．なお，使用イベントの特定方法は，閾値（100W）以下の電力消費が 20 分以上続いた場合を 1 回の使用イベントと定義した．

図 2-34 に食器洗い乾燥機の 1 回当たり平均電力使用量と継続時間，運転時の平均電力消費の関係を示す．平均電力使用量と継続時間の間の近似直線の決定係数は 0.76 と，正の相関が確認できる．これに対し，運転時の平均電力消費との間での決定係数は 0.5 以下と低く，明確な相関関係は存在しない．

図 2-35 に食器洗い乾燥機の日使用回数のヒストグラムを示す．平日，土日祝共に，~0.5 回の住戸が最も多く，約半分の住戸は食器洗い乾燥機を殆ど使用しないことが確認できる．平均値も 0.72 であり，八杉ら [9]による報告値である 1.4 回より使用頻度少ない傾向にある．一方で，日に約 3 回，即ち毎食後使用する住戸の存在も伺える．また，平日と土日祝の使用回数平均は概ね同じであり，分布にも目立った違いは見られない．

図 2-36 に食器洗い乾燥機の運転開始時刻のヒストグラムを示す. オーブン･レンジと同様に，朝，昼，夜の 3 回ピークを持ち，中でも夜のピークが最も大きい．ピークの時間帯をオーブン・レンジと比較すると，いずれも約 1 時間遅いことが分かる．食事の準備に使用されるオーブン・レンジに対し，食器洗い乾燥機は食事後の使用が想定されるためであると考えられる．Mendiola ら [13]が指摘しているように，厨房機器として一括で捉えられる傾向にある機器郡も，使用時刻の時間差をもつため，生活スケジュールにから機器の時系列電力消費を推定する際には注意が必要である．また，午前中においては，土日祝は平日に比べ約 1 時間の遅れがあるのに対し，午後にはそれは無くなっている．さらに，夜間 22，23 時は土日祝が平日を下回っている．平日の方が夜遅くに食事をとる割合が高いことに起因しているであろう．

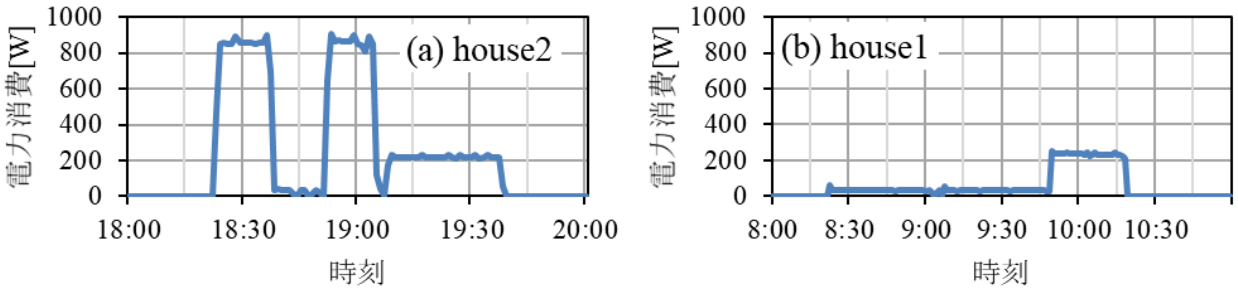


図 2-32 食器洗い乾燥機の時系列電力消費の例

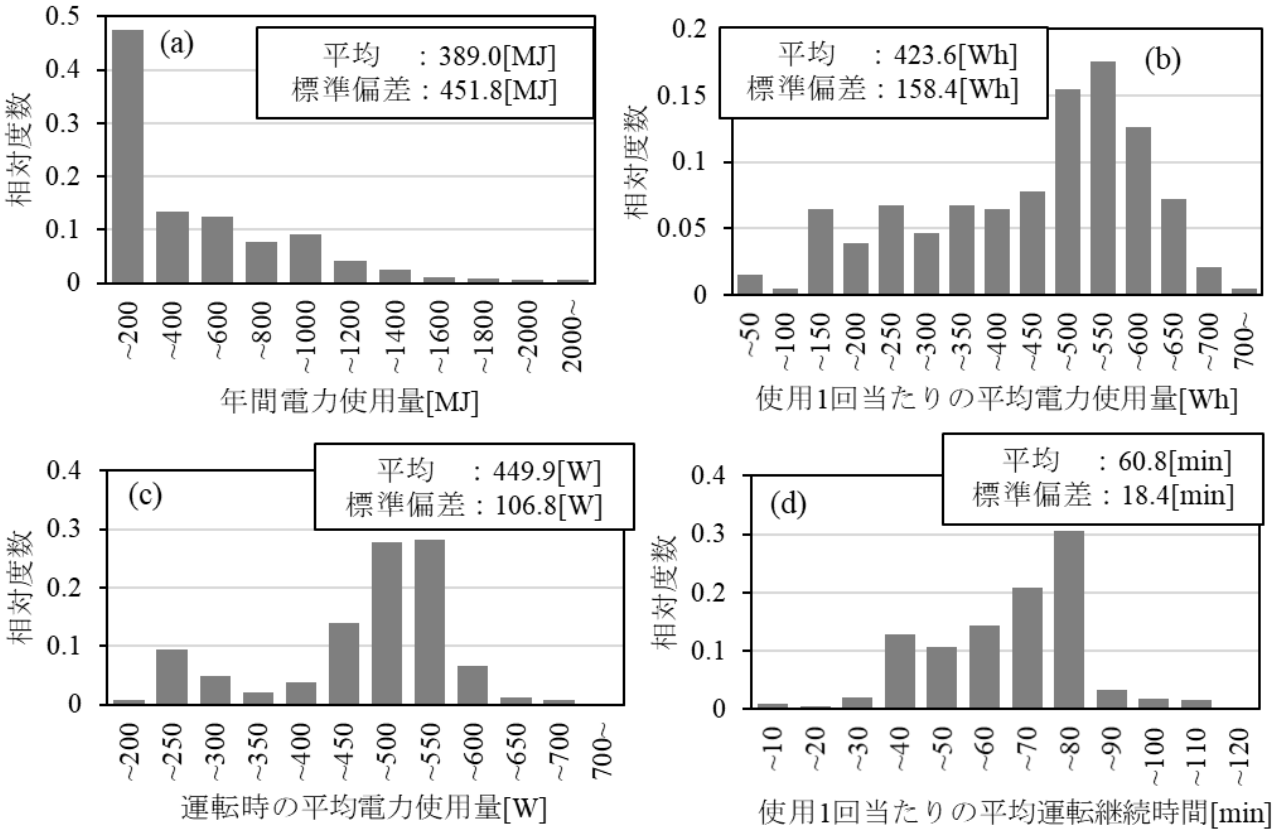


図 2-33　食器洗い乾燥機の(a)年間電力使用量，(b)使用 1 回あたりの平均電力使用量，(c)洗濯機運転時の平均電力使用量，(d)使用 1 回当たりの平均運転継続時間の住戸間のばらつき

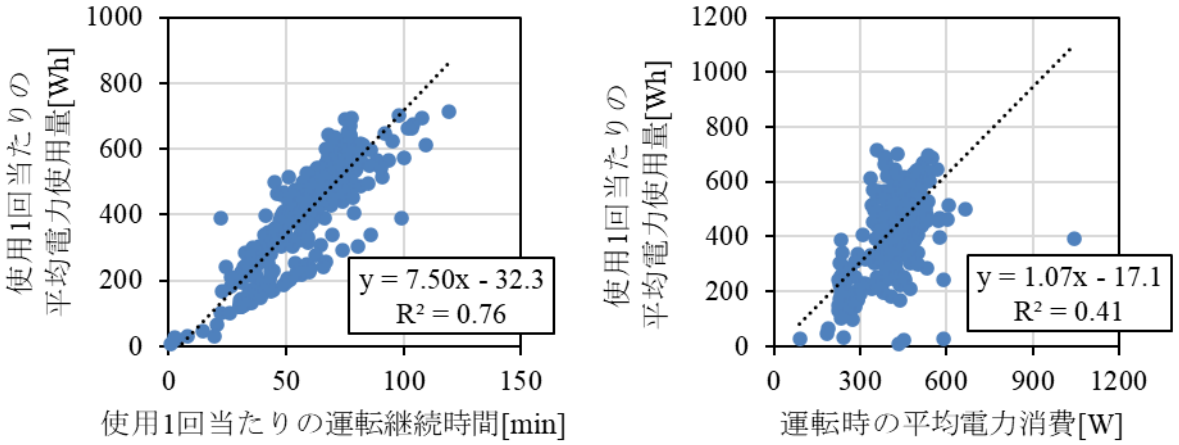


図 2-34　食器洗い乾燥機の 1 回当たり平均電力使用量と継続時間，運転時の平均電力消費の関係

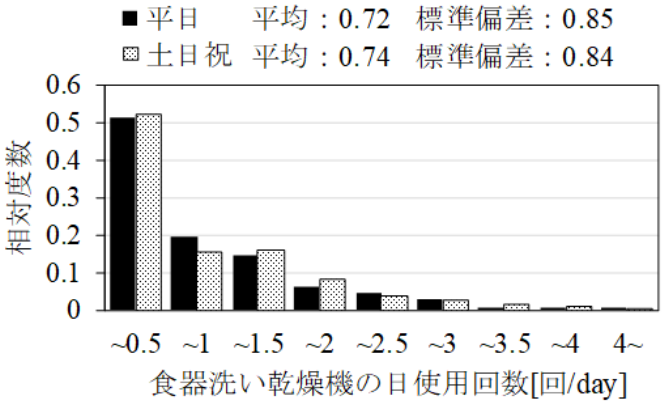


図 2-35 食器洗い乾燥機の日使用回数における住戸間のばらつき

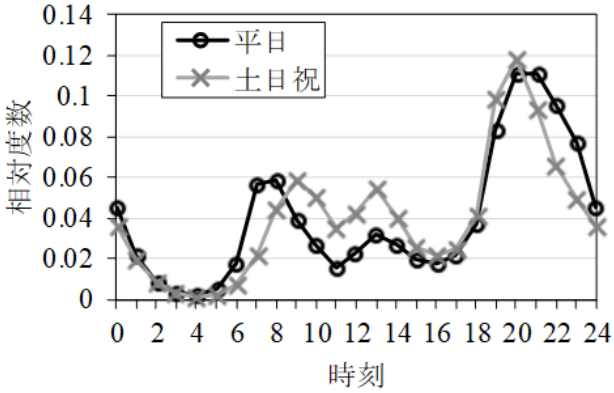


図 2-36 食器洗い乾燥機の運転開始時刻における住戸間のばらつき

2-5-6　照明（LDK）

本節では LDK における照明に着目する．図 2-37 に時系列データの例を示す．(a)は 20 時過ぎから 2 時間超，約 30W の一定の電力消費が見られる．一方(b)は 100W 以下の時間帯と 100W 以上の時間帯に明確に分かれていることから，居住者による明るさの調節が行われたと推測される．

図 2-38(a)に照明（LDK）の年間電力消費量の住戸毎のばらつきを示す．400MJ で最も住戸数が多くなり，それ以上の区間では分布が長く続くロングテール状になっている．同様の傾向は図 2-38(b)に示す使用 1 回当たりの平均電力使用量にも見られる．また，図 2-38(c)に示す運転時の電力使用量の平均値は 69.7W と他の機器に比べ小さいものの，図 2-38(d)に示すように，使用 1 回当たりの平均運転継続時間は 3.4 時間と長いため，トータルとしての電力使用量は小さくない．また，いずれの分布も変動係数，即ち平均値に対する標準誤差は 0.5 前後と，他の機器に比べ小さい．これは，生活スタイルに関係なく，基本的にどの住戸も使用する機器であるためであると推測される．

図 2-39 に照明（LDK）の 1 回当たり平均電力使用量と継続時間，運転時の平均電力消費の関係を示す．近似直線の決定係数はいずれも 0.5 前後であり，弱い相関関係が確認できる．また，図 2-40 に照明（LDK）の日使用回数のヒストグラムを示す．平日，土日祝共に 1.5~2 回/day の住戸が最も多い．また，~1 回/day の住戸数が 5 戸以下と非常に少なく，大半の住戸は毎日使用していることが確認できる．図 2-41 は照明（LDK）の運転開始時刻のヒストグラムを示す．平日休日共に，朝 5~7 時と夜 16~18 時にピークを持ち，18 時以降は緩やかに減少している．また，12 時前後の日中も相対度数はゼロにはならないことから，日中であっても一定の需要が存在することが分かる．また，平日と土日祝を比較すると，朝のピークが平日は 0.1 に達するのに対し，土日祝は 0.06 と非常に小さい．平日のピーク時刻は朝 5 時であるが，土日祝は 6~7 時と比

較的遅い時刻にピークが出現する．

図 2-42 照明（LDK）の運転開始時刻と運転継続時間の結合確率密度分布を示す．平日及び土日祝共に，16~20 時に開始されたイベントは 4 時間以上継続するものが多い．一方で，それ以外の時間では継続時間は 2 時間以下と短い．このように，発生時刻によって継続時間の確率分布は全く異なることには注意する必要がある．特に夜間の照明 OFF は，睡眠などによる生活スケジュールによるイベントトリガータイプで，LDK から他の部屋に移動するケースが多いと思われる．

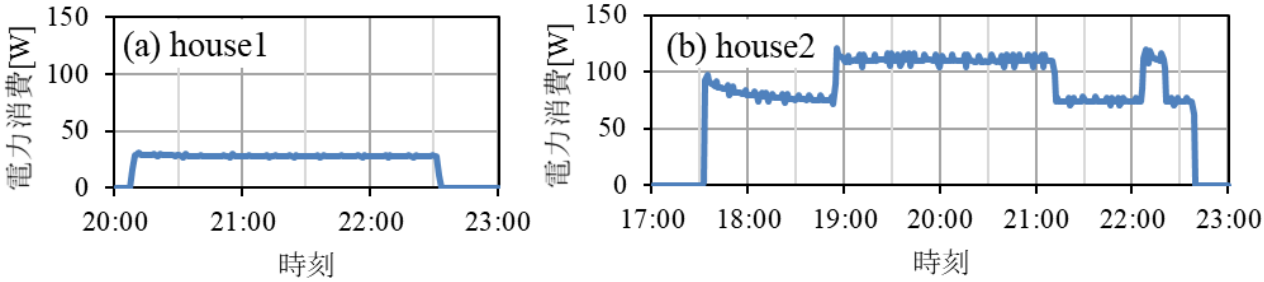


図 2-37 照明（LDK）の時系列電力消費の例

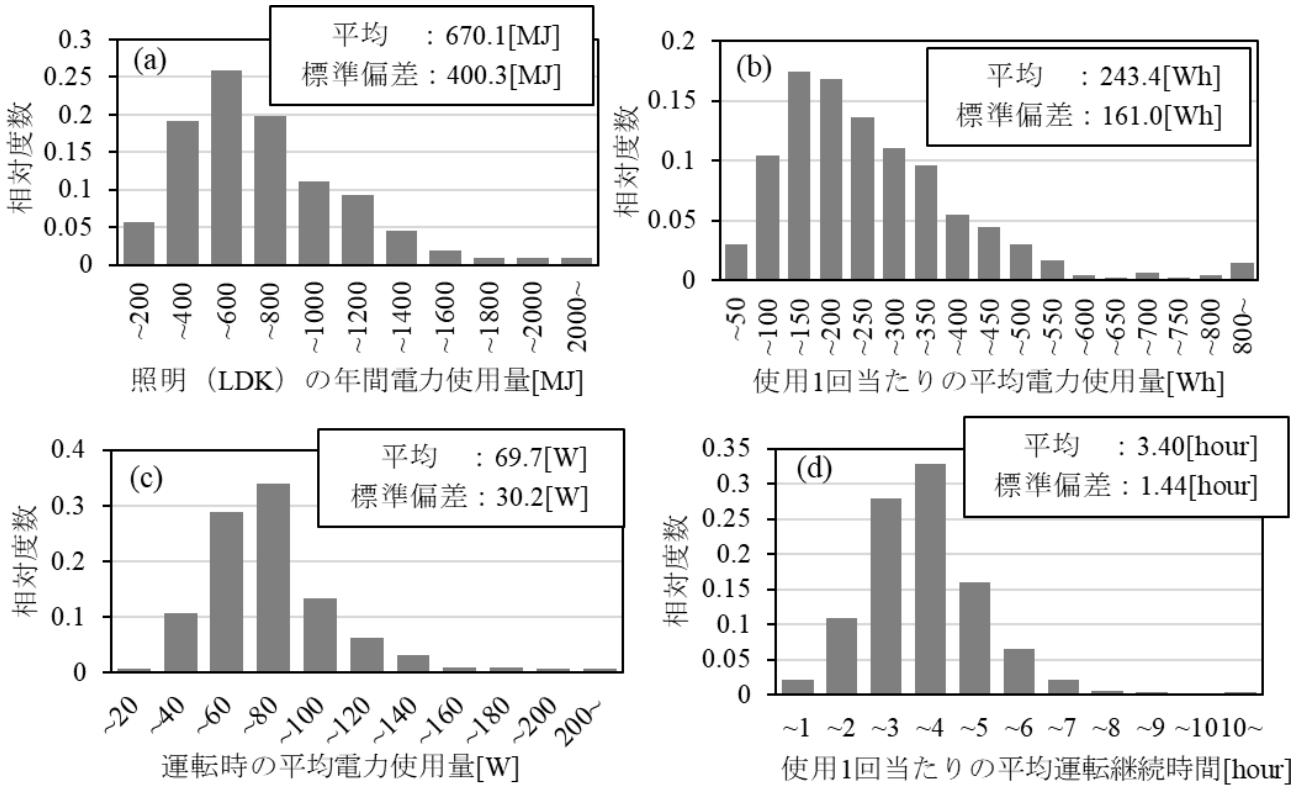


図 2-38 照明（LDK）の(a)年間電力使用量，(b)使用 1 回あたりの平均電力使用量，(c)洗濯機運転時の平均電力使用量，(d)使用 1 回当たりの平均運転継続時間の住戸間のばらつき

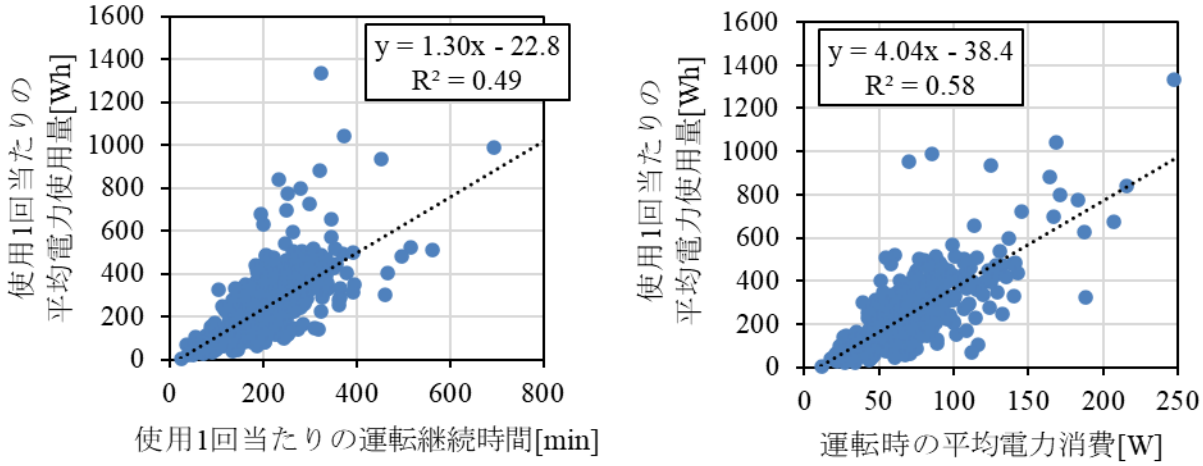


図 2-39 照明（LDK）の 1 回当たり平均電力使用量と継続時間，運転時の平均電力消費

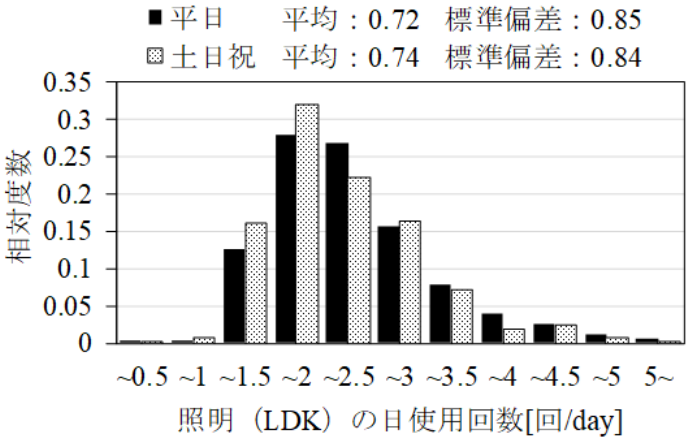


図 2-40 照明（LDK）の日使用回数における住戸間のばらつき

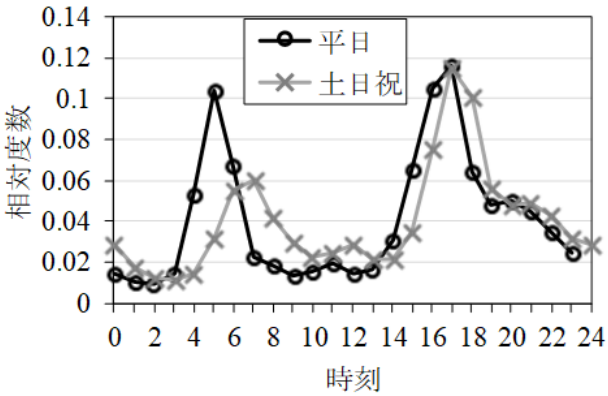


図 2-41 照明（LDK）の運転開始時刻における住戸間のばらつき

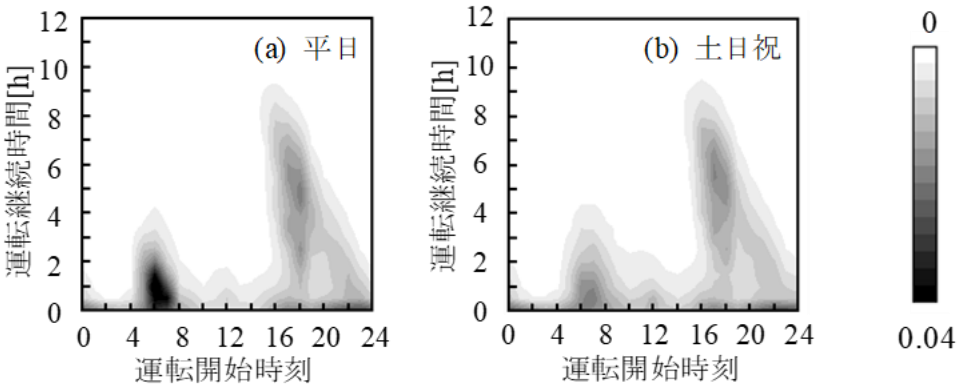


図 2-42 照明（LDK）の運転開始時刻と運転継続時間の関係

2-7　結論

本章では，大阪府摂津市に位置する集合住宅の全 586 戸を対象に計測された，電力消費データセットの概要を整理し，エラーデータの除去と力率調整による前処理を説明した．また，用途別電力消費量の季節変動，日変動を示し，過去の研究の報告値と比較した．また，用途，機器別に測定された時系列電力消費データを用い，洗濯機，オーブン・レンジ，食器洗い乾燥機，及び LDK の照明について，世帯毎のバラツキおよび使用開始時刻といった統計値を整理した．その結果，運転時の電力消費や運転継続時間などの世帯間のバラツキは，全ての機器において見られた．これに加えて，居住者の生活スケジュールに関連する使用時刻も変動することが分かった．以上のことから，TUD-PS　をはじめとした時系列電力需要の確率性予測モデルの構築する際は，居住者の生活スケジュールのバラツキだけではなく，エネルギー消費原単位といった機器情報についても住戸差を設ける必要があることが明らかになった．

参考文献

1) 澤地孝男，坊垣和明，吉野博，鈴木憲三，赤林伸一，井上隆，大野秀夫，松原斎樹，林徹夫，森田大：用途別エネルギー消費量原単位の算出と推定式の作成　全国的調査に基づく住宅のエネルギー消費とライフスタイルに関する研究(第 1　報), 日本建築学会計画系論文集, Vol.59, No.462 (1994-8)，pp.41-48
2) 石田建一：戸建住宅のエネルギー消費量，日本建築学会計画系論文集，Vol.62，No.501 (1997-11)，pp.29-36.
3) 村上周三，坊垣和明，田中俊彦，羽山広文，吉野博，赤林伸一，井上隆，飯尾昭彦，鉾井修一，尾崎明仁，石山洋平：全国の住宅 80 戸を対象としたエネルギー消費量の長期詳細調査　：対象住宅の属性と用途別エネルギー消費量，日本建築学会環境系論文集，Vol.71，No.603 (2006-5)，pp.93~100
4) 細井里紗，井上隆，松木義也，高瀬幸造，山浦賢，菅原清峻：集合住宅における用途別エネルギー消費実態　その 1　実測調査による給湯・暖房消費に関する検討，日本建築学会大会学術講演梗概集，環境工学Ｉ，(2015-9)，pp.1043-1044
5) 阿部寛人，坊垣和明，吉田一居，三神彩子：家庭内における省エネルギー行動と意識に関する研究　その 10　新築マンション電力使用量による生活パターン分類と電力削減目標の算定，日本建築学会大会学術講演梗概集，環境工学Ｉ，(2017-8)，pp.1063-1064
6) 小野寺宏子，須永修通，熊倉永子，中野郁也，盧炫佑：自然エネルギー複合利用住宅のエネルギー消費実態と　ZEH 実現への課題，日本建築学会環境系論文集，Vo;.82，No.742 (2017-

12)，pp.1035~1042

7) 太田真人，岩船由美子，大岡龍三：戸建て住宅における HEMS データを活用したエネルギー利用実態の分析（その１），日本建築学会環境系論文集，Vol.85，No.772 (2020-6)，pp.495-502.

8) F. McLoughlin, A. Duffy, M. Conlon : Characterising domestic electricity consumption patterns by dwelling and occupant socio-economic variables: an Irish case study, Energy Build. No.48 (2012-5) pp.240–248

9) A. Kavousian, R. Rajagopal, M. Fischer, Determinants of residential electricity consumption: using smart meter data to examine the effect of climate, building characteristics, appliance stock, and occupants' behavior, Energy, No.55 (2013-6), pp.184–194

10) 国土交通省：「令和 3 年度　住宅経済関連データ」，参照　2022.10.27　https://www.mlit.go.jp/statistics/details/t-jutaku-2_tk_000002.html

11) 国土交通省，住宅に係るエネルギーの使用の合理化に関する建築主等及び特定建築物の所有者の判断の基準，(2006)

12) 三菱総合研究所：「平成 24 年度エネルギー消費状況調査（民生部門エネルギー消費実態調査）報告書」，参照　2022.10.27 http://www.meti.go.jp/meti_lib/report/2013fy/E003078.pdf

13) 前真之，飯尾昭彦，井上隆，室恵子，田中俊彦，平山翔，関崎真：用途別エネルギー消費量の年合計および月変動　関東地域における住宅のエネルギー消費量に関する調査研究，日本建築学会環境系論文集，No.71，Vol.610 (2006-12)，pp.91~98

14) 石田正樹，安藤元気，村川三郎，西名大作：広島地域の全電化住宅を対象とした冷暖房電力消費量の影響要因に関する研究，日本建築学会環境系論文集，No.78，Vol.687 (2013-5)，pp.427~435

15) 八杉克志，西名大作，村川三郎，金田一清香，安藤元気：家庭用厨房機器の電力消費量と稼動特性 ―広島地域の全電化住宅を対象とした電力消費量に関する研究―，日本建築学会環境系論文集，No.80，Vol.710 (2015-4)，pp.381~388

16) 八杉克志，西名大作，村川三郎，金田一清香，安藤元気，石田正樹：戸建て住宅における洗濯機と浴室衣類乾燥機の稼働状況　－広島地域の全電化住宅を対象とした電力消費量に関する研究－，日本建築学会環境系論文集，No.79，Vol.702 (2014-8)，pp.715~723

17) D. Xia, S. Lou, Y. Huang, Y. Zhao, D. Li, X. Zhou; A study on occupant behaviour related to air-conditioning usage in residential buildings, Energy Build. No.203 (2019-9).

第３章　時系列電力データに基づく居住者のエアコン操作行動の特定

3-1　緒言

2050 年のカーボンニュートラル社会の実現に向け，住宅部門では，温室効果ガスの排出量を実質ゼロとする Net Zero Energy House (ZEH)が注目を集めている [1]．ZEH の実現のためには，ループトップ太陽光発電などの再生可能エネルギーの活用に加え，エネルギー消費量の削減が肝要となる．中でも，空調および換気　（以下，HVAC）は住宅部門のエネルギー消費全体の 32%を占める最大の用途であり [2]，省エネの要望が大きい．

従来, エアコンのエネルギー消費量は, 建物の断熱性能や外気温度などの入力データを用い，TRNSY[3]や EnergyPlus[4]といった解析ソフトで評価されてきた．近年はこれに加え，居住者行動（例：在室状況，スイッチ ON/OFF タイミング，エアコンの設定温度）の重要性が強調されている [5]．例えば Zhao ら [6]は，エアコンのエネルギー消費量に対する建物性能と居住者行動の寄与率を算出，比較し，居住者行動の寄与率の方が支配的であることを示した．以上より，エアコンのエネルギー消費量を正確に評価するには，居住者行動を正確に把握することが肝要である．

居住者行動を調査する主な方式としては，以下 3 つが挙げられる [5]．

・協力世帯にカメラを設置する

・協力世帯に各種センサー（例：窓の動作センサー）を設置する

・電力消費量を計測し，居住者行動を抽出する

中でも，エアコンに関する居住者行動の把握に関しては，3 つ目の方式が注目されている．国内における研究例として，石田ら [7]は広島県の全電化住宅におけるエアコンの電力消費実測データからリビングエアコンの稼動特性を明らかにした．また，Fukami et al.[8]は福岡県のエアコン使用実態を実測し，日当たりエアコン使用時間などに基づく 3 グループに分類した．海外の研究例では，Wang et al.[9]が 525 世帯を対象に，アンケート調査及び実測調査を行い，室内気温をトリガーとするエアコンの ON/OFF のモデルを作成した．

一方で，家庭用ルームエアコンにおいては，インバータ制御のエアコンが近年急速に普及している．インバータ制御のエアコンの場合，軽負荷時にはスイッチ ON 状態であっても電力を消費しない場合がある．逆に，スイッチ OFF 状態であっても，自動清掃機能により電力が消費される場合がある．以上のように，電力が消費される時間帯と，居住者が意図した冷暖房運転時間帯とは必ずしも一致しない点に注意が必要である [10-12]．しかし，インバータ制御のエアコンの電力消費実測値から居住者行動を抽出する研究は，著者らの知る限り存在しない．

そこで本章では，エアコンのエネルギー消費量を正確に評価する上で重要となる居住者行動把握に資することを目的として，エアコンの電力消費量データに基づき居住者の空調使用行動を特定する手法を検討する．特に，近年普及が進むインバータ制御のエアコンの間欠的な電力消費特性にも対応可能な手法を設計する．なお以下では，　1 年間で 100 分以上の電力消費が記

録された LDK のエアコン 479 台（パナソニック製）及び洋室のエアコン 565 台（製造メーカー不明）合計 1044 台のエアコンの電力データを解析対象としている．

3-2　エアコンの時系列電力データの特徴

図 3-1 に某住戸の洋室のエアコンの時系列電力消費データを示す．なお，本データは夏季の実測データより抜粋したため，冷房使用のデータと考えられる．19:30 頃に電力消費が立ち上がり，しばらくは継続的に電力が使用された後，20:30 を過ぎると約 5 回，電力消費が一時的にゼロになる，この継続時間は，凡そ 2，3 分間と非常に短い．21:10 以降は，電力消費のない時間が長くなり，最大で 1 時間継続する．その後，午前 1 時以降には再び継続的な電力消費が見られる．

こうした間欠的な電力消費パターンは，インバータでコンプレッサーの速度を制御するエアコンの負荷パターンの特徴と一致する．インバータ制御のエアコンの負荷パターンの特徴は，熱負荷が小さいときはコンプレッサーが回転と停止を繰り返すため，HP は稼働していても電力を消費しない期間がある [10-12]．そのため，インバータ制御のエアコンは，消費電力によって決まる電源のオン・オフ状態と，居住者の意図した電源のオン・オフ動作が必ずしも一致しないという特性がある．そのため，エアコンの電力消費量の実測データから，居住者の冷暖房利用行動の検出を目的とした研究では問題が生じる [73,74]．また，午前 1 時以降に継続的な電力消費が見られるが，これは，エアコンをスイッチ OFF にした時に自動で動作する，自動清掃機能による電力消費である．本章では，暖冷房使用後に行われる以下 2 つの動作を自動清掃と定義する．

・エアコンに備えられたブラシを動作させてフィルターを掃除する動作

・冷房運転後にコンプレッサーを逆回転させてエアコン内で暖房運転し，カビを防ぐ動作

自動清掃では，予め決められた順序に沿って動作するため，その電力消費パターンは空調負荷に依らず一定である点が特徴である．また，自動清掃の電力消費量は 200~300W と，軽負荷時の暖冷房状態と同等の電力を消費する．

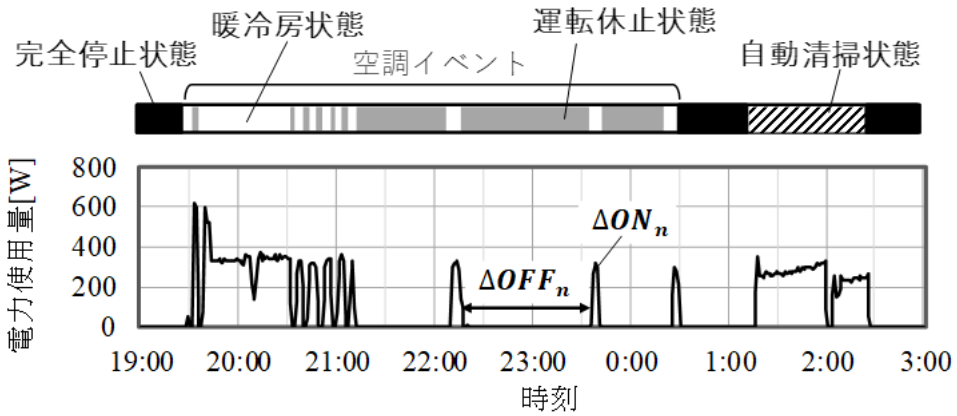


図 3-1　洋室のエアコンの時系列電力使用量データ例及びその状態図

以上のように，居住者が意図した　エアコンのスイッチ切り替え動作と，監視された家庭の電力需要による有無は必ずしも一致しない．そのため，エアコンの電力消費量の時系列データから居住者のエアコンのスイッチ ON/OFF 行動を正確に抽出することは決して容易ではなく．これを実現するアルゴリズムの開発が求められている．

3-3　提案アルゴリズムの全体図

まず，以下の議論で用いる用語を定義する．電力消費量が閾値（本章では 65W とした）を上回る区間を電力消費イベントと定義し，その継続時間を Δ ON とする．閾値を下回る区間を消費電力ゼロイベントと定義し，その継続時間を Δ OFF とする．電力消費イベントと消費電力ゼロイベントは交互に出現する．本章ではこの 2 種類の区間を各々表 3-1 に示す 2 つの状態に分類できると仮定する．

まず，電力消費イベントは暖冷房状態と自動清掃状態に分けられるとする．暖冷房状態は，エアコンのスイッチが ON 状態かつ電力消費がある状態であり，自動清掃状態は，エアコンのスイッチが OFF 状態であるにも関わらず電力を消費する状態である．また，消費電力ゼロイベントは完全停止状態と運転休止状態に分けられるとする．完全停止状態は，エアコンのスイッチが OFF 状態かつ電力消費が無い状態であり，運転休止状態は，エアコンのスイッチが ON 状態であるにも関わらず電力を消費しない状態である．居住者が意図してエアコンのスイッチを ON にした後 OFF にするまでの区間（以下，空調イベントとする）は必ず暖冷房状態で始まり，完全停止状態が出現するまで続き，場合によってはその区間中に運転休止状態及び暖冷房状態を交互に含む．なお，以下では，添え字の n は時系列順で n 番目の電力消費イベント及び消費電力ゼロイベントであることを示している

表 3-1　エアコンの使用状況の分類

電力値による分類	エアコンの運転状態による分類
電力消費イベント (ΔON)	**暖冷房状態**：居住者がエアコンスイッチを ON にしており，実際にエアコンが空調運転している状態. **自動清掃状態**：エアコンスイッチは OFF になっているが，自動清掃機能などの空調機能以外の機能が働いている状態.
消費電力ゼロイベント (ΔOFF)	**完全停止状態**：居住者がエアコンスイッチは OFF にしており，エアコンが完全に停止している状態 **休止状態**：エアコンスイッチは ON で，インバータ制御などにより空調運転が一時休止している状態.

エアコンの電力消費量の時系列データから居住者のエアコンのスイッチ ON/OFF 行動を抽出する提案アルゴリズムの全体フローを図 3-2 に示す．本アルゴリズムは主に 2 つのループから

構成される．1 つ目のループでは，電力消費イベントを自動清掃状態と暖冷房状態に分類する．2 つ目のループでは，消費電力ゼロイベントを完全停止状態と一時休止状態に分類する．以上により，全ての時間帯を上記 4 状態のいずれかに分類し，そこからエアコンのスイッチ ON/OFF 状態を判定する．図 3-2 中の N_{ON} 及び N_{OFF} は，電力消費イベント及び消費電力ゼロイベントの総数である．なお，複数のエアコンについて時系列データを取得した場合は，本アルゴリズムを各エアコンのデータに適用する．

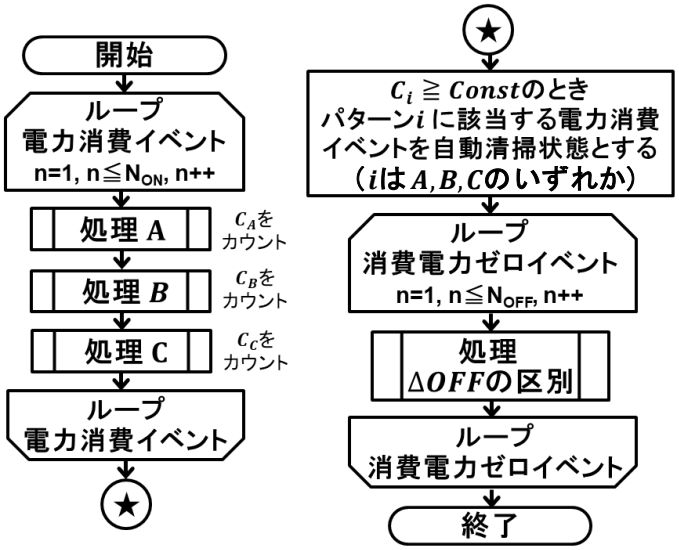


図 3-2　エアコンの状態を判定するアルゴリズムの全体図

3-4　電力消費イベントの分類

3-4-1　電力消費イベントの分類の概要

得られた多数住戸の時系列電力データから得られる電力消費イベント及び消費電力ゼロイベントの継続時間の確率分布や，各社が公開している技術資料などを検討した結果，エアコンの自動清掃機能に起因する電力消費パターンには次の 2 点の特徴があると推測される．1 つ目は，空調イベント（即ち暖冷房状態）の終了後，短い運転休止状態を挟んだ後に自動清掃による電力消費が出現するケースが多い点である．但し，居住者がリモコンの操作により清掃機能を使用した場合はその限りではない．2 つ目は，メーカーや機種毎に予め決められたプログラムに従い，自動清掃の動作パターンが動作するため，エアコン毎に電力消費パターンはほぼ一定である点である．即ち，複数の電力消費パターンが 1 台のエアコンに共存することがない．

これを基に，計 1044 台のエアコンの計測データを分析した．その結果，自動清掃状態の出現パターンが概ね 3 つに類型化することができた．これを本稿では，自動清掃機能の動作時間の長い順にパターン A，B，C と定義した．

以上を踏まえ，前節で示したアルゴリズムの 1 つ目のループ内の処理を設計した．本ループ

内では，電力消費イベントを暖冷房状態と自動清掃状態に区別することを目的とする．解析対象とするエアコンが自動清掃機能を有するか否かを判定する，有する場合にはパターン A，B, C のいずれに分類されるかを特定する．具体的には，当該エアコンの電力消費データが，パターン A, B, C のいずれかであると仮定し, 全電力消費イベントを後述のフロー（図 3-2 中の処理 A,B, C）により冷暖房状態と自動清掃状態に分類する．その結果自動清掃状態と判定されたイベント数をパターン毎にカウント（図 3-2 中の C_A,C_B,C_C）する．C_A,C_B,C_C がいずれも閾値（本章では 10 とした）を下回る場合は当該エアコンには自動清掃機能は無いと見做す．閾値を上回る場合には，最も多く検出されたパターンを当該機器の自動清掃のパターンと見做し，このパターンに当て嵌まる電力消費イベントを自動清掃状態，それ以外を冷暖房状態と判定する．

ここで, 本研究で使用したデータセットにおける，各パターンの該当台数を整理する．同一モデルが標準設備されている LDK のエアコンに関しては，全 479 台のうち，80%強の 393 台がパターン A に該当した．その一方で，パターン B も 20%弱の 85 台含まれている．LDK のエアコンの仕様書を調査した結果，カビ・におい防止機能が動作する場合はパターン A に，自動フィルター掃除機能のみ動作する場合はパターン B に当て嵌まると考えている．なお，同一の LDK のエアコンにおいて，パターン A,B 双方でカウント数が 10 を超える例は確認されなかった．一方，居住者が各々据え付けた洋室のエアコンでは，約 4 分の 1 の 142 台が自動清掃機能を有すると判定された．その内訳は，パターン A が 35 台，パターン B が 53 台，パターン C が 54 台とばらついている．現在，国産メーカーが販売しているモデルの殆どが自動清掃機能付きであることを踏まえると，自動清掃機能を備えたエアコンの割合は将来的に増加していくと考えられる．

なお，本研究で使用した解析データセット中，洋室に設置された 2 台のエアコンにおいて，2013 年夏と 2014 年夏で検出されたパターンが異なるケースが見られた．これは，計測期間内にエアコンの買い替えがあったものと考えられる．この場合，パターン B,C の双方でカウントしている．

3-4-2　自動清掃機能の各パターンの抽出

3-4-2-1　パターン A の抽出（処理 A）

図 3-3 にパターン A の抽出フローを示す．パターン A は，自動清掃の動作時間が 40 分以上と 3 パターン中で最も長く，途中に数分の間，消費電力ゼロイベントを含む点が特徴である．LDK のエアコンの仕様書から，除湿および暖房運転によってカビやにおいを防止する双方の機能を持つエアコンがこれに該当する，数分間の休止は，除湿から暖房運転（＝カビ，におい防止機能）に切り替わる際に発生すると考えられる．

以上を踏まえ，連続する 4 つのイベント（即ち，電力消費+消費電力ゼロ+電力消費+消費電力ゼロ）の継続時間 ΔON_n，ΔOFF_{n+1}，ΔON_{n+1}，ΔOFF_{n+2} （定義は図 3-4 を参照）の値がいずれも，表 3-3 に示す閾値の組み合わせ I から V のいずれかを満たす場合には，ΔON_n，ΔON_{n+1} に相当する時間帯は，パターン A の自動清掃が作動していたと判定する．なお，本研究で使用した解析データセットにおける，I ～V の各グループの出現割合を表 3-3 の下段に示す．最も出現割合が大きい組み合わせはⅡであり，全体の 4 分の 3 以上を占める．一方で，最も少ないⅣは僅か 0.4%と，出現割合が大きく異なる．

組み合わせⅡに該当する自動清掃の電力パターン（図 3-5 内の灰色部）を持つ時系列データの例を，図 3-5 に示す．なお，図 3-5 の(a),(b),(c)はいずれも異なる住戸のデータであり，(a) ,(c)は LDK，(b) は洋室のエアコンの電力パターンである．いずれにおいても，一連の空調イベントの最後に 56 分間の電力消費が確認できる．さらに，(a)と(b)を比較すると，空調運転による電力消費は大きく異なるものの，その後に出現した自動清掃イベントの前半部分での電力消費量は殆ど同じである．負荷の大小により消費電力が異なる空調機能と異なり，自動清掃は予めプログラムされた通りの動作であるためと考えられる．自動清掃イベントの後半部分は(a) ,(c)がほぼ同一の電力消費量であり，(b)のみが異なっている．また，(c)は数分の短い休止後に自動清掃が始まっている点が特徴的であるが，これは空調イベントが短いことに起因すると考えられる．

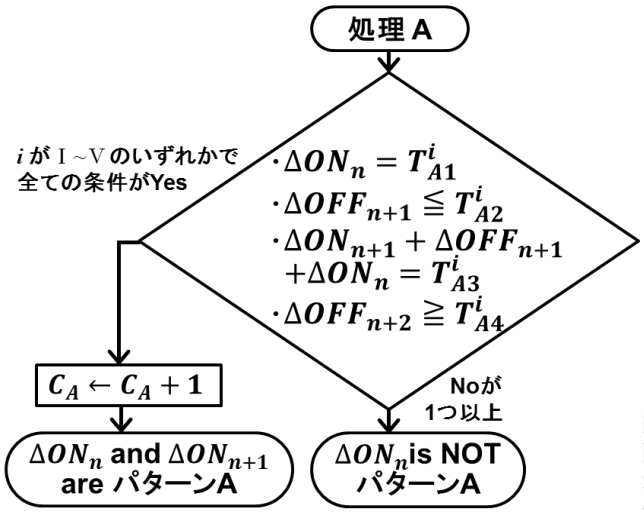


図 3-3　パターン A を抽出する処理 A のフロー

表 3-3　図 3-3 における閾値の組み合わせ

i	I	II	III	IV	V
T^i_{A1} [min]	25~28	30~33	35~38	40~42	43~46
T^i_{A2} [min]	5	5	5	5	5
T^i_{A3} [min]	42~45 ,51,52	55~58	61~64	66~69	68~71
T^i_{A4} [min]	15	15	15	15	15
出現割合	4.1%	76.7%	1.2%	0.4%	17.5%

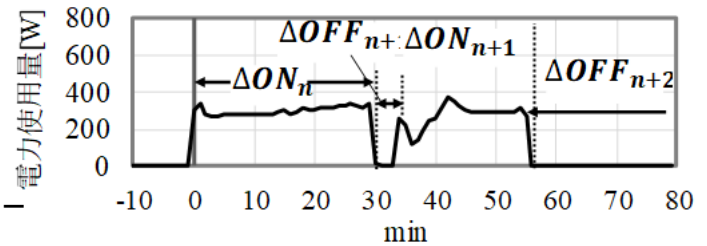


図 3-4　図 3-3 における各変数の説明

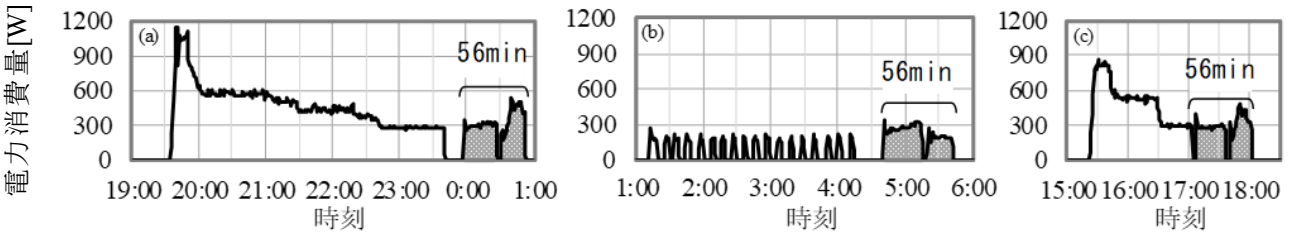


図 3-5　パターン A を含む時系列電力使用量の例，灰色部は自動清掃による電力使用を示す．

3-4-2-2　パターン B の抽出（処理 B）

パターン B の抽出フローを図 3-6 に示す．パターン B はエアコンの空調イベントの後，11~13 分間の清掃運転が行われるものである．前述のように，LDK のエアコンにおいて自動フィルター掃除機能のみ動作する場合は，パターン B に該当すると考えられる．また，様々な機種のエアコンが混在している洋室のエアコンにも多く見られたことから，LDK に据付けられているパナソニック社以外のエアコンにもパターン B の挙動を持つものがあると考えられる．

提案フローでは，電力消費イベントの継続時間（ΔON_n），その前後の消費電力ゼロイベントの継続時間（ΔOFF_n，ΔOFF_{n+1}）及び電力消費イベント中最大消費電力 MAX_n の 4 つの条件全てを満たす場合にパターン B と判定する．閾値の推奨値の組み合わせは表 3-4 に示している．清掃運転の所要時間に相当する閾値 T_{B1} は，11～13 分としている．また，閾値 T_{B2} を決定するにあたって，パターン B のエアコンにおける消費電力ゼロイベントの継続時間の確率密度分布を確認した．これを図 3-7 に示す．黒線で示す全消費電力ゼロイベントの確率密度は，3 分付近に鋭いピークを示す．これは室温調節を目的としたインバータ制御に起因すると推測される．一方で，直後の ΔON が 11~13 分であるという条件を付けた灰色線は，黒線とは異なる傾向を示し，5 分及び 15～25 分にピークを持つことが分かる．これらは，自動清掃に関連する休止イベントと考えられる．そのため，閾値 T_{B2} の推奨値を 5 分とした．

続いて，ΔOFF_{n+1} 即ち対象の電力消費イベント直後の消費電力ゼロイベントの継続時間（閾値 T_{B3}）の推奨値としては，30 分としている．これは，表 3-3 におけるT_{A4}^{i}の推奨値 15 分の倍の長さである．6 月や 10 月などの空調負荷の小さい季節においては，インバータ制御によって 11～13 分の間欠的な電力消費イベント（例：図 3-8）が出現することが多い．そのため，これとの誤分類を防ぐことを目的に推奨値を長く設定した．また，図 3-5 の(a),(c)や図 3-9 の(a),(b)に見られるように，空調運転の初期は消費電力が 1000W 前後と非常に大きくなる場合がある．一方で，パターン B の電力消費は大きくても 800 以下に収まる傾向にある．この特徴を利用するため，最大消費電力 MAX_n に関する条件式の閾値 Const の推奨値を 800W とすることで，仮に居住者の操作による空調運転イベントが 11～13 分であった場合も，自動清掃状態と区別できるよう設

計した．以上の処理を基に特定したパターン B を含む時系列データ例を図 3-9 に示す．(a),(b) 共に灰色で示す電力消費イベントが，自動清掃状態である．

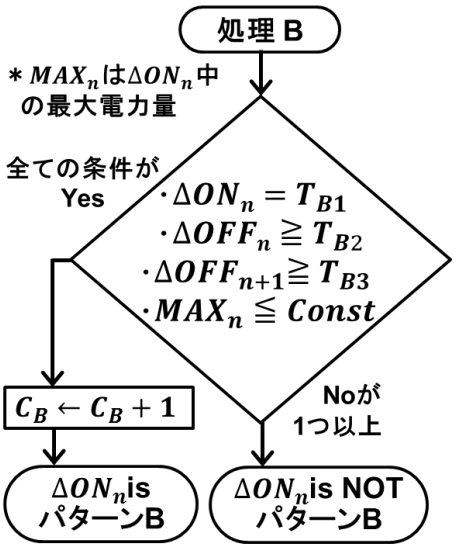


図 3-6　パターン B を抽出するフロー

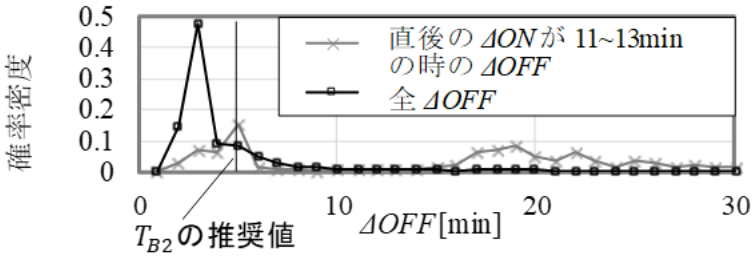


図 3-7　パターン B のエアコンにおける ΔOFF の確率密度分布

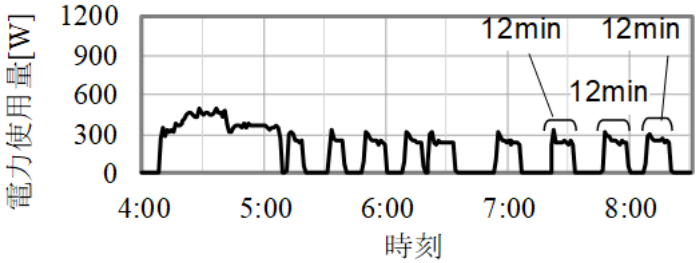


図 3-8　自動清掃のパターン B に類似した時系列電力の例

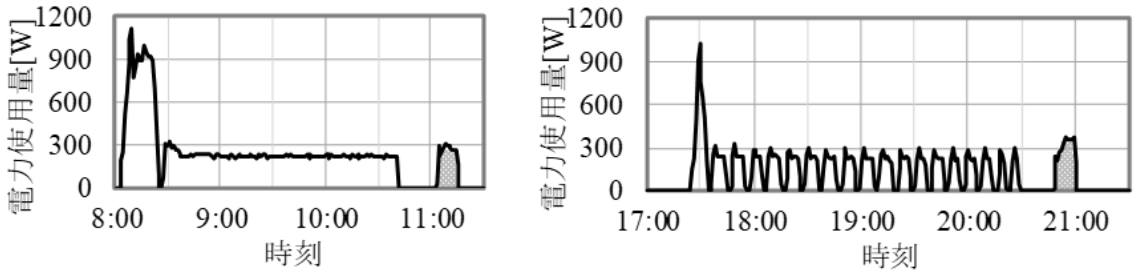


図 3-9　パターン B を含む時系列消費電力の例　灰色部は自動清掃による電力使用を示す．

3-4-2-3　パターン C の抽出（処理 C）

パターン C は電力消費イベントの継続時間が 3～10 分と，パターン A,B に比べ短い．こうした短い電力消費イベントは，インバータ制御による間欠的な空調運転においても頻繁に見られるため，抽出が比較的難しいことを留意し，A,B に比べ複雑なフローを設計した．これを図 3-10 に示す．また，閾値の推奨値の組み合わせは表 3-4 に示す．図 3-10 の 1 つ目の分岐内の 4 条件は処理 B と同一である．但し，誤分類抑制のために，ΔOFF_n，ΔOFF_{n+1} の閾値 T_{C2}，T_{C3} の推奨値を大きく設定した．また，閾値 T_{C4} による分岐は図-11 の(a),(b)に示す 2 つのパターンに対応するためである．　図 3-11(a) はインバータ等による ON/OFF が無い場合であり，このとき $\Delta OFF_{n-1} \geqq T_{C4}$ となるためフロー図の左側を通る．この場合，1 つの電力消費イベントが長時間継続することを利用し，$\Delta ON_{n-1} \geqq T_{C5}$ を条件式としている．これに対し，図 3-11(b)は，室温調節により電力消費が間欠的になるケースに相当する．パターン C における自動清掃の直前に位置

する消費電力ゼロイベントの長さは 20～30 分である場合が多いが，室温調節によるものは 5 分以下と非常に短い傾向にあるため，ΔOFF_n（自動清掃の直前の消費電力ゼロイベント）と ΔOFF_{n-1}（インバータ制御による消費電力ゼロイベント）に関する条件式を採用した．

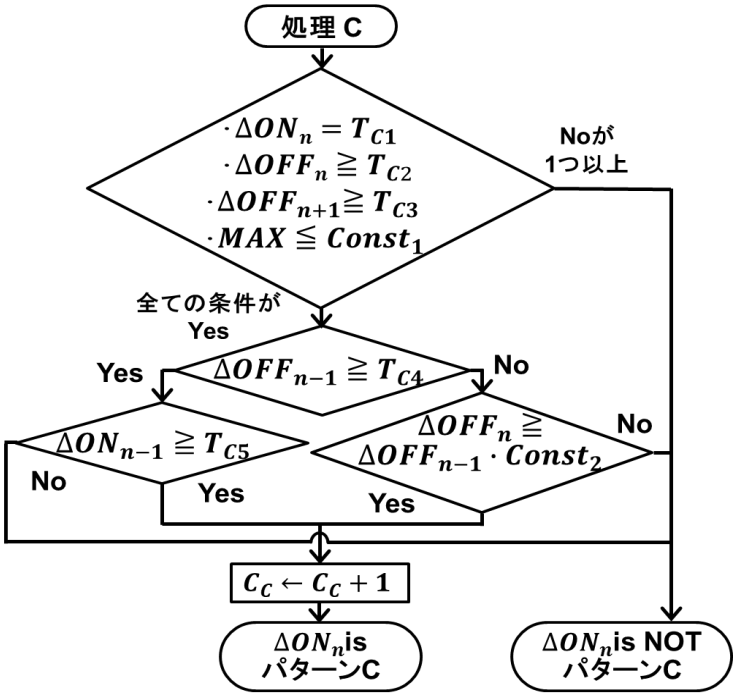


図 3-10　パターン C を抽出する処理 C のフロー図

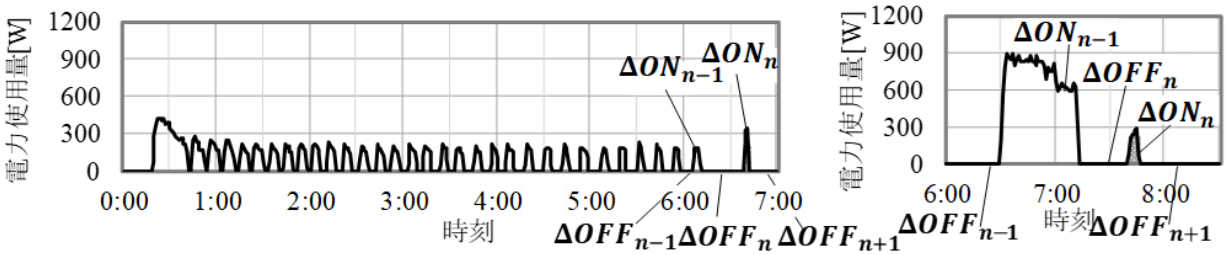


図 3-11　自動清掃のパターン C を含む時系列電力の例
(a),(b)共に最後の電力消費イベントは自動清掃状態である

3-3-3　自動清掃が解析結果に与える影響

図 3-12 に各エアコンの空調イベントの総数に対する自動清掃機能の出現数の割合のヒストグラムを，自動清掃のパターン A，B，C に分けて示す．冬季はいずれにおいても出現頻度は低く，殆どのエアコンはゼロである．一方で，夏季は出現頻度が高く，中には 100%近いエアコンもある．夏季にはエアコンにおけるカビやにおいのリスクが高まるため，自動清掃機能の一種のカビ・におい防止機能が出現する頻度が高いと考えられる．また，同じパターンの中でもエアコンにより出現確率が大きくばらついている．各メーカーのエアコンの仕様書を確認すると，累積運転時間が一定の基準を超えると自動清掃が働く仕様となっているエアコンが多い．但し，

1 時間程度の短い空調イベント後に毎回自動清掃が出現する例も複数住戸で見られることから，居住者の個々の設定にも依存すると考えられる．

次いで，エアコンの電力消費及び空調イベントの長さに対し自動清掃が占める割合のヒストグラムを，図 3-13 及び図 3-14 に示す．図 3-13 で示す夏季では，パターン A の多くのエアコンにおいて，電力消費量と使用時間の双方が 10%を上回ることが分かる．一方でパターン B,C については，電力消費への影響は小さいのに対し，使用時間に対する影響は大きい．パターン B,C において電力を消費する時間は約 10 分であるのに対し，エアコンがスイッチ OFF になってから自動清掃が開始するまでの時間が 20～30 分と比較的長く，こうした時間をエアコンの使用時間と見做すか否かが影響するためである．一方で，図 3-14 の冬季のヒストグラムに着目すると，90%以上のエアコンにおいて 0~5%にとどまっており，自動清掃機能がエアコン使用時間及び電力消費量に与える影響は非常に小さいと考えられる．

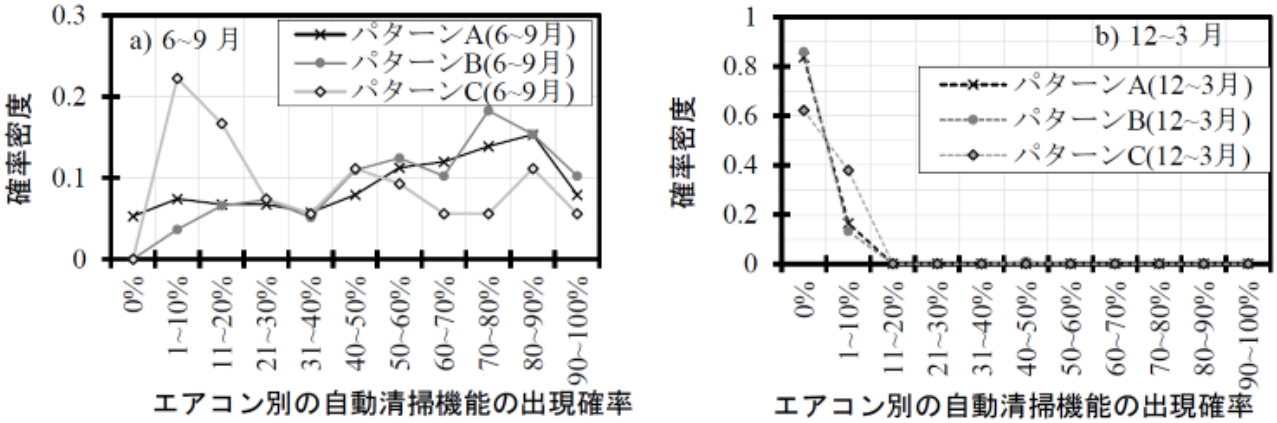


図 3-12　空調イベントの総数に対する自動清掃機能の出現数の割合

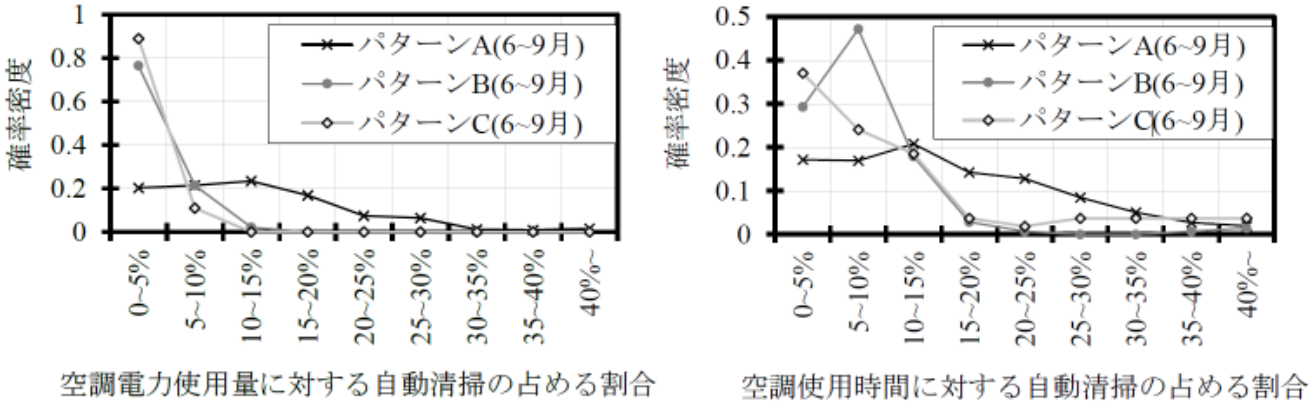


図 3-13　夏季における自動清掃機能の与える影響

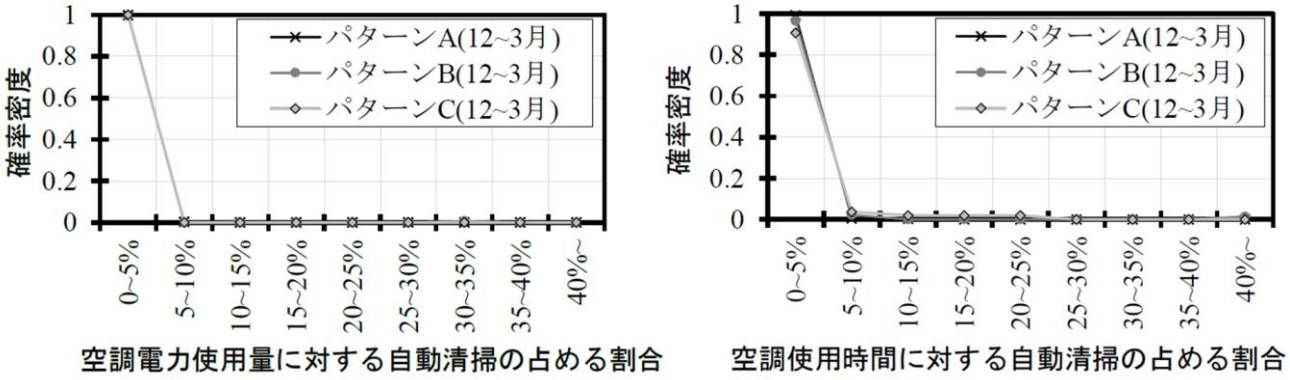


図 3-14　冬季における自動清掃機能の与える影響

3-5　消費電力ゼロイベントの分類

3-5-1　運転休止による消費電力ゼロイベントの特徴

本章では，消費電力ゼロイベントを，インバータ制御エアコンの室温調節等による運転休止状態と，人為的なスイッチ操作による完全停止状態を分離する方法について説明する．運転休止による消費電力ゼロイベントの特徴として次の 2 点が挙げられる．1 点目は，ΔOFF が非常に短い点である．図 3-15 に示す全エアコンにおけるΔOFF の確率密度分布を見ると，LDK，洋室いずれも 3 分でピークを迎えているが，これは，人為的な操作による完全停止状態ではなく，室温調節等による運転休止に起因すると考えられる．2 点目は，当該消費電力ゼロイベント直後の電力消費イベントの長さが非常に短い点である．例えば，図-1，5(b)，9(b)，11(b)に見られる短い消費電力ゼロイベント（=運転休止状態）直後の電力消費イベントは 10 分未満と非常に短いことが確認できる．

3-5-2　運転休止状態の抽出

上記を踏まえ，図 3-16 に運転休止状態を抽出するフローを示す．最初の分岐では，ΔOFF_n 前後の電力消費イベントのうち，いずれか片方が自動清掃に拠る場合，エアコンスイッチは OFF と確定するため，完全停止状態と判定する．それ以外の場合は，消費電力ゼロイベントの継続時間 ΔOFF_n に着目して判定し，それでも判定できない場合は直後の電力消費イベントに着目する，というのが大まかな流れである．

各条件における閾値の推奨値を表 3-4 に示す．推奨値の根拠について以下で述べる．閾値 T_{OFF1} については，図 3-15 でΔOFF の確率密度が十分に小さくなる値として，15 分とした．継続時間がこれ以下である消費電力ゼロイベントを全て運転休止状態と判定する．また，空調負荷の小さい深夜 2～4 時における電力消費イベント数の継続時間 ΔON_n のヒストグラムを，図 3-17 に示す．凡例は，直前の消費電力ゼロイベントの継続時間 ΔOFF_n に関する条件を示す．図 3-17 よ

り，LDK および洋室のいずれにおいても，直前の ΔOFF_n が 90 分を超えると，横軸に示す ΔON_n の発生数が小さくなることが分かる．このことから，閾値 T_{OFF2} の推奨値を 90 分とした．ΔOFF_n がこれを超える消費電力ゼロイベントは，全て完全停止状態と判定する．一方，ΔOFF_n が T_{OFF1} ~T_{OFF2} の範囲には，運転休止状態と完全停止状態が混在していると考えられるため，直後の電力消費イベント即ち ΔON_n まで見たうえで判定する．図 3-17 の凡例中で最も条件の緩い ΔOFF_n ＞ 30min のグラフに着目すると，ΔON_n が 15 分以内の区間にイベントが集中している．この区間では運転休止状態による電力消費イベントが殆どを占めると見做すことができる．そのため，T_{ON} の推奨値を 15 分に設定した．最後に，図 3-16 の最後の分岐の 2 行目に示す，最大電力消費に基づく条件について説明する．定数を閾値としていたこれまでの条件と異なり，直前の電力消費イベントの最後の 15 分の最大電力消費（以下，MAX15）を閾値に組み入れることで，定格出力が異なる様々な機種のエアコンへの応用を可能にする．なお，インバータを採用していない旧式のエアコンでは,段階的な出力制御により 2 倍程度までなら電力消費量が変動し得る（例: 図 3-18(b)）ことを考慮し，MAX15 に定数 2.25 を乗じた値を閾値とする．

図 3-18 に時系列電力消費データの例を示す．斜線部は完全停止状態の区間である．(a),(b)は間に完全停止状態を含むため，2 つの空調イベントで構成される電力消費である．これに対し，(c)には 1 時間弱の消費電力ゼロイベントがあるものの，これは運転休止状態と判定されているため，全体が 1 つの空調イベントとなっている．

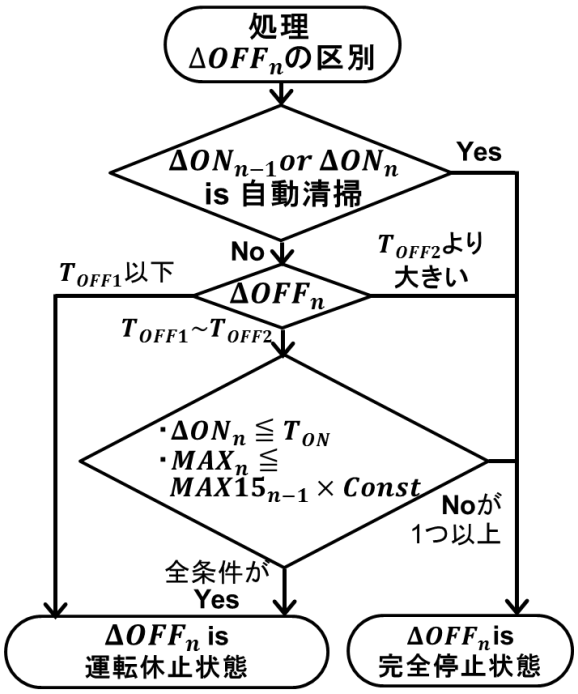


図 3-16　消費電力ゼロイベントを区別するフロー図
$MAX15_{n-1}$はΔON_{n-1}の最後 15 分間における最大電力量

表 3-4　閾値の推奨値

パターン B の抽出 (図 6-6)		パターン C の抽出(図 6-10)		消費電力ゼロイベントの区別 (図 6-14)	
閾値	推奨値	閾値	推奨値	閾値	推奨値
T_{B1}	11~13[min]	T_{C1}	3~10[min]	T_{OFF1}	15[min]
T_{B2}	5[min]	T_{C2}	15[min]	T_{OFF2}	90[min]
T_{B3}	30[min]	T_{C3}	90[min]	T_{ON}	15[min]
$Const$	800[W]	T_{C4}	30[min]	$Const$	2.25[]
		T_{C5}	15[min]		
		$Const$	3[-]		

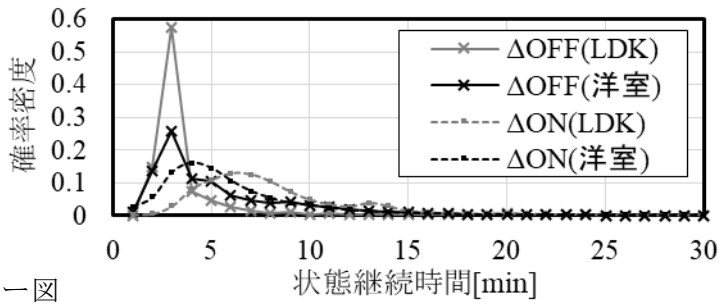


図 3-15　ΔOFF 及び ΔON の確率密度分布

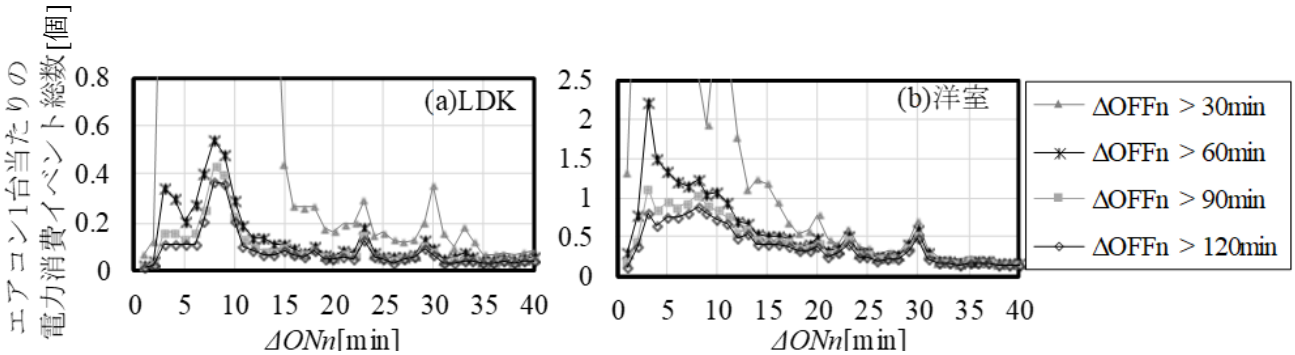


図 3-17　深夜 2～4 時における電力消費イベント数の継続時間 *ΔONn* に関するヒストグラム
凡例は直前の消費電力ゼロイベントの長さ *ΔOFFn* に関する条件を示している

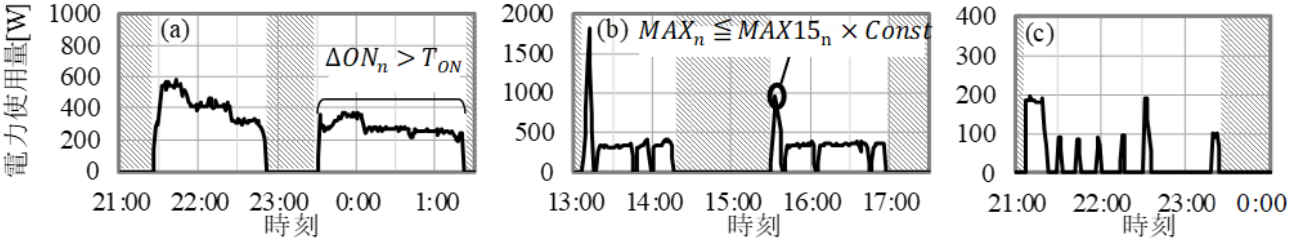


図 3-18　時系列電力消費データの例　斜線部は完全停止状態を示す

なお，解析対象の実測データには，前述の手順で適切に分類できない例が 1 住戸見られた．この住戸における洋室のエアコンでは，定常運転時に 29～30 分の電力消費イベントが繰り返し見られた．このことから，29～30 分の電力消費イベント挟まれる消費電力ゼロイベントは運転休止状態（＝エアコンスイッチは ON のまま）であると判定するのが適切である．ところが，前述の推奨値に基づくとこれらは完全停止状態（＝エアコンスイッチが OFF になる）に分類されてしまう．そのため，本解析では該当エアコンの処理の時のみ，閾値 T_{ON} を 30 分に変更した．

3-6　実測データとの比較

3-6-1　検証用データの計測概要

前節で述べたエアコンスイッチの ON/OFF 状態の判別フローの妥当性を検証するため，エアコンの電力消費及びエアコン ON/OFF 行動を実測した．表 3-5 に検証用データセットの概要を示す．2017 年の 8 月下旬～9 月にかけて，福岡および鹿児島における計 17 台のエアコンを対象に，OWL 社のクランプ式電力ロガーを設置し，各エアコンの電力消費を 1 分間隔で測定した．同時に，協力世帯には，実際にエアコンの ON/OFF 操作を行った時刻の記入を依頼した．実測期間は平均で 7.8 日間である．

3-6-2　実測値と推測値の比較

計測された時系列エアコン電力消費を基に，提案手法で推定した ON/OFF 行動（以下，推定値とする）と，居住者によるエアコン ON/OFF 行動の記入時刻（以下，実測値とする）を比較する．なお，各フロー中の閾値には全て推奨値を用いている．推定精度の指標として，表 3-6 に示す適合率，再現率，F 値の 3 つを用いる．表 3-6 中の TP，FP，FN，TN は表 3-7 に示す行列の発生回数として定義される．適合率は，空調イベントでない区間，即ちエアコンのスイッチが OFF であった区間を，空調イベント，即ちスイッチが ON であったと誤推定する頻度，再現率は空調イベントを空調イベントではないと誤推定する頻度を表し，F 値はこれらの調和平均である．

表 3-8 に推定結果を示す．いずれの指標も 0.97 を上回ることから，提案手法は高精度にエアコンのスイッチ ON/OFF 状態を推定できることが確認できる．特に再現率は 0.998 と非常に高い．一方で適合率は 0.977 と僅かに劣ることから，空調イベントでない区間に比べ，空調イベントの区間では誤推定が比較的多いことが示唆される．また，推定した ON/OFF　操作時刻から，実際の時刻を引いた値（＝測定誤差）のヒストグラムを図 3-19　に示す．図より，横軸の値が正となる場合，即ち推定時刻が実測値より遅い場合の誤差は，ON 行動 OFF 行動共に 2 分以内である場合が多い．これに対し，横軸が負となる範囲では，OFF 行動における誤差が大きく，中には 1 時間以上の誤差も存在する．これは，室温調節による運転休止状態中にスイッチが OFF にされた場合，スイッチ操作時の電力消費量の変化が無いため，正確な OFF 時刻の推定が困難となるためである．また，表 3-8 に示す空調イベント総数から，推定値は実測値である 92 回に比べ 1 回少ない．推定漏れとなった空調イベントは，約 2 時間の空調使用の直後に存在する 9 分間の非常に短い空調イベントである．しかし，その他の空調イベントについては正しく検出できている．

また，全 17 台のエアコンの中で 10 台に自動清掃機能が搭載されていた．本提案フローでは上記 10 台における自動清掃機能を全て正しく検出でき，推定漏れは 1 つも無かった．また，自動清掃状態でない電力パターンを誤って自動清掃を判定する例も確認されなかった．測定対象エアコンのメーカー・機種は多様であったことを考慮すると，提案手法は ON/OFF 行動を高精度に推定でき，居住者によるエアコンのメーカーや機種に関わらず適用できると考えられる．

表 3-5　検証用データの概要

対象エアコン数	福岡：14 台 鹿児島：3 台
実測期間	平均 7.8 日間 (2017/8/23～9/22)
自動清掃	10 台
製造メーカー *()内は 自動清掃機能付 エアコンの台数	H 社：7 台(4 台) M 社：5 台(3 台) S 社：2 台(2 台) F 社：2 台(0 台) D 社：1 台 (1 台)
製造年	2001～2016 年

表 3-6　推定精度の評価指標

評価指標	適合率	再現率	F 値
算出式	$\frac{TP}{TP+FP}$	$\frac{TP}{TP+FN}$	$\frac{2TP}{2TP+FP+FN}$

表 3-7　ON/OFF の対応表

実測＼推定	空調イベント (スイッチ＝ON)	空調イベント以外 (スイッチ＝OFF)
空調イベント	TP	FN
空調イベント以外	FP	TN

表 3-8　推定結果

適合率	再現率	F 値	空調イベント総数
0.998	0.977	0.987	実測:92 回 推定:91 回

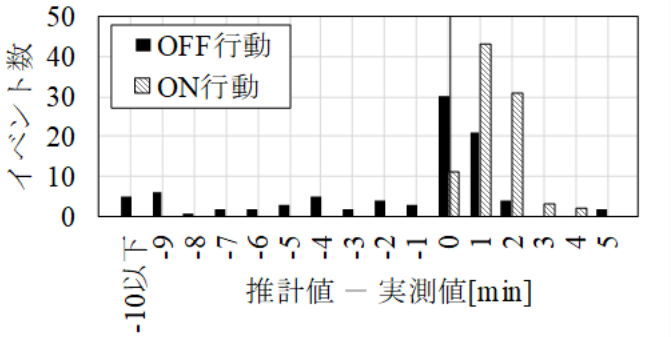


図 3-19　測定誤差のヒストグラム

3-7　結論

本章では，大阪の集合住宅で取得された，LDK のエアコン 479 台（パナソニック製）及び洋室のエアコン 565 台（製造メーカー不明），合計 1044 台のエアコンの電力の時系列データに基づき，居住者の空調の ON/OFF 行動を特定するアルゴリズムを開発した．本アルゴリズムでは，室温調節に起因する一時的な運転休止や，自動清掃の影響を考慮して設計した．また，福岡及び鹿児島における計 17 台のエアコン使用状況に関する計測結果に基づき妥当性の検証を行った．その結果，製造メーカーや機種に関わらず，空調の ON/OFF 行動を約 99%の精度で推定できることを示した．

本章では，エアコンの電力消費データから正確に居住者行動を抽出する道筋を示した．これにより，用途別の電力消費データに基づく居住者行動の把握の加速すると考えられる，さらには，一般住戸のエネルギー消費量の評価の高度化にも貢献すると考えられる．

本提案方式は，各エアコンの自動清掃機能における電力消費の継続時間および休止状態の継続時間に着目したため，今後エアコンの設計変更があった場合，そのままでは適用できない可能性がある．しかしながら，本章では，インバータ制御のエアコンの消費電力の間欠性および自動清掃機能に起因する，エアコンの電力消費時間帯とスイッチ ON/OFF 時間帯の相違に着目し

た最初の研究である点で，将来にわたって重要性が高い研究であり続けると考えている．

1) K. Amada, J. Kim, M. Inaba, M. Akimoto, S. Kashihara, S. Tanabe; Feasibility of staying at home in a net-zero energy house during summer power outages, Energy and Buildings, Vol.5, Issue.15 (2022)
2) González-Torres, M.; Pérez-Lombard, L.; Coronel, J.F.; Maestre, I.R.; Yan, D. A review on buildings energy information: Trends, end-uses, fuels and drivers. Energy Rep., Vol.8 (2022), pp.626-637.
3) V. Dorer, A. Weber, Air, contaminant and heat transport models: integration and application, Energy and Buildings, Vol.30 (1999), pp.97-104.
4) D. Crawley, C. Pedersen, L. Lawrie, F. Winkelmann, EnergyPlus: Energy Simulation Program, ASHRAE Journal, Vol.42 (2000), pp.49-56.
5) B. Balvedi, E. Ghisi, R. Lamberts; A review of occupant behaviour in residential buildings, Energy and Buildings, Vol.30 (2018), pp.495-505.
6) D. Zhao, A. P. McCoy, J. Du, Y. Lu; Interaction effects of building technology and resident behavior onenergy consumption in residential buildings, Energy and Buildings, Vol.134 (2017), pp.223-233.
7) 石田正樹，西名大作，村川三郎，金田一清香，安藤元気，八杉克志：広島地域の全電化住宅を対象としたリビングエアコンの稼働特性に関する研究, 日本建築学会環境系論文集, Vol.79, No.698 (2014-4)，pp.373~382
8) R. Fukami, A. Hagishima, J. Tanimoto, N. Ikegaya; Stochastic nature of occupants' behavior toward air‐conditioning operation in residential buildings, Japan Architectural Review, Vol.5, Issue.4, (2022)
9) Z. Wang, Z. Zhao, B. Lin, Y. Zhu, Q. Ouyang; Residential heating energy consumption modeling through a bottom-up approach for China's Hot Summer–Cold Winter climatic region, Energy and Buildings, Vol.109 (2015), pp.65-74.
10) Pahasa, J.; Potejana, P.; Ngamroo, I. Multi-objective decentralized model predictive control for inverter air conditioner control of indoor temperature and frequency stabilization in microgrid. Energies, Vol.14 (2021).
11) Song, M.; Gao, C.; Yan, H.; Yang, J. Thermal battery modeling of inverter air conditioning for demand response. IEEE Trans. Smart Grid, Vol.9 (2018), pp.5522–5534.
12) Hui, H.; Ding, Y.; Lin, Z.; Siano, P.; Song, Y. Capacity allocation and optimal control of inverter air conditioners considering area control error in multi-area power systems. IEEE Trans. Power Syst., Vol.35 (2020), pp.332–345.

第４章　総電力消費量に基づいたエアコンの ON/OFF 判定

4-1　緒言

第 3 章ではエアコンの時系列電力消費量データを基に，空調イベントの特定を行う手法を提案したが，これは個々の家電機器の電力使用量を取得できる状況を想定している．こうした家電機器毎の電力データを収集は，電力使用量の「見える化」を促進し，住戸毎のきめ細かな省エネ支援を行う上で有用である[1,2]．しかし，各家電機器へのセンサーの取り付けは，その購入・設置費用を要する上に，対象住戸の生活空間に立ち入るため居住者に心理的負担を強いる．そのため，世帯の合計電力使用量のみを計測し，その電気信号の特徴や時系列パターンから各家電機器の ON/OFF 状態及び電力消費量を推定する取り組みが行われてきた[3]．これは，住戸内への立ち入りが無いことから Non Intrusive Load Monitoring（略称 NILM）と呼ばれている[4]．

NILM に関する研究の初期段階の 2000 年代には，数十，数百 Hz で計測された高サンプリング周波数データを用いた事例が主流で，例えば運転時の電流・電圧値からフーリエ変換を用いて特徴を抽出する手法[5-8]や，機器の状態遷移を（例えば，OFF→ON）を捉える手法[9,10]が提案されている．その後 2010 年代に入ると，欧米諸国において一般住戸へのスマートメーターが徐々に普及し，低サンプリング周波数で取得したデータの無料公開[11,12]が進んだことから，1Hz 以下の低サンプリング周波数データを用いた研究，例えば Sparse Coding[13]や隠れマルコフモデル[14,15]，時系列パターンの特徴抽出[16,17]の適用事例の報告が増加している．

中でも，低サンプリング周波数データを基にエアコンの ON/OFF 判定に着目した研究として，Perez ら[18]や Su ら[19]の報告が挙げられるが，こうした既往研究の殆どが欧米における計測データ[20]を用いている．欧米では，複数の部屋の温湿度を一括で管理するセントラル空調が一般的であるため，エアコンの電力消費量は 2～3kW と非常に大きい[18]．これに対し，日本を含む東アジア・東南アジア地域では部屋単位で空調を行うルームエアコンが広く使われており，消費電力 200～400W での運転が主である．そのため，NILM においてルームエアコンはセントラル空調に比べ，他機器との分類に注意を要する．しかし，ルームエアコンの ONOFF 判定に関する研究は，井上ら[20]や菅野ら[21]の報告がなど限定的である．このうち井上らは，電力平均，階差の平均，階差の標準偏差，継続時間の 4 つの特徴量に基づき，ベイズ分類器の一種である Averaged One-Dependence Estimation（AODE）[22]を用いてエアコンの ON/OFF の推定を行い，結果として 9 割近い精度を実現したと報告している．しかし，検証に用いたデータセットは 1 住戸分のみであり，この住戸に設置されていた 2 台のエアコンは同じメーカーの同一機種である．加えて，検証用のエアコンは運転時に一貫して 400W 以上の電力消費を示しているため，固定速度でコンプレッサーが動作するタイプのエアコンと考えられる．

これに対し，インバータ制御を用い，可変速度でコンプレッサーを動作できるルームエアコンが近年主流となっている．このインバータ制御のエアコンは，従来型に比べエネルギー効率

が大幅に改善されているため，世界中で急速に普及が進んでいる．例えば，日本における家庭用エアコンの販売に占めるインバータ制御のエアコンの割合は100%である．インバータ制御のエアコンの電力消費パターンには以下の特徴がある[23-25]．

・エアコンのスイッチが ON 状態であっても，低負荷時にはコンプレッサーが停止し，電力消費がゼロになる時間帯がある．

・コンプレッサー運転時でも，遅い速度でコンプレッサーを回転させるため電力消費が小さい時間帯がある．

以上の特徴より，インバータ制御のエアコンでは電力消費の有無とスイッチ ON/OFF 状態が必ずしも一致しないため，NILM 技術によりエアコンを ON/OFF 判定する上で大きな課題となる[26,27]．加えて，従来手法で分類器として用いられている AODE は各機器の運転時の電力消費データを教師データとして事前に学習させる必要がある．学習用データの取得には対象住戸内でのセンサーの設置，或いはエアコン発停行動を居住者に記録してもらう必要があり，居住者に強いる負担は小さくない．

以上を踏まえ本章では，エアコン使用に季節変動があることに着目し，中間期における総電力消費データのみを事前学習に用いてルームエアコンの ON/OFF を推定する手法を提案する．本手法は，電力消費が大きい状態の継続時間に加え，電力消費の時系列特性に基づくため，インバータ制御のエアコンの間欠的な電力消費を捉えることができる．また，423 住戸の時系列計測データを用いて提案手法の精度検証を行った結果を報告する．

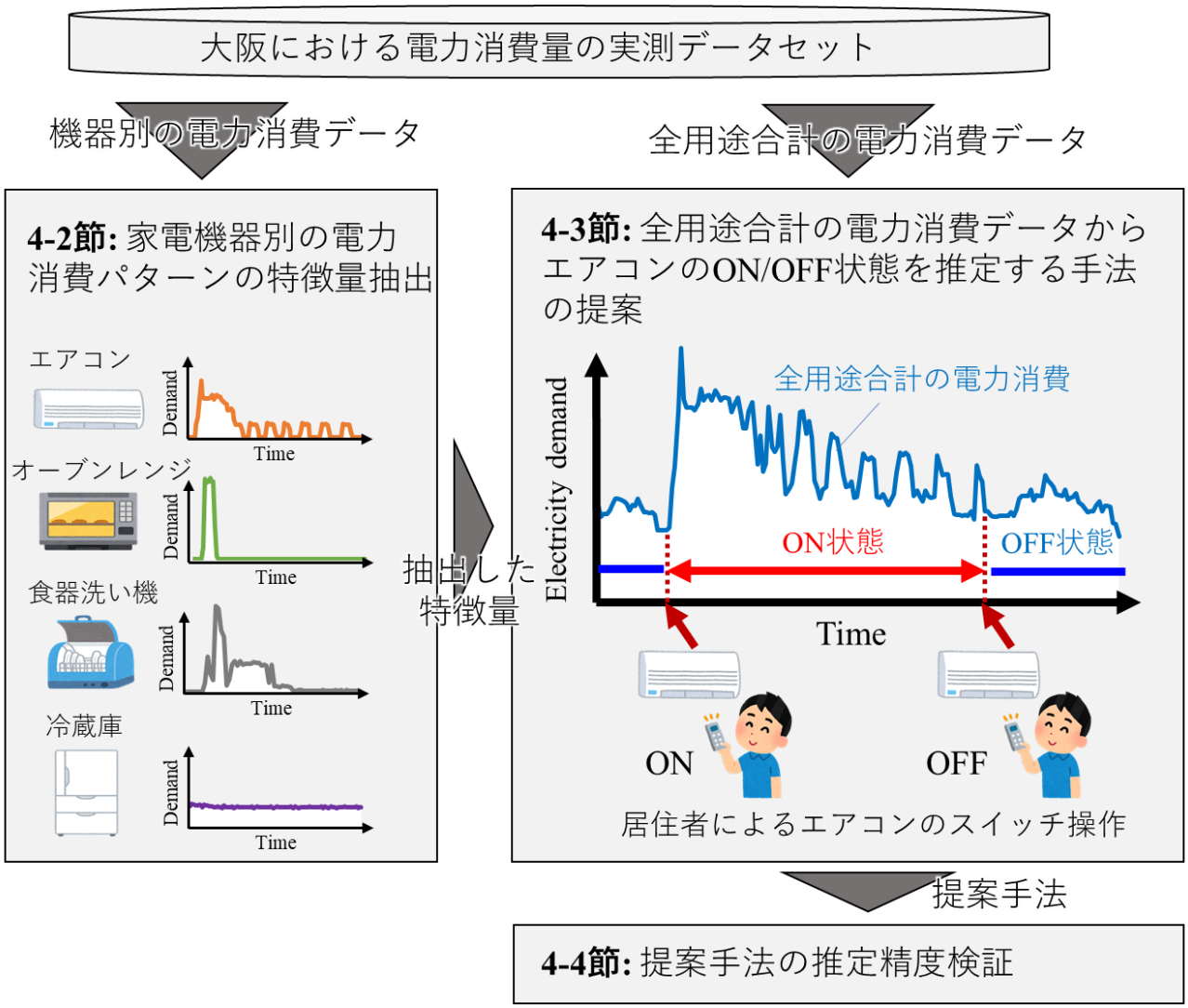


図 4-1　第 4 章の全体像

4-2　家電機器別の電力消費パターンの抽出

全用途合計の電力消費量データからエアコンの ON/OFF 状態を判定するには，エアコンに加え，他の用途における電力消費の特徴を把握する必要がある．そのため，本章ではエアコンを含む主要 8 用途の電力消費パターンを解析する．

4-2-1　エアコンの電力消費パターンに関する用語定義

図 4-1 に解析対象データ中の 7 月の LDK に設置されたエアコンの時系列電力消費パターンの例を示す．これは 7 月のデータであるため，エアコンは冷房モードで使用されていたと考えられる．なお，このエアコンは建物竣工時に全住戸に設置されていたものでインバータ制御が採用されている．図より，18 時過ぎから電力消費は急激に増加し 1400W 程度でピークを示した後，徐々に減少し 19:30 から 20 時過ぎまで 300W 前後の水準を保っている．このように，エア

コン始動直後の比較的空調負荷が大きな時間帯では連続的に冷房運転が行われる．なお，この傾向は，インバータ制御でない比較的古いエアコンにおいても見られる[23]．一方，22 時以降は，電力消費がゼロになると休止状態が繰り返し出現している．この断続的な電力変動は居住者によるエアコンのスイッチ操作とは考え難いため，室温を一定に保つための機械的な制御に起因するものであると推測される．このように，エアコンの時系列電力消費は，居住者の意図した switch-on/off 行動と機械的な制御による power-on/off の両方の影響を受ける．

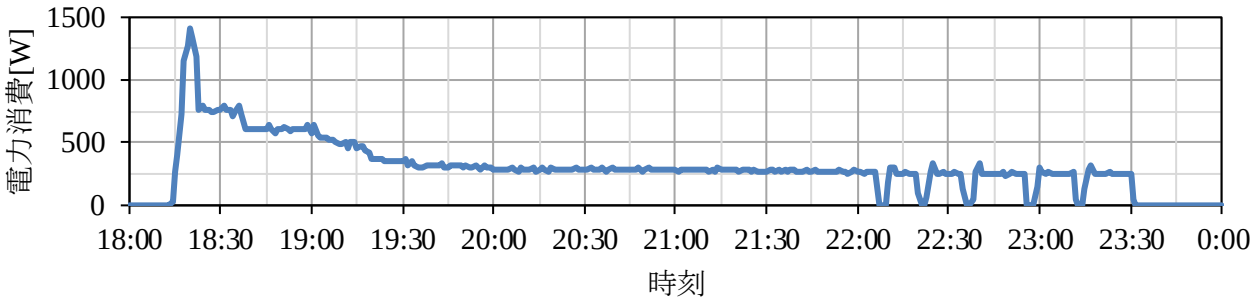


図 4-2　解析対象住戸におけるエアコンの時系列電力消費パターンの例

以上のエアコンの電力消費パターンを踏まえ，以下に示す用語を定義する．

まず，エアコンのスイッチ ON/OFF 状態および電力消費の有無を示す用語として，以下の 4 つを定義する．

・**スイッチ ON 状態**：該当エアコンのスイッチが ON の状態

・**スイッチ OFF 状態**：該当エアコンのスイッチが OFF の状態

・**運転状態**　　：該当エアコンの電力消費がある状態

・**休止状態**　　：該当エアコンの電力消費が無い状態

なお，インバータ制御のエアコンの場合，スイッチ ON 状態の時間帯と運転状態の時間帯は必ずしも一致しないことを注意されたい．

続いて，エアコンの電力消費の変化量をΔ P(t)として定義する．

$$\Delta P(t)=P(t+1) - P(t-1) \tag{4.1}$$

但し，P(t)はタイムステップ t におけるエアコンの消費電力の計測値である．通常，電力消費の階差を見る場合，1 タイムステップ間（例えば t と t-1）における電力消費計測値の差分を取るが，本研究では 2 タイムステップ間（即ち t+1 と t-1）における電力消費計測値の差分として定義している．これは，本研究で用いる大阪の計測データセットが，1 分間における累計の電力消費量（単位：Wh）を計測しているためである．例えば，タイムステップ t の途中で機器の運転が開始されたとき，タイムステップ t 内のどの地点で運転が開始されたかにより，P(t) の計測値が変化する．そのため，機器の運転開始に起因する電力消費の差分を求めるには，P(t) の前後

のタイムステップである P(t+1)と P(t-1)の差分を取る必要がある．

また，上式で計算したΔ P(t)を閾値 α と比較することで，機器の運転イベントを定義する．i 番目の運転イベントの開始時間を $t_{on,i}$，終了時間を $t_{off,i}$ と定義すると，それぞれ以下の式で算出される．

$$t_{on,i} = t \quad ; \text{if} \quad \Delta P(t) > \alpha \tag{4.2}$$

$$t_{off,i} = t \quad ; \text{if} \quad \Delta P(t) < -\alpha \tag{4.3}$$

単独機器の電力消費パターンを時系列で見ると，上記の $t_{on,i}$ と $t_{off,i}$ は交互に出現すると考えられる．そのため，隣り合う $t_{on,i}$ と $t_{off,i}$ の差分より機器の運転状態の長さ$\Delta t_{on,i}$ と休止状態の長さ$\Delta t_{off,i}$ を下式で定義する．

$$\Delta t_{on,i} = t_{on,i} - t_{off,i} \tag{4.4}$$

$$\Delta t_{off,i} = t_{off,i} - t_{on,i+1} \tag{4.5}$$

また，$t_{on,i}$ と $t_{off,i}$ のタイムステップにおける電力消費の変化量として，下式で示すΔON_i およびΔOFF_i を定義する．

$$\Delta ON_i = \Delta P(t_{on,i}) \tag{4.6}$$

$$\Delta OFF_i = \Delta P(t_{off,i}) \tag{4.7}$$

また，上記で定義した用語を図 4-3 に図示した．

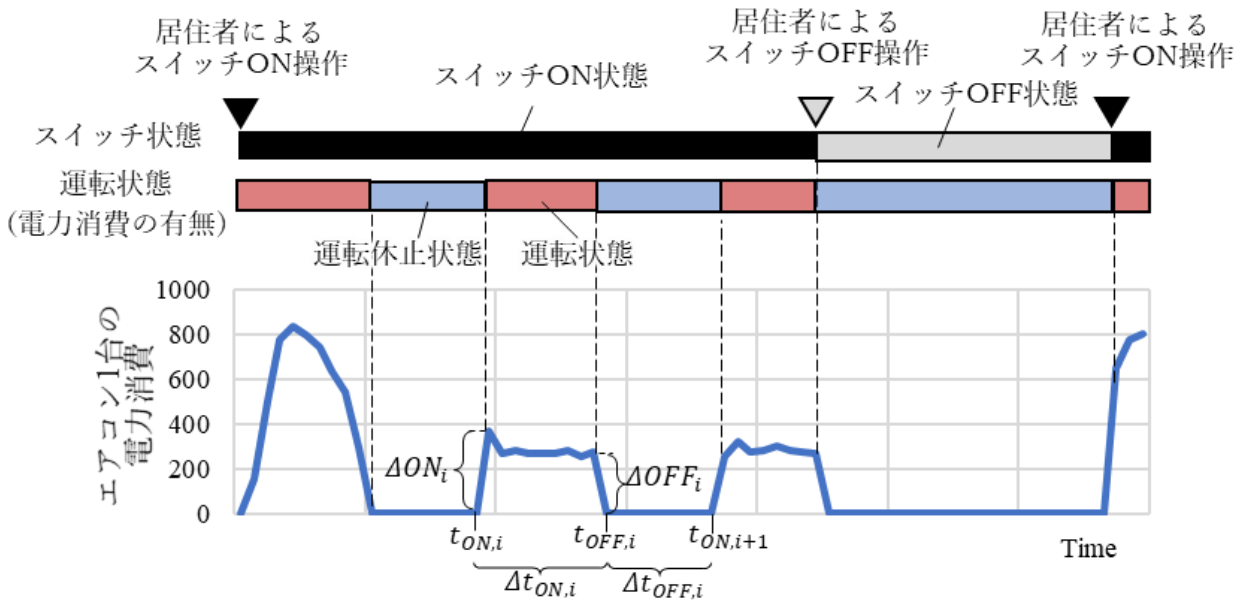


図 4-3　エアコンの運転状況に関する用語の定義

4-2-2　家電機器別の電力消費パターン

前節で定義した用語を踏まえ，家電機器毎に計測された実測データを解析することで，家電機器別の電力消費パターンの特徴を抽出する．図 4-4 に，主要 8 用途におけるΔONと t_{on} の結合確率密度分布を示す．但し，(f)居間・食堂コンセントは照明以外の用途（例：テレビ，こたつ），(g)洋室&和室は照明を含む全ての用途の合算値として計測されている．また，(h)エアコンは，居間，洋室および和室の全てのエアコンを含む．

(h)エアコンにおける結合確率分布に着目すると，ΔONが 150W～400W かつ t_{on} が 6 分以下の領域に集中している．これは，図 4-2 で示したように，インバータ制御のエアコンが軽負荷時において，運転状態と休止状態を短時間で繰り返す動作をするためである．

主要 8 用途中で最も特徴的な傾向を持つのは(d)食器洗い乾燥機で，3 つのピークが見られる．これは，全住戸に同一メーカー・同一機種の食器洗い乾燥機が備え付けられているため，その機器の予め決められた運転モードの順序（例：洗い→乾燥）に沿って動作するため，運転モード毎の起動時電力ΔONや継続時間 t_{on} に対応した 3 箇所のピークが生じたと考えられる．(a)洗濯機も同様に，規定の順序の運転モード（例：注水→洗い→すすぎ）で動作するが，各住戸で異なるメーカー・機種の製品を使用しているため，(d)食器洗い乾燥機とは異なり，1 つのピークしか見られない．ΔONが 100W 以上かつ 300W 以下であり，かつ t_{on} が 1 分以下の領域がピークとなることから，運転モード切り替え時の一時的な電力消費の休止（参考：図 2-22）は機種を問わず生じると考えられる．なお，洗濯機においても住戸毎に同様の結合確率分布を作成すれば，(d)食器洗い乾燥機と同様に，各運転モードの起動時電力ΔONや継続時間 t_{on} に対応した箇所に，複数のピークが現れると考えられる．そのため，エアコン使用が殆どない中間期の計測データを基に，食器洗い乾燥機や洗濯機の電力消費特徴量（例：起動時電力ΔON，継続時間 t_{on}）を事前に抽出しておくことで，夏季や冬季においてもこれらの機器の電力消費を特定・除去すれば，エアコンのスイッチ ON/OFF 推定の誤判定低減に資すると考えられる．

明確なピークを持つこれら 3 つの家電と異なり，(b)冷蔵庫および(e)居間・食堂照明の結合確率密度は横軸 t_{on} の方向に広く分布している．また，(c)オーブン・レンジは縦軸のΔON方向に広く分布している．以上のように，ΔONと t_{on} の結合確率密度分布は機器・用途毎に異なる特徴を示す．

図 4-4 内の赤字の値は，ONが 150W 以上かつ 400W 以下であり，かつ t_{on} が 6 分以下である領域の確率を合計した値である．この値が最も大きい用途は(h)エアコンの 0.772 であり，その他では(a)洗濯機の 0.549，(f)居間・食堂コンセントの順に大きい．このように，ΔONと t_{on} といった電力消費の時系列特性を用いてエアコンとそれ以外の用途を判別することは，ある程度可能である．しかし，これだけでは判別精度は十分ではない．

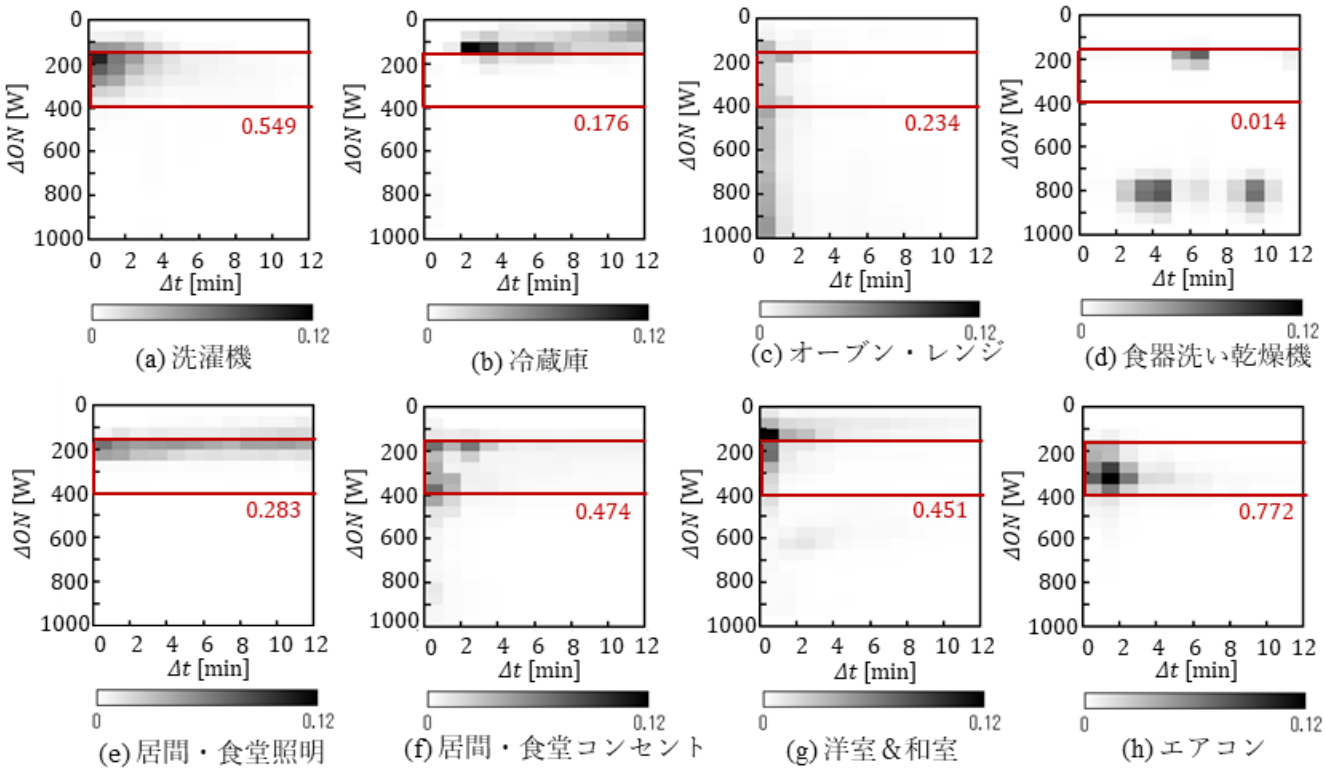


図 4-4　主要 8 用途におけるΔONと t_{on} の結合確率密度分布

赤字の数値は 150<ΔON<400W および t_{on}<15　分を満たす確率を示す

各用途の実測データを基に，継続時間(=t_{off})が 15 分以内の休止状態で接続される運転状態の数（NPOS: Number of power-on state）をカウントし，その累積確率密度分布を図 4-5 に示す．(b)冷蔵庫，(c)オーブン・レンジ，(e)居間・食堂照明，(f)居間・食堂コンセントおよび(g)洋室&和室は，NPOS=1 のときにいずれも 0.7 以上の確率であり，NPOS=3 になると 0.95 以上の確率となる．NPOS=1 というのは，ある運転状態が発生した前後 15 分以内に他の運転状態が存在しないケースを示す．一方，(a)洗濯機，(d)食器洗い乾燥機は，NPOS=1 のときの確率は 0.4 以下と低いが，NPOS=3 で 0.8 以上，NPOS=5 で 0.95 以上の確率となる．このことから，上述したモード切り替え時の一時的な休止状態の発生回数は，1 回の運転当たり 1～4 回であるケースが多く，それ以上の回数発生することは殆ど無いと解釈できる．これに対し，(h)エアコンは NPOS の増加に対する累計確率の上昇角度は緩やかであり，NPOS=3 で 0.64，NPOS=10 で 0.81 である．このことから，上記のONと t_{on} の結合確率密度分布に加え，NPOS の値を時系列特性として用いることで，様々な家電の on/off が生じる可能性のある状況でエアコンの on/off 状態を適切に判別できると考えられる．

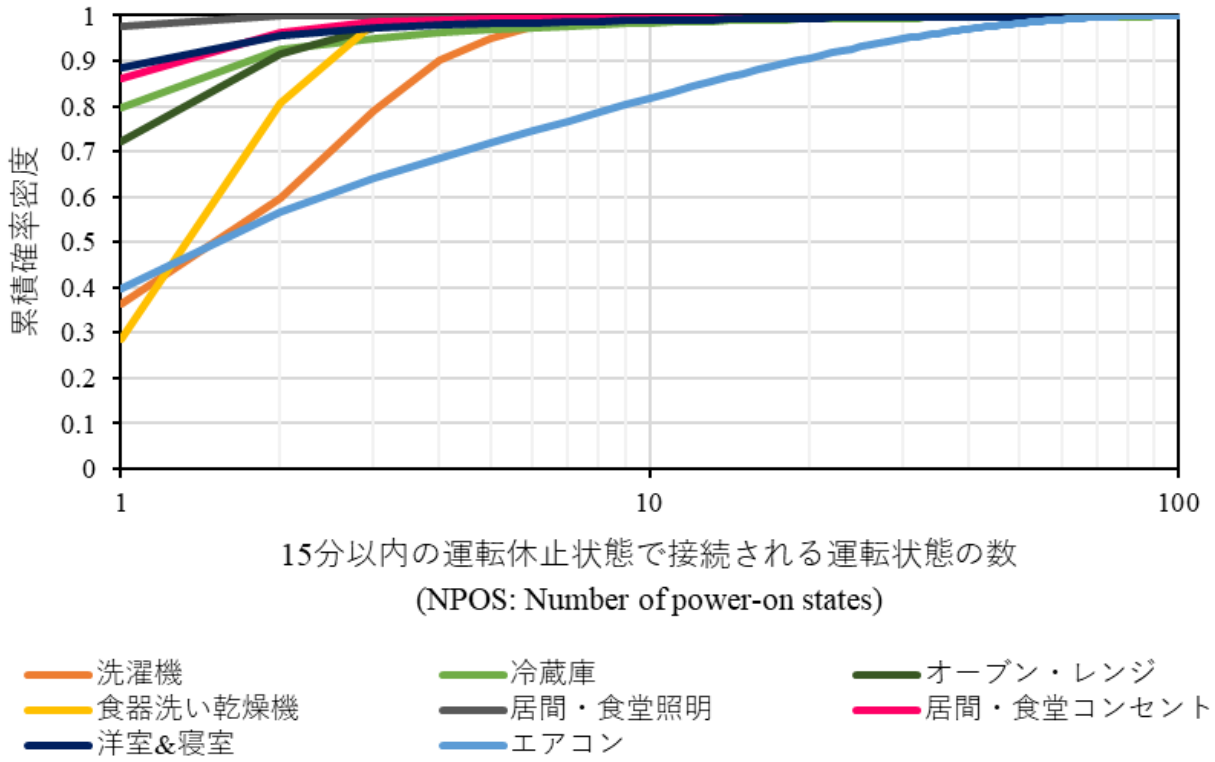


図 4-5　15 分以内の休止状態で接続される運転状態数の累積確率密度

4-3　提案手法

4-3-1　提案手法の概要

4-2 節での議論を踏まえ，エアコンのスイッチ ON/OFF 状態を推定する手法を提案する．本手法は大きく以下の 2 ステップに分けられる．

・**前処理ステップ**：中間期における住戸の合計電力消費の計測データを基に，規定順序の運転モードで動作する機器（例：洗濯機，食器洗い乾燥機）の電力消費の特徴量（即ち，起動時電力 ΔON，継続時間 t_{on}，終了時電力ΔOFF）を抽出する．また，中間期における住戸の平均的な電力需要曲線をベースライン値として計算する．（詳細は 4-3-2 節）

・**検出ステップ**：推定対象期間における住戸の合計電力の計測値から，前処理ステップで抽出した電力消費特徴量と同一のパターンをもつ箇所を特定し，その電力消費分を控除する（詳細は 4-3-3 節）．その後，大電力消費の継続時間（詳細は 4-3-4 節）と，電力消費の時系列特性（詳細は 4-3-5 節）を用い，エアコンのスイッチ ON/OFF 状態を推定する．

前処理ステップで用いる中間期の実測データについては，推定対象住戸で取得されたものを

用いるのが理想である．しかし，これが入手できない場合は，近隣地域で計測された別住戸のデータを用いても良い．また，本手法ではスイッチ ON 状態のエアコンの台数の推定は対象としていない．即ち，複数台のエアコンを所有する対象住戸において，スイッチ ON 状態と判定された場合，１台以上のエアコンが運転していることを示す．

4-3-2　前処理ステップ

提案手法における前処理のフローチャートを図 4-6 に示す．前処理ではまず，中間期における住戸の平均電力消費量を時刻毎に算出し，ベースライン値として保存する．このベースライン値は後に検出ステップの大電力消費の継続時間を判定する際に使用する（詳細は 4-3-4 節）．その後，実測データから時系列特性として，起動時電力ΔON，継続時間 t_{on}，終了時電力ΔOFF のセット（以下では，（ΔON，t_{on}，ΔOFF）と表記）を抽出する．中間期のデータの中で，同一の（ΔON，t_{on}，ΔOFF）が複数回出現した場合，定型の運転パターンに基づく洗濯機や食器洗い乾燥機の電力消費であるとして，このセットを保存する．なお，同一か否かの判定基準は，下記 3 式を全て満たすとき，（ΔON_i，$t_{on,i}$，ΔOFF_i）と（ΔON_j，$t_{on,j}$，ΔOFF_j）は同一，それ以外のときは同一でないと見做す．

$$(1-b)\cdot \Delta ON_j \le \Delta ON_i \le (1+b)\cdot \Delta ON_j \qquad \forall i,j \in I_{mid} \tag{4.8}$$

$$\Delta t_{on,j} - c \le \Delta t_{on,i} \le \Delta t_{on,j} + c \qquad \forall i,j \in I_{mid} \tag{4.9}$$

$$(1-b)\cdot \Delta OFF_j \le \Delta OFF_i \le (1+b)\cdot \Delta OFF_j \qquad \forall i,j \in I_{mid} \tag{4.10}$$

但し，添え字 i と j は該当する運転状態イベントの番号であり，i と j は異なる番号を取る．I_{mid}は運転状態イベントの番号の集合である．bはパラメータであり，本研究では 0.05 と設定する．これは，大阪での実測データセットの測定誤差が±5%のためである．パラメータcは 1 分に設定した．これは，大阪の実測データが 1 分毎の累計電力消費量を計測しているため，タイムステップ内のどのタイミングで運転開始／停止したかにより最大 1 分の誤差が生じるためである．

異なる添え字 i と j に対し上記 3 式を全て満たすとき，これらは洗濯機や食器洗い乾燥機などの定型運転パターンに沿って動作する機器による電力消費であると見做す．このとき，（ΔON，t_{on}，ΔOFF）は（$\Delta \widetilde{ON}_k$，$\Delta \check{t}_{on,k}$，$\Delta \widetilde{OFF}_k$）として，図 4-6 に示す「定型運転パターンを持つ機器における電力消費の時系列特性」の表に保存される．この表は住戸毎に作成され，各住戸に対し複数の時系列特性を保存して良い．なお，エアコンの電力消費は外気温度や在室人数などにより変化するため，上記 3 式を全て満たす可能性は低い点に加え，中間期のデータを使用するためエ

アコンの稼働率が低いことから，誤ってエアコンの電力消費の時系列特性を保存する可能性は低いと考えられる．

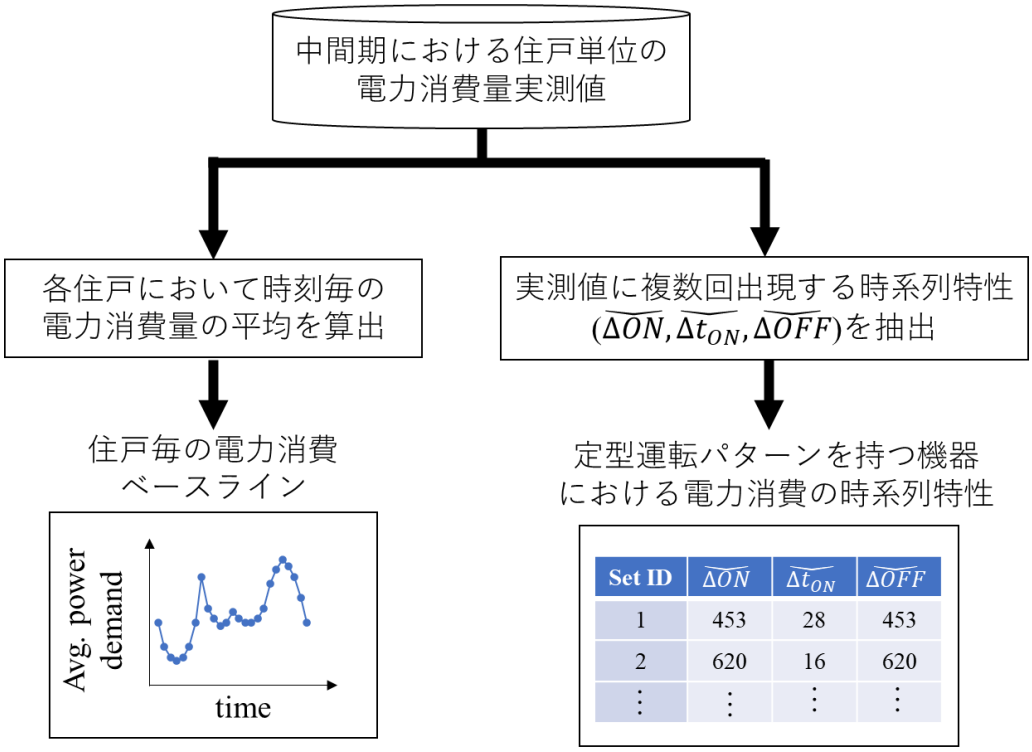


図 4-6　前処理ステップのフローチャート

4-3-3　抽出した運転状態パターンと一致する電力消費の除去

前述の前処理ステップに続き，検出ステップを実行する．検出ステップの全体フローを図 4-7 に示す．検出ステップではまず，推定対象期間における住戸毎の電力消費実測値，即ち P(t)に基づき時系列特性（ΔON_i，$t_{on,i}$，ΔOFF_i）を計算する．計算した（ΔON_i，$t_{on,i}$，ΔOFF_i）が前処理ステップで抽出した時系列特性と合致するかを確認する．このとき，下記の 3 式を満たす場合，両者は合致すると見做す．

$$(1-b)\cdot\Delta\widetilde{ON}_k \le \Delta ON_i \le (1+b)\cdot\Delta\widetilde{ON}_k \qquad \forall i \in I_{tar},\ k \in K \tag{4.11}$$

$$\Delta\check{t}_{on,k} - c \le \Delta t_{on,i} \le \Delta\check{t}_{on,k} + c \qquad \forall i \in I_{tar},\ k \in K \tag{4.12}$$

$$(1-b)\cdot\Delta\widetilde{OFF}_k \le \Delta OFF_i \le (1+b)\cdot\Delta\widetilde{OFF}_k \qquad \forall i \in I_{tar},\ k \in K \tag{4.13}$$

このとき，I_{tar}は計測対象期間における運転状態イベントの集合である．kは定型運転パターンを持つ機器における電力消費の時系列特性の表に保存されている時系列特性セットの ID で

あり，Kはその集合である．上記 3 式を全て満たす場合，下式に示すように$t + \Delta t_{on,i}$ の期間の電力消費実測値から電力消費量ΔON_i を引く．これにより，洗濯機や食器洗い乾燥機に相当する電力消費分を実測値から除去することができる．

$$\bar{P}(t) = P(t) - \Delta ON \tag{4.14}$$

以下では，$\bar{P}(t)$は電力消費実測値から洗濯機や食器洗い乾燥機に相当する電力消費分を除去した後の電力消費を示すとする．

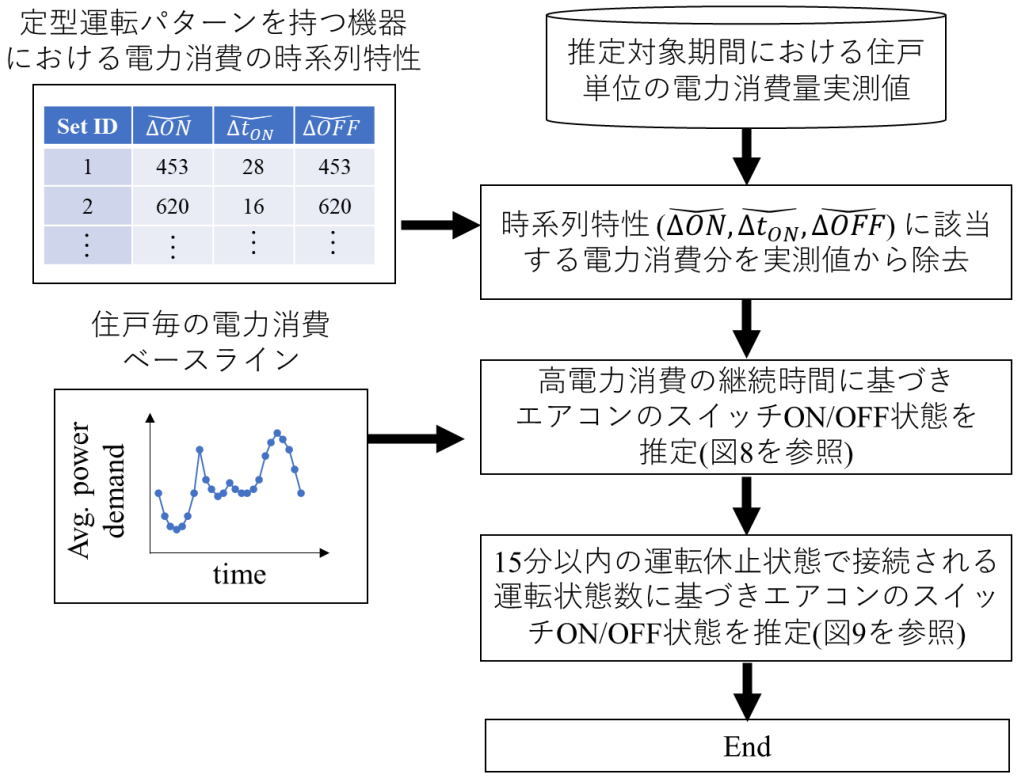


図 4-7　検出ステップの全体フローチャート

4-3-4　大電力消費の継続時間に基づくエアコンのスイッチ状態推定

前節で計算した P(t)を用い，まずは大電力消費の継続時間に基づきエアコンのスイッチ ON/OFF 状態を推定する．大電力消費の判定式には下式を用いる．また，計算フローを図 4-8 に示す．

$$\bar{P}(t) > P_t^{base} + \gamma \tag{4.15}$$

但し，P_t^{base}は前処理ステップで計算した時刻 t における中間期の電力消費平均値，即ちベースライン値を示す. P_t^{base}の時間刻み幅は, 電力消費実測値の時間刻み幅に合わせる必要はない. 本研究では, P_t^{base}の時間刻み幅を 1 時間としている. γ はパラメータであり, 単位は W である. γ の値は，低電力出力の家電機器（例えば，照明，冷蔵庫）の電力消費より大きく，エアコンの電力消費より小さい値に設定することが望ましい．本研究では，γ の値を 150W に設定した．これは，エアコンの電力消費は 150W 以上の確率が高いためである（図 4-4 参照）.

図 4-8 のフロー内のΔh は，大電力消費の継続時間を示す．時刻 t において式(4-15)を満たすとき，Δh にΔh +Δt を代入する（Δt は電力消費実測値の時間刻み幅を示す．本研究では 1 分）．式(4-15)を満たさないとき，Δh に 0 を代入する．Δh が閾値を上回るとき，エアコンのスイッチが ON であると推定する．本研究では閾値を 10 分に設定した．これは，オーブン・レンジなどの短時間で大電力消費を消費する機器と区別するためである.（図 4-4 よりオーブン・レンジの電力消費継続時間は 3 分以内である場合が多い.）

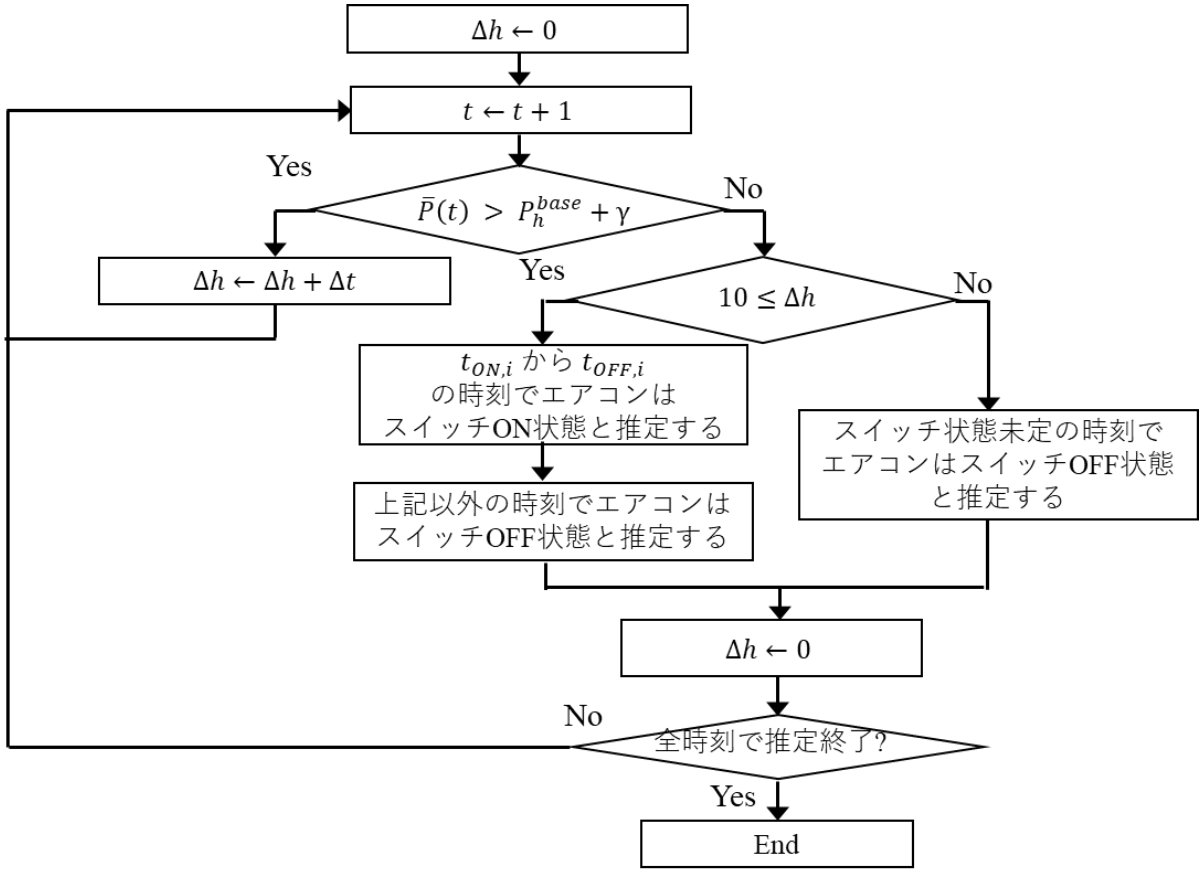


図 4-8　大電力消費の継続時間に基づくエアコンのスイッチ状態推定フロー

4-3-5　時系列特性に基づくエアコンのスイッチ状態の推定

続いて，電力消費の時系列特性，即ち短時間の休止状態で接続される短時間の運転状態イベント数を用いることで，エアコンによる電力消費の間欠性を捉える．推定フローを図 4-9 に示す．なお，本フローは図 4-8 のフローでスイッチ OFF と推定された時間帯のみを対象に再度スイッチ ON/OFF 状態を推定し，図 4-8 のフローでスイッチ ON と推定された時間帯については推定結果を更新しない．

休止状態から運転状態への遷移は，式(4.17)を満足する時刻に起こるとする．なお，$\Delta P(t)$は電力消費量$P(t)$の階差であり，式(4.16)にて定義される．同様に，運転状態から休止状態への遷移は，式(4.18)を満足する時刻に起こるとする．式(4.17)および式(4.18)より，洗濯機や食器洗い乾燥機の電力消費分を除いた総電力消費量の増加／減少幅が 150W から 400W のとき，運転状態および休止状態間の遷移が起こる．ここで，150W と 400W の数値は，エアコンの電力消費である可能性が高い範囲として，図 4-4 を参照して設定した．

$$\Delta P(t) = P(t+1) - P(t-1) \tag{4.16}$$

$$150 \leq \Delta P(t) \leq 400 \tag{4.17}$$

$$-400 \leq \Delta P(t) \leq -150 \tag{4.18}$$

また，運転状態および運転停止状態の継続時間である$\Delta t_{ON,i}$と$\Delta t_{OFF,i}$を式(4.2)-(4.5)に基づき計算する．式(4.19)と(4.20)を満足する運転状態と運転停止状態の組が 3 つ連続したとき，エアコンによる間欠的な電力消費パターンであると見做す．

$$\Delta t_{ON,i} \leq 15 \tag{4.19}$$

$$\Delta t_{OFF,i} \leq 15 \tag{4.20}$$

このとき，連続する最初の運転状態が開始する時刻（$=t_{ON,i-A}$）から，最後の運転状態が終了する時刻（$t_{OFF,i}$）まで，エアコンがスイッチ ON 状態であると推定する．一方で，式(4.19)と(4.20)を満足する運転状態と運転停止状態の組の連続数が 2 以下のとき，同時刻帯でエアコンがスイッチ OFF 状態であると推定する．なお，閾値を 3 と設定したのは，図 4-5 の結果から，連続数 3 以上でエアコンとそれ以外の機器の差が大きくなるためである．

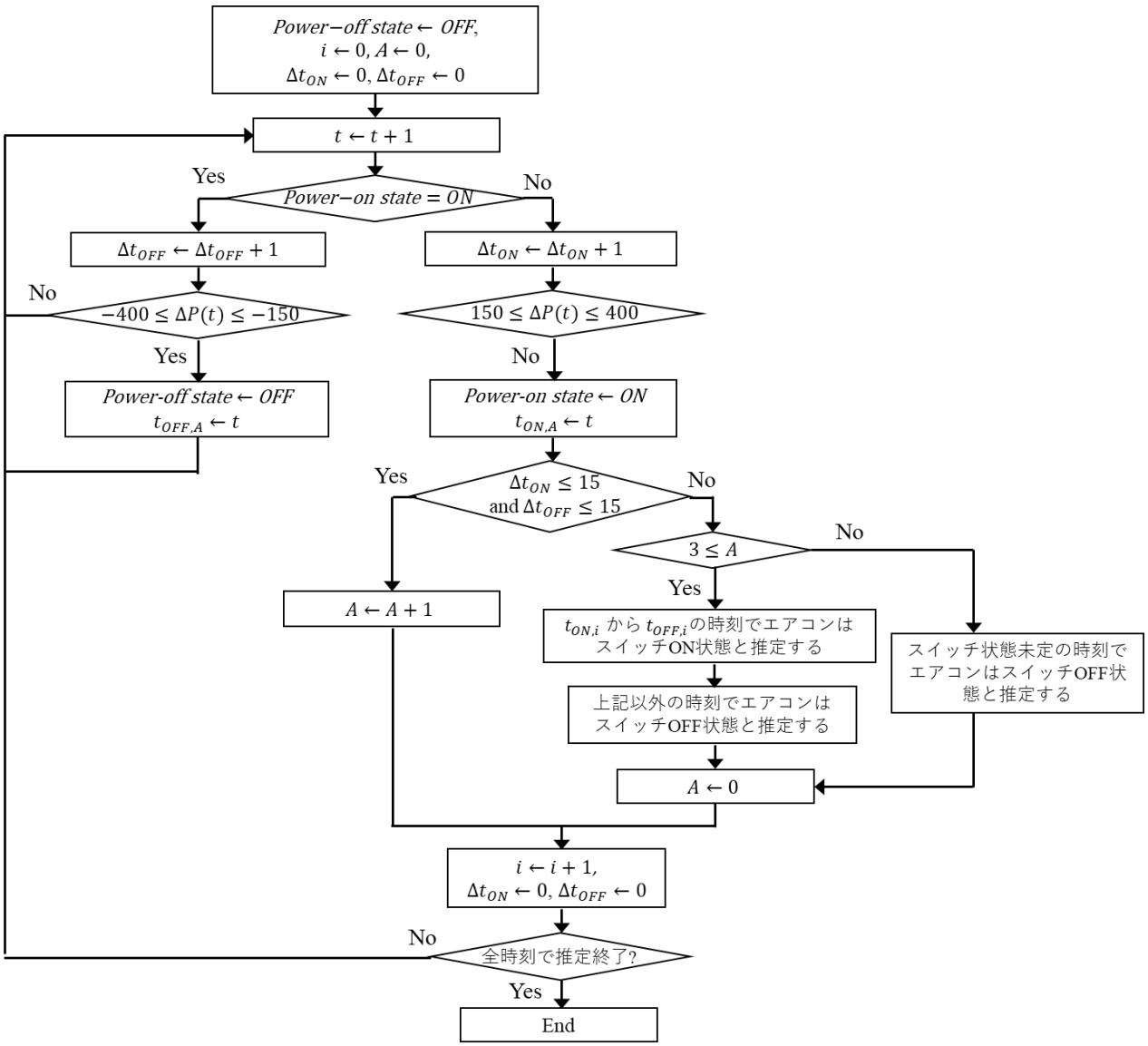


図 4-9　電力消費の時系列特性に基づくエアコンのスイッチ状態推定フロー

4-4　精度検証

4-4-1　使用データ

本節では提案手法によるエアコンのスイッチ ON/OFF 状態の推定精度を検証する．検証に用いるデータは，大阪の集合住宅を対象に実測されたデータのうち，2013 年の 5 月から 9 月にかけて計測データに欠損のない 423 戸のデータを用いた．このうち，2013 年の 5 月 8 日から 24 日における住戸毎の総電力消費計測値を前処理ステップで使用する．また，2013 年の 6 月 1 日か 9 月 30 日における住戸毎の総電力消費計測値検証を, 推定対象期間における実測データとして, 検証ステップにて使用する. なお, 推定対象期間におけるラベルデータ, 即ちエアコンの ON/OFF 状態には，エアコンの電力消費計測データを基に本論文第 3 章の手法を用いて算出したデータを使用する.

また，比較対象の手法として，井上ら[20]が提案している，AODR に基づく手法を用いる．この手法は，大電力消費の継続時間のみに基づく推定手法である．

4-4-2　前処理ステップの結果

まず，前処理ステップの結果として，住戸毎の電力消費ベースライン値と，定型運転パターンを持つ機器における電力消費の時系列特性を示す．図 4-10 に電力消費ベースライン値，即ち中間期における電力消費の 1 時間平均値を示す．なお，平均する時間範囲は，例えば N 時の場合，N 時 0 分から N 時 59 分としている．図中の黒線は，住戸毎に算出した 1 時間平均値を住戸平均したものである．これは，深夜には 200W を下回る一方，朝と夜の 2 度ピークを持ち，特に 19~22 時においては 400W を上回る．このように，時間帯によってばらつきがあることが読み取れる．また，エラーバーは住戸毎のばらつきに関する標準偏差を示している．いずれの時刻においてもエラーバーは大きく上下に広がっており，特に 20 時には 300W 弱~600W 強の範囲に広がっている．このように，1 時間平均値は世帯間の差が大きいことが分かる．

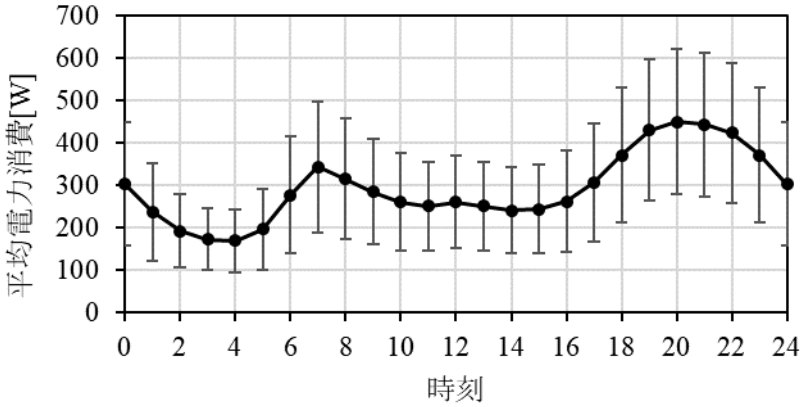


図 4-10　解析対象データにおける電力消費の 1 時間平均値

注1)　実線は住戸平均，エラーバーは住戸毎のばらつきに関する標準偏差を示す

注2)　N 時の平均値は，N 時 0 分から N 時 59 分における平均値を指す

また，定型運転パターンを持つ機器における電力消費の時系列特性に関しては，全 423 住戸中 272 住戸から，総数 4001 組を抽出した．なお組とは，時系列特性（ΔON_i，$t_{on,i}$，ΔOFF_i）の 1 つの組み合わせを指す．ΔON 及びΔtに関する結合確率密度分布を図 4-11 に示す．ΔONが 800~900W かつΔtが 15 分前後の領域に分布が集中していることが分かる．この特徴は，第 2 章で示した食器洗い乾燥機の電力消費パターンと一致している．解析対象住戸には同一機種の食器洗い乾燥機が標準装備されているため，分布が一極集中型になったと考えられる．また，第 3

章の解析より，1 日に 0.5 回以上食器洗い乾燥機を使用する住戸は約半数であることから，食器洗い乾燥機を日常的に使用する住戸からは，概ね電力パターンを抽出できていると推測される．また，食器洗い洗浄機以外にも，洗濯乾燥機の電力使用パターンも抽出できていることを確認している．

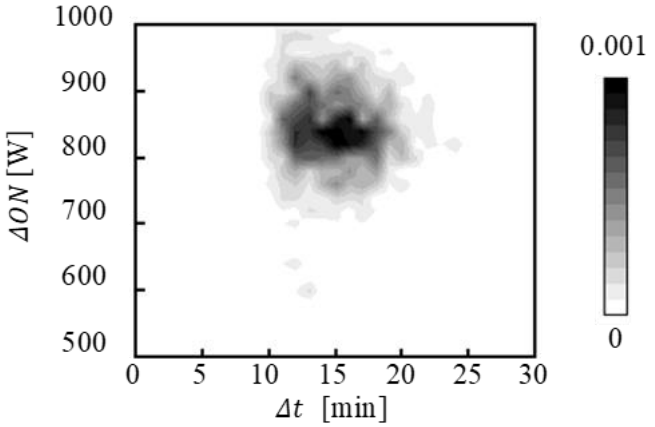


図 4-11　定型運転パターンを持つ機器の時系列特性として抽出した
ΔON及びΔtの結合確率密度分布

4-4-3　推定結果

続いて，検出ステップの結果として算出されたエアコンのスイッチ ON/OFF の推定精度を示す. 推定精度の指標としては，下記に示す適合率（=Precision），再現率（=Recall），F 値（=F-score）の 3 つを用いる．

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \tag{4.21}$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \tag{4.22}$$

$$F - score = \frac{2 \times Precision \times Recall}{Precision + Recall} \tag{4.23}$$

但し，TP は True positive，即ち 1 つ以上のエアコンがスイッチ ON 状態の時刻に，推定結果もスイッチ ON であった時刻数である. FP は False positive, 即ち全てのエアコンがスイッチ OFF 状態の時刻に，誤ってスイッチ ON 状態と推定した数である．FN は False negative，即ち 1 つ以上のエアコンがスイッチ ON 状態の時刻に，誤ってスイッチ OFF と推定した数である．

推定精度を表 4-1 に示す．井上らの手法に着目すると，いずれの指標の値も低く，文献[21]における F 値の報告値である約 0.9 を大きく下回っている．このことから，井上らの手法はインバータ制御を含むエアコンへの応用に適していないことが分かる．一方で提案手法はいずれも 0.8 を超えており，推定精度が高いことが確認できる．また，適合率と再現率を比較すると，井上らの手法の再現率は低い．これは，低負荷時におけるインバータ制御のエアコンの消費電力は小さいため，大電力消費の継続時間に基づき判定する井上らの手法では誤ってスイッチ OFF 状態と推定するケースが多いためと考えられる．一方で，提案手法では再現率に比べ適合率が僅かに低い．このことから，実際は OFF である状態を誤って ON と判定するケースが比較的多いことが分かる．このタイプの誤分類は，高電力消費の継続時間を用いた条件によるものが，機械的挙動の条件による誤分類の約 2 倍に達する．これは，事前にエアコン以外の機器を除外しているものの，運転継続時間が定まっていない機器（例えばテレビ）による電力消費を誤ってエアコンによるものと判定した可能性がある．

表 4-1　各手法の推定精度

	適合率	再現率	F 値
井上ら[21]	0.708	0.631	0.667
提案手法	0.820	0.847	0.834

図 4-12 は，エアコンの延べ運転時間割合と，各精度指標との関係を示す．エアコンの延べ運転時間割合は，各住戸で 1 台以上エアコンを使用している時間の累計と，推定対象期間における時間の累計の比である．1 プロットは 1 住戸を示す．適合率とエアコンの延べ運転時間割合の間には正の相関が見られる．エアコンの延べ運転時間割合が 0.4 以上の住戸では，殆どの住戸で適合率が 0.6 以上であるのに対し，延べ運転時間割合 0.2 以下の住戸では適合率が低下し，中には 0.05 にまで減少する住戸もある．こうした，エアコンを殆ど使わない住戸においては，True positive（＝実際にエアコンが使われている時に推定モデルがスイッチ ON と正しく推定する）の件数が非常に少なくなる．そのため，少ない件数の False positive（＝実際にエアコンが使われていない時に推定モデルがスイッチ ON と誤って推定する）であっても適合率が小さい値になると考えられる．これに対し，再現率はエアコンの延べ運転時間割合に関わらず 0.6 以上である住戸が多く，エアコンの延べ運転時間割合が小さい住戸でも適合率ほどの大幅な低下は見られない．これは，エアコンの延べ運転時間割合が小さい住戸でも，再現率の計算に用いる False negative（＝実際にエアコンが使われている時に推定モデルがスイッチ OFF と誤って推定する）が増大しにくいためである．F 値は適合率と比較的類似した傾向を示す．

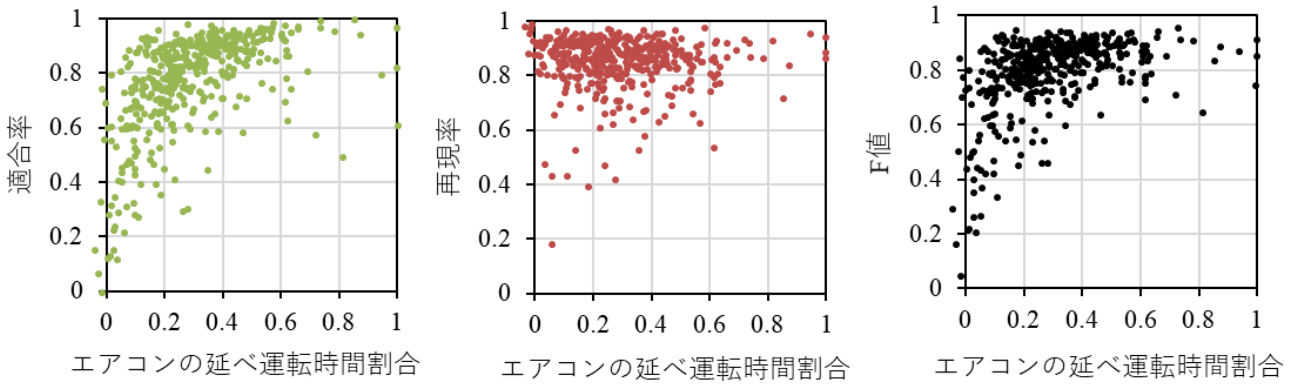


図 4-12　各精度指標と各住戸のエアコン延べ運転時間割合の関係

図 4-13 に住戸毎に計算した F 値のヒストグラムを示す．図よりエアコンの延べ運転時間割合が 0.85~0.9 の範囲に多くの住戸が集中しており，延べ運転時間割合 0.8 以上の住戸数は全体の約 62%である．それ以下においては，少ない住戸が大きくばらついており，ロングテールの特徴が見られる．F 値が低い住戸の特徴としては，図 4-12 での議論より，エアコンの使用時間が極端に短い住戸が挙げられる．また，精度の低い住戸の特徴は他にも，5 月に既にエアコンの使用が見られた住戸，空調負荷が非常に小さく推定漏れを多く発生した住戸，エアコン以外で消費電力が非常に大きい機器を所有している住戸についても，F 値が悪化する傾向にある．

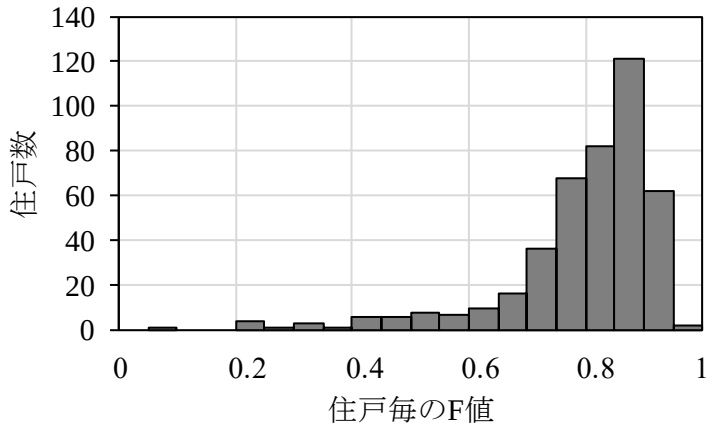


図 4-13　住戸毎に計算した F 値のヒストグラム

図 4-14 に各予測指標を季節変化および時刻変化を示す．月毎の F 値に着目すると，7，8 月のエアコン使用の多い月は 0.9 近い非常に良い精度を持つものの，9 月や 6 月の F 値は大きくない．再現率と適合率に関しては，再現率は月による変化は少ないものの，適合率は大きく変化している．このことから，6，9 月のあまりエアコンを使わない時期であっても，他の機器の電力消費によってエアコンが ON と判定されてしまうため，精度が低下したと考えられる．一方

で，時刻毎に F 値を比較すると，深夜に最も精度が高く，18 時前後や 8 時前後は精度が低い．適合率も F 値と概ね同じ傾向を示しており，変化の幅は F 値より大きい．適合率および F 値が朝と夕方に精度が低下する理由は，夜や朝はエアコン以外の機器の使用が多く，エアコンと誤判定するケースが比較的多いためと考えられる．また，再現率は比較的変化が小さいものの，13～14 時で最大，朝方の 6～9 時に最低となっており，最大／最低値を取る時刻が他の 2 指標と異なる．これは，正午から夕方前の時間帯は 1 日で最も気温が上昇するため，空調負荷が比較的大きいことでエアコン使用時の電力消費が大きくなり，判別し易いためであると考えられる．これに対し朝方は気温が下がるため，電力消費が小さく，エアコンが ON であっても OFF と誤推定する場合が多いと考えられえる．

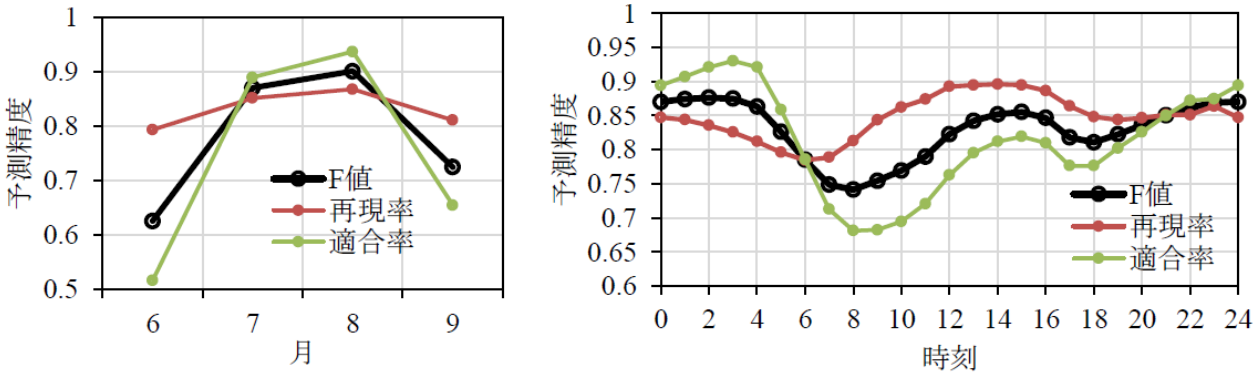


図 4-14　各精度指標の季節変化および時刻変化

続いて，具体的な実測例を基に提案手法による推定結果を確認する．図 4-15 に高電力消費の継続時間に基づいたエアコンの ON/OFF 推定の例を示す．青線で示す時系列電力消費に着目すると，14 時から 15 時の間に電力消費の著しい増大が 2 回確認できる．しかし，これらは前処理ステップにて事前に抽出したエアコン以外の高電力使用機器の電力パターンと一致するため，総電力消費から除去する．すると，黒線で示した 1 時間平均値+150W，即ち式(4.15)の右式より小さい値となるため，エアコンは OFF であると推定する．また，15 時過ぎ，16 時 50 分頃，及び 18 時前に電力消費が増大しているが，いずれも 10 分以上継続して黒線を上回っていないため，エアコンによる電力消費ではないと判定する．一方で 18 時 15 分以降は，電力消費の増大後 10 分以上継続して黒線を上回っている．そのため，エアコンは ON であると判定する．その後空調負荷の減少に伴い電力消費が緩やかに減少しているが，黒線を上回る状態は継続している．20 時前になると再び時系列電力消費が黒線を下回るため，エアコンは OFF になったものと推定する．なお，この推定結果は，実際のリビングのエアコンの運転時間とほぼ一致していることを確認している．

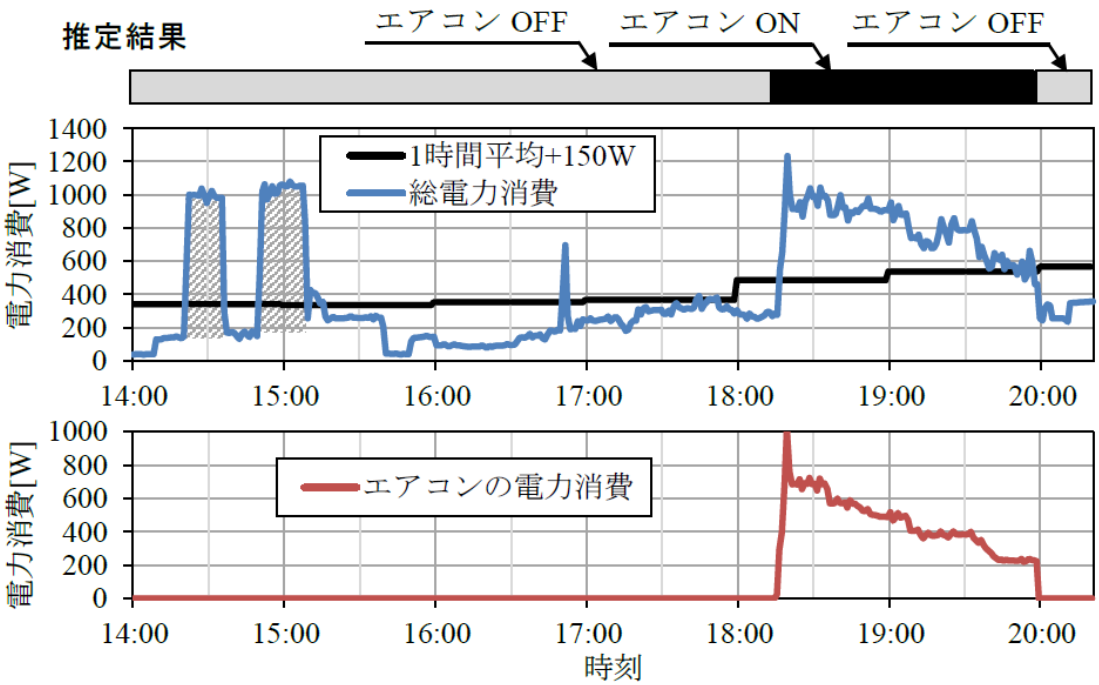


図 4-15　高電力消費の継続時間に基づいたエアコンの ON/OFF 推定の例
波線部はエアコン以外の高電力消費機器の電力パターンとして除去した部分

図 4-16 に電力消費の時系列特性に基づいたエアコンの ON/OFF 推定の例を示す．なお，赤青の部分は，継続時間 15 分以内の運転状態および休止状態を示す．まず，14 時過ぎに電力消費が増大し，約 15 分間継続して黒線を上回る．そのため，高電力消費に基づく条件よりエアコンは ON であると推定する．その後は，電力消費が頻繁に増減している．まず，14 時半までに機械的挙動が 2 つ確認できるが，その後約 3 分間，電力消費が 1000W を上回る．これはオーブン・レンジによる電力消費であり，この影響で時系列電力消費が変化し，機械的挙動とは判定されなくなる．しかし，14 時 40 分頃から再びインバータ制御による間欠的な電力消費が確認できるようになる．この間隔は 15 分以下であるため，オーブン・レンジの使用があった時刻の前後もエアコンは ON であると判定される．以上より，14 時 10 分頃から　15 時 40 分頃までエアコンはスイッチ ON 状態であると推定される．なお，この推定結果は，実際のリビングのエアコンの運転時間とほぼ一致していることを確認している．

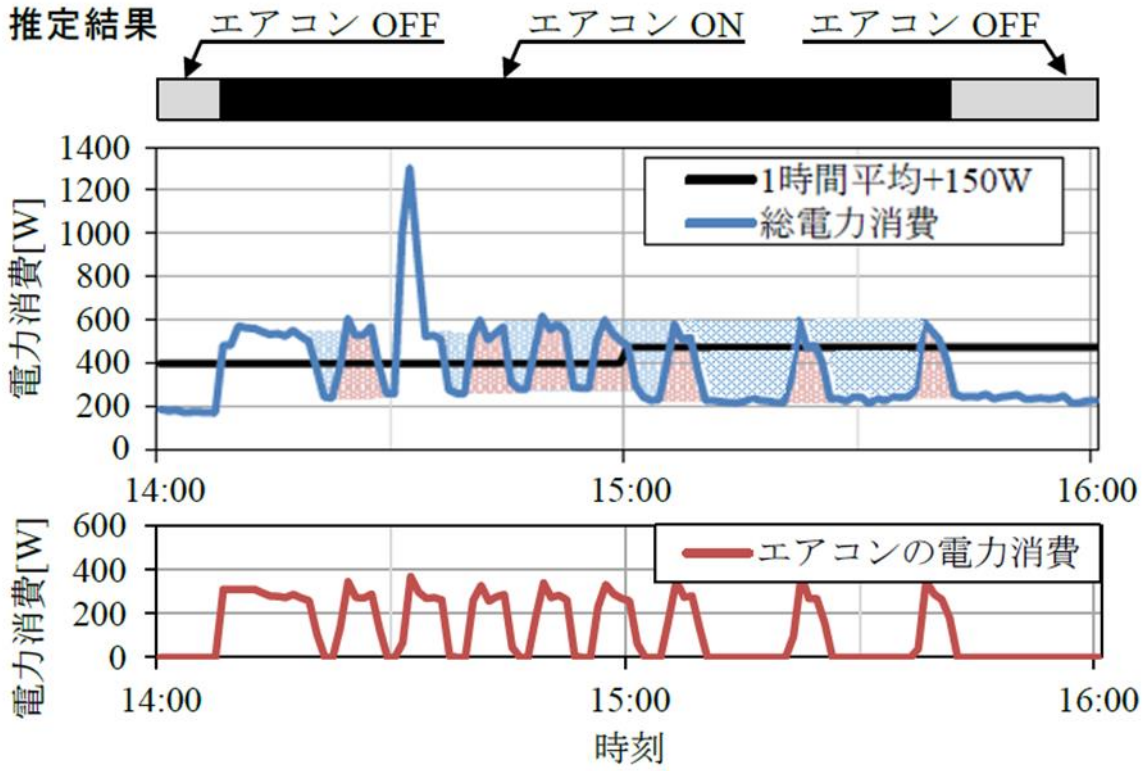


図 4-16　電力消費の時系列特性に基づいたエアコンの ON/OFF 推定の例
赤及び青の部分は継続時間 15 分以内の運転状態および休止状態.

4-5　結言

本章では総電力消費時系列データに基づき，ルームエアコンのスイッチ ON/OFF 状態を推定することを目的に，各機器の電力消費実測値を解析することで，エアコンの電力消費の時系列傾向の特徴を明らかにした．この特徴を踏まえ，エアコンのスイッチ ON/OFF 状態を推定する手法を提案した．提案手法の特徴は，中間期における総電力消費データのみを事前学習に用いている点，加えて，ONOFF 判定基準として，高電力消費の継続時間及び電力の時系列傾向を採用したことで，インバータ制御のエアコンの電力消費パターンにも対応可能になるよう設計した点である．また，423 住戸の時系列計測データを用いて提案手法の精度検証を行った結果，従来手法に比べ約 17%の F 値の向上を実現した．

本章では，全用途の電力消費データから正確に居住者行動を抽出する道筋を示した．これにより，スマートメーターの実測データに基づく居住者行動の把握が可能になり，居住者行動の解析が加速すると考えられる．その結果，一般住戸のエネルギー消費量の評価の高度化にも貢献すると考えられる．

なお，本章では冷房期間のデータのみを用いて提案手法の精度検証を行ったが，暖房期間に

は，こたつや電気カーペットなどの電力消費が存在する．これらの電力消費は，エアコンのスイッチ ON 直後と同様に，大きな消費電力が長時間継続すると考えられるため，エアコンと誤判定する可能性がある．そのため，暖房期間におけるエアコン ON/OFF 推定精度の向上策は今後の検討課題である．

参考文献

1) B. Neenan and J. Robinson, Residential electricity use feedback: A research synthesis and economic framework. Technical report, Electric Power Research Institute, (2009).
2) K. Martinez, K. Donnelly, J. Laitner, Advanced metering initiatives and residential feedback programs: a meta-review for household electricity-saving opportunities, Tech. rep., Research Report E105, American Council for an Energy-Efficient Economy, (2010).
3) A. Zoha, A. Gluhak, M. Imran, S. Rajasegarar, Non-intrusive load monitoring approaches for disaggregated energy sensing: a survey. *Sensors* (2012)
4) G. Hart. Nonintrusive appliance load monitoring. *Proceedings of the IEEE*, 80(12), (1992), pp.1870-1891.
5) 村田博士，小野田崇，由本勝久，中野幸夫：屋外からの家庭内電気機器消費電力推定における機械学習手法の性能評価，電気学会論文誌 C，123，7(2003)，pp.1350-1355
6) T. Kato, H. Cho, D. Lee, T. Toyomura, T. Yamazaki, Appliance Recognition from Electric Current Signals for Information-Energy Integrated Network in Home Environments, *International Conference on Smart Homes and Health Telematics*, pp.150-157 (2009)
7) J. Liang, Simon K. K. Ng, G. Kendall, J. Cheng, Load Signature Study—Part I: Basic Concept, Structure, and Methodology, *IEEE TRANSACTIONS ON POWER DELIVERY*, Vol.25, No.2, pp.551-560 (2010)
8) S. Gupta, M. S. Reynolds, S. N. Patel, “ElectriSense: Single-Point Sensing Using EMI for Electrical Event Detection and Classification in the Home,” *Conference on Ubiquitous Computing*, pp.139-148, (2010)
9) C. Laughman, K. Lee, R. Cox, Power signature analysis, *IEEE Power and Energy Magazine*, Vol.99, Issue.2(2003), pp.56-63
10) S. Shaw, S. Leeb, L. Norford, R. Cox, Nonintrusive Load Monitoring and Diagnostics in Power Systems, *IEEE TRANSACTIONS ON INSTRUMENTATION AND MEASUREMENT*, Vol.57, No.7,pp.1445-1452(2008)
11) J. Kolter, M. Johnson. REDD: A public data set for energy disaggregation research. *Proceedings of*

1st KDD Workshop on Data Mining Applications in Sustainability (2011).

12) J. Kelly, W. Knottenbelt. `UK-DALE': A dataset recording UK Domestic Appliance-Level Electricity demand and whole-house demand. (2014)

13) .J. Kolter, S. Batra, A.Ng. Energy disaggregation via discriminative sparse coding. *Neural Information Processing Systems,* (2010).

14) H. Kim, M. Marwah, M. Arlitt, G. Lyon, and J. Han. Unsupervised disaggregation of low frequency power measurements. *Proceedings of the SIAM Conference on Data Mining*, 2011, pp.747-758.

15) O. Parson, S. Ghosh, M. Weal, A. Roger, An unsupervised training method for non-intrusive appliance load monitoring, Artificial Intelligence, 217, pp.1-19 (2014)

16) L. Farinaccio, R. Zmeureanu, Using a pattern recognition approach to disaggregate the total electricity consumption in a house into the major end-uses, *Energy and Buildings*, vol. 30, 1999-8, pp.245 – 259.

17) M. Dong, P. Meira, W. Xu, W. Freitas, An Event Window Based Load Monitoring Technique for Smart Meters, *IEEE TRANSACTIONS ON SMART GRID*, Vol.3, No.2, pp.787-795, (2012)

18) K. Perez, W, Cole, J. Rhodes, A. Ondeck, M. Webber, M. Baldea, T.Edgar, Nonintrusive disaggregation of residential air-conditioning loads from sub-hourly smart meter data, *Energy and Buildings*, vol. 81, 2014-10, pp.316-325 .

19) S. Shu, Y. Yan, H. Lu, L. Kangping, S. Yujing, W. Fei, L. Liming, R. Hui, Non-Intrusive Load Monitoring of Air Conditioning Using Low-Resolution Smart Meter Data, *IEEE International Conference on Power System Technology*, (2016)

20) 井上洋思, 石山文彦, 渡辺敏雄, 大山孝 : 総電力時系列データに基づく機器動作状態の推定, 電子情報通信学会技術研究報告,114(389), 2015-01, pp.19-22.

21) 菅野みお菜, 金政秀, 樋口佳樹, 電気情報に基づいた住宅ライフログに関する研究　その４：エアコン発停アルゴリズムの開発, 日本建築学会学術講演便覧集, 環境工学 I (2017)

22) G. Webb, J. Boughton, Z. Wang, Not So Naive Bayes: Aggregating One-Dependence Estimators, Machine Learning, Vol.58, pp.5-24 (2005)

23) Pahasa, J.; Potejana, P.; Ngamroo, I. Multi-objective decentralized model predictive control for inverter air conditioner control of indoor temperature and frequency stabilization in microgrid. Energies (2021), 14.

24) Song, M.; Gao, C.; Yan, H.; Yang, J. Thermal battery modeling of inverter air conditioning for demand response. IEEE Trans. Smart Grid (2018), 9, 5522–5534.

25) Hui, H.; Ding, Y.; Lin, Z.; Siano, P.; Song, Y. Capacity allocation and optimal control of inverter air

conditioners considering area control error in multi-area power systems. IEEE Trans. Power Syst. (2020), 35, 332–345.

26) Nezhada, A.E.; Rahimnejadb, A.; Gadsden, S.A.; Home energy management system for smart buildings with inverter-based air conditioning system. Int. J. Electr. Power Energy Syst. (2021), 133.

27) Chen, Z.; Shi, J.; Song, Z.; Yang, W.; Zhang, Z. Genetic algorithm based temperature-queuing method for aggregated IAC load control. Energies (2022), 15.

第５章　エアコンの電力使用量の時系列データに基づく統計分析

5-1　緒言

近年，エネルギーの地産地消の観点から，小さな数の需要家数の単位で電力系統を運用するマイクログリッドが注目されている[1]．マイクログリッドの実現における課題の一つに，電力需要の予測の難しさが挙げられる．電力需要予測は一般に，対象とするエリアの需要家数が少ないほど，各需要家のエネルギー消費行動の多様性の影響が無視できなくなり，予測の難易度が上がる[2]．中でも，空調および換気　（以下，HVAC）は，住戸部門の中で最もエネルギーを消費する用途（全体の 32%[3]）である一方で，需要家行動の多様性に加え，建物の断熱性能,や外気温度，ヒートポンプの効率など様々な要因の影響を受けるため，予測は容易ではない．

電力需要の予測に関する既往研究は，top-down approach と bottom-up approach の 2 つに大別される．中でも，大量の電力消費量データに基づき予測モデルを構築する top-down approach は，メーターの検針作業を自動化するスマートメーターの普及を背景に，研究が加速している．代表例としては，サポートベクターマシン[4]，ファジー推論システム[5]，ランダムフォレスト[6]などの機械学習モデルが一般的に用いられる．近年はディープラーニングの進化に伴い，ニューラルネットワークを基にした様々なモデルが用いられている．例えば，畳み込みニューラルネットワーク　(CNN)[7]，長期短期記憶　(LSTM)[8]，およびゲート再発ユニット　(GRU)[9]が挙げられる．Top-down approach では，幾つかの説明変数を入力として将来の電力需要を予測する．また，top-down approach は電力会社等の実務でも用いられている[10,11]．こうした，電力需要予測モデルでは，当該日および過去数日間の外気温度を説明変数として採用する例が多い．しかしながら，いずれの先行研究おいても，エアコン使用行動と当日の外気温度との単純な相関を示すにとどまっており，過去の外気温度が居住者行動に与える影響について言及されていない．また，空調による電力使用量や空調使用実態の細かな統計性状についても深く議論されていない．

一方で，bottom-up approach では，居住者単位で生成した生活スケジュールを基に各家電機器の電力消費を予測し，これを足し合わせることでエリア全体の電力需要曲線を求める．例えば，谷本らが構成した Total Utility　Demand Prediction System (TUD-PS)[12]では，まず統計資料である NHK 国民生活時間調査[13]に基づき，　24 属性　（勤め人・男などの居住者属性 8 クラス，曜日属性 3 クラス）毎に 1 日の生活スケジュールを 15　分時間分解能で生成する．これに電力機器や給湯などの消費イベント原単位を張り付けることで，空調負荷を除く，ユーテリティ―デマンド時系列を住戸ごとに予測する手法を構築し，実在住戸における詳細な時系列観測データ[14,15]による比較検証を行った[16-19]．また，空調発停イベントをマルコフ連鎖と見做し，一連の実測データから状態遷移確率をシグモイド関数に当てはめることで同定している[20-22]．Bottom-up approach　の長所は，個々の需要家の日々変化する水・エネルギー消費行動の要因（生活スケジュール，気象条件，家電機器の保有率や使用確率など）を詳細に考慮する事により，様々な将来

シナリオに対する確率予測を可能にするフレキシビリティを有する点である．一方で，モデル中に含まれる様々な仮定による重畳から導き出される結果が，実社会の十分に代表性のある解を示しうるかについては，幾ばくかの疑問が残る．例えば，TUD-PS をはじめとする研究例では，空調発停の状態遷移確率を，現在時刻の室内温度に対するシグモイド関数として同定しているが，現実には当日の温度だけでなく，過去の温度も影響していると考えられる．その一例として，熱中症の危険性は，当時の気温だけでなく，過去数日の気温の蓄積の影響を受けると報告されている[23]．

以上より，top-down approach および bottom-up approach のいずれも，予測モデルを高度化するには，過去数日の外気温度と電力使用行動，特にエアコンの使用行動との関連性を整理する必要がある．そこで，本章ではまず，空調による電力使用量や空調使用実態の細かな統計性状を明らかにする．その後，過去数日間の外気温度の履歴がエアコン使用行動及びエアコン電力使用量に与える影響に着目し，エアコン電力使用量の実測データを分析した結果を報告する．

5-2　計測対象住戸のエアコン使用傾向

図 5-1 に日平均外気温度及び解析対象全世帯の日積算エアコン使用時間の平均値を時系列で示す．図より，季節変化による外気温度の上下に連動して，日延べエアコン使用時間も変化していることがわかる．気温の高い夏季及び，気温の低い冬季にかけて日延べエアコン使用時間が大きく，特に，夏季は 7，8 月，冬季は 1，2 月にピークを持っている．また，日延べエアコン使用時間の変化に着目すると，2013 年 6 月にも鋭いピークが見られることが分かる．この時期は日平均外気温度が約 30 度を示しており，真夏並みの猛暑に見舞われたためである．この影響の無かった 2014 年 6 月は緩やかな増加を示している．その後，7 月上旬に差し掛かるにつれて使用時間が急増しており，数日で約 3 倍に増加している．この時期に多くの家庭が一斉に冷房使用を開始すると考えられる．ピーク後の 9 月は大きく上下をしながら使用時間が減少していく傾向にあるが，特に 9 月初旬での減少が顕著である．こうした冷房使用時間の急激な変化に比べ，暖房では使用時間の変化は比較的緩やかであることから，暖房においては空調開始／終了時期の住戸差がやや大きいことが示唆される．

続いて，暖冷房の日使用時間に関する既往調査と本データセットの比較を表 5-1 に示す．調査年度や調査地域はそれぞれ異なるものの，その殆どにおいて冷房使用時間は概ね 6～8 時間であることが確認できる．本データセットも全部屋のエアコンの合計値は 7.78 時間とこの範囲に収まっている．但し，LDK のエアコンのみ比較した場合は既往研究が 6 時間を超えているのに対し，本データセットは 5 時間弱と僅かに少ない．本データセットの対象住戸が比較的新しく断熱性が高いため，室内温度の上昇が抑えられ，冷房使用が減少したと推測される．一方で暖房に

おいては，既往研究はいずれも冷房に比べ長い使用時間を示すのに対し，本データセットでは冷房の半分以下と大幅に短い．これは，全住戸に標準装備されている床暖房の影響で，暖房におけるエアコンの分担率が一般的な家庭に比べ小さいことに起因すると考えられる．

また，暖冷房期間を，各暖冷房期における日使用時間の年ピークの 5%を上回る 3 回目の日から，5%を上回る最終日より 2 日前までと定義すると [15]，冷房期間は 2013 年 6 月 3 日～10 月 10 日（計 130 日），及び 2014 年 6 月 2 日～10 月 1 日（計 122 日）と，6 月上旬～10 月初旬，暖房期間は，～2013 年 5 月 2 日，2013 年 11 月 13 日～2014 年 4 月 20 日（計 159 日），及び 2014 年 11 月 15 日～ であると考えられる． これと文献 [16]との比較を表 5-2 に示す．冷房期間及び暖房期間の終了時期は一致しているが，暖房期間の開始時期に約 1 ヶ月の誤差があることが分かる．文献のアンケート調査での質問項目は「あなたのお宅ではいつ頃からいつ頃までクーラーを使いましたか」となっており，回答者の記憶や感覚に依存する部分が大きい．そのため，実測データに基づいた本研究と差異が生じたと考えられる．

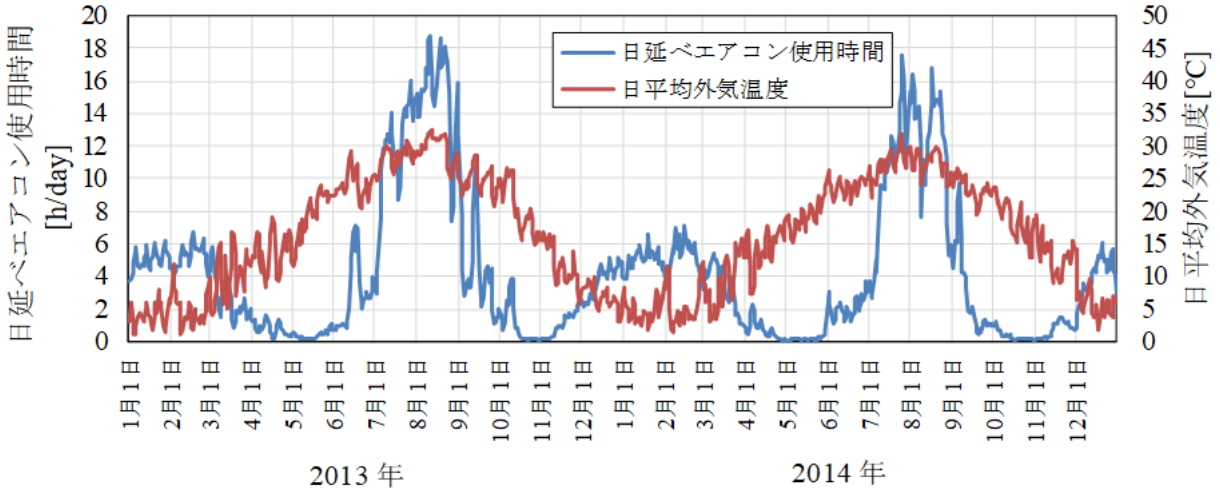


図 5-1　2013,14 年における時系列日平均外気温度及び日積算エアコン使用時間

表 5-1　冷暖房の日使用時間に関する既往調査と本データセットの比較

	出典	調査期間	調査方法	地域	使用時間	備考
暖房	石田ら 2014[8]	2009/11 ～2010/4	実測	広島	居間 平日 6.5h 休日 6.8h	98 住戸，全電化戸建
	坊垣ら 1998[16]	1992/12 ～1993/4	アンケート	東京	9.2h	30 住戸,集合住宅,分譲,1985 年築
					6.0h	32 住戸,集合住宅,分譲,1988 年築
					6.4h	30 住戸,集合住宅,賃貸,1990 年築
					8.5h	30 住戸,集合住宅,賃貸,1985 年築
	本データセット	~2013/4, 2013/11~ 2014/4, 2014/11~	実測	大阪	LDK 2.32h 全部屋 3.12h	479 住戸,集合住宅,分譲, 2011 年築,床暖房付き
冷房	石田ら 2014[8]	2009/6~9	実測	広島	居間 平日 6.0h 休日 6.2h	98 住戸，全電化戸建
	下川ら 2011[17]	2007 年 夏季	アンケート	東京 大阪	居間 7.0h	148 住戸，戸建
	坊垣ら 1998[16]	1992/7 ～1992/9	アンケート	東京	8.2h	30 住戸,集合住宅,分譲,1985 年築
					6.4h	32 住戸,集合住宅,分譲,1988 年築
					7.0h	30 住戸,集合住宅,賃貸,1990 年築
					6.6h	30 住戸,集合住宅,賃貸,1985 年築
	本データセット	2013/6~9 2014/6~9	実測	大阪	LDK 4.87h 全部屋 7.78h	479 住戸,集合住宅,分譲, 2011 年築

表 5-2　暖冷房の日使用時間に関する既往調査と本データセットの比較

出典	暖房開始日	暖房終了日	冷房開始日	冷房終了日	備考
坊垣ら 1998[16]	10 月中旬	4 月下旬	6 月上旬	10 月上旬	表 5-1 の坊垣ら 1998 と同一
本データセット	2013/11/13, 2014/11/15	2013/5/2 2014/4/20	2013/6/3 2014/6/2	2013/10/10 2013/10/1	表 5-1 の本データセットと同一

5-3　エアコンによる電力消費の確率性状

5-3-1　エアコンの年間電力使用量の住戸間のばらつき

住戸床面積当たり暖房及び冷房の年間電力使用量の住戸間のばらつきを示すヒストグラムを図 5-2 に，その統計値を表 5-3 に示す．なお，暖冷房の判定は，日平均外気温度が 15℃以上の時を冷房，それ以外の時を暖房としている．図 5-2 の階級の幅は 2kWh/m^2 である．暖房は電力使用量 2kWh/m^2 未満の住戸数が特に多く，全体の約 35%を占めるのに対し，冷房のヒストグラムは 6kWh/m^2 でピークを示す．冷暖房いずれも右側になだらかなロングテールの分布を示し，極少数の住戸が全住戸の平均に比べると非常に大きな電力を使用していることが分かる．なお，使用量上位 10%の住戸が全住戸の電力合計に占める割合は暖房が 34%，冷房が 25%である．

全住戸の平均値に関しては，冷房が暖房の約 1.2 倍の値を示している．これに対し，石田ら[8]の調査や，田中ら[18]の報告ではエネルギー消費量は暖房が冷房の 4 倍で，本解析結果と大きく

異なっている．こうした大きな乖離の原因としては，既往研究と異なり本研究ではエアコンの電力使用量のみを取り上げているため，灯油や電気カーペット等によるエネルギー消費を含んでいない事が挙げられる．加えて，本研究の対象住戸にガスによる床暖房システムが導入されていることも，暖房におけるエアコン分担率を下げる一因となっていると考えられる．住戸間の電力の標準偏差は暖房と冷房で類似した値となっているが，標準偏差の平均値に対する比を見ると，暖房は 1.1，冷房は 0.7 で暖房の方が大きい．これは夏季においては冷房機器として扇風機とエアコン以外の選択肢がないのに対し，冬季にはコタツやストーブ，床暖房等の様々な暖房機器が選択可能なため，結果としてエアコンによる暖房の分担率が住戸により大きく異なるためだと考えられる．

次いで，図 5-3 に各世帯の暖房電力消費量と冷房電力使用量の関係，及び LDK のエアコンにおける電力消費量と洋室のエアコンにおける電力消費量の関係を示す．いずれにおいてもプロットは大きくばらついており，明確な相関は見られない．むしろ，冷房使用は見られるものの暖房使用は一切見られない住戸，或いはその逆の住戸も確認できる．このことから，暖房使用と冷房使用，或いは LDK のエアコン使用と洋室のエアコン使用の間の関係性は薄く，住戸毎に異なる傾向を示すと考えられる．

表 5-3　住戸当たりのエアコンによる暖冷房電力使用量統計

	平均 [kWh/住戸延床 m²]	最大値 [kWh/住戸延床 m²]	標準偏差 [kWh/住戸延床 m²]	歪度	尖度
暖房	2.50	14.82	2.72	1.40	1.95
冷房	3.08	13.38	2.13	1.31	2.61
合計	5.58	25.16	4.03	1.40	2.86

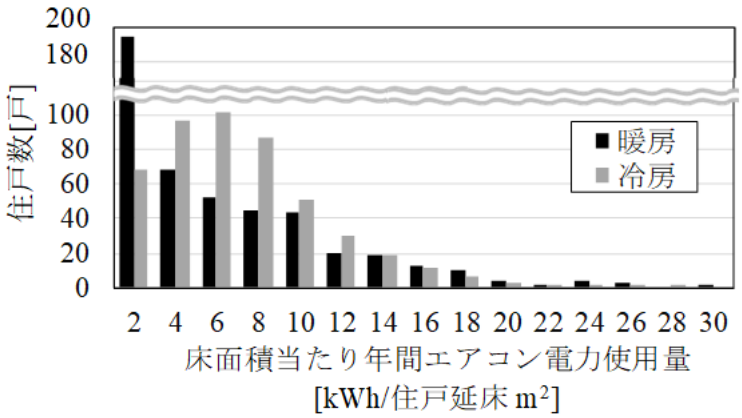
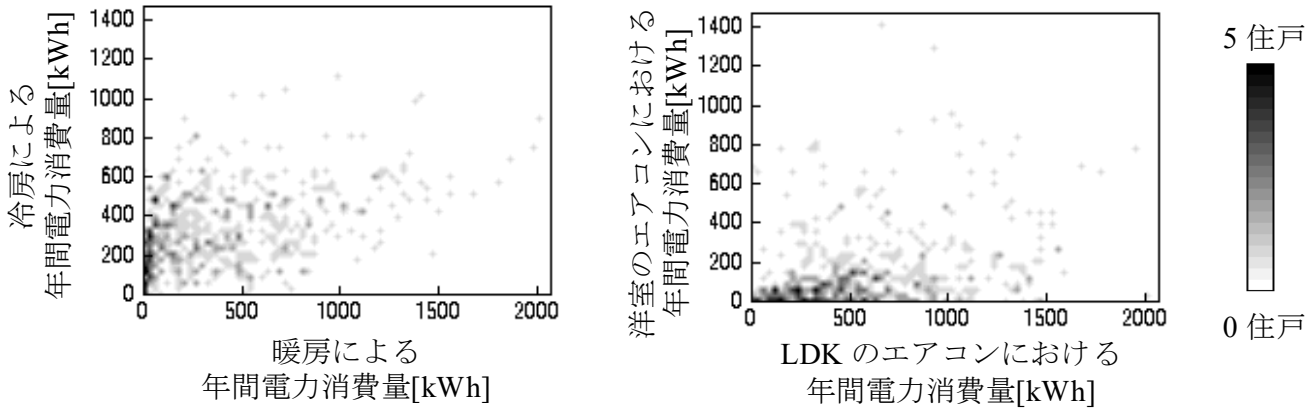


図 5-2　各世帯の年間エアコン電力使用量のヒストグラム



注　階級幅はいずれも 30kWh

図 5-3　世帯別の暖冷房別電力消費量及び部屋別のエアコン電力消費量

5-3-2　夏季及び冬季のエアコンの運転割合の日変動

LDK 及び洋室で 1 年間 100 分以上のエアコンの運転が確認された LDK489 台，洋室 586 台のエアコンを対象として，夏季（6 月 1 日～9 月 30 日）及び冬季（12 月 1 日～2 月 28 日）の 3 ヶ月間における各時刻のエアコンの運転割合を図 5-4 に示す．なお以降では，時間区間（1 時間）中に各室のエアコンが運転されていた時間の割合を全サンプルで平均した値を運転割合としている．LDK，洋室ともに暖房については 2 年間でほぼ類似した傾向であるのに対し，冷房は記録的冷夏であった 2014 年の使用割合が 2013 年を大きく下回っている．LDK に設置されたエアコンに注目すると，夏冬共に 20~21 時で運転割合が最大となるが，冬季はこれに加え朝 7 時にも鋭いピークが存在する．これは，日最低気温が出現する早朝に暖房負荷が大きくなるためだと考えられる．また，冷房運転割合は最大でも 5 割を下回っているが，これはアンケート調査に基づいた坊垣ら [16] や水谷ら [19]の報告に比べ明らかに小さい．実際の居住者の生活行動や在室状況は日によってばらつきがあるのに対して，アンケート調査ではエアコンを使った日を思い浮かべその中で平均的と思われるエアコンの使用時間帯を回答するため，結果として多数住戸の長期間データによる同時運転割合に比べ過大評価となった事が原因であろう．洋室のエアコンの運転割合に関しては，夏季では深夜 12 時にピークを示し，以降朝まで引き続き高い値を示しており，就寝中の使用が多いことが示唆される．これに対し，冬季の深夜は外気温度も低いため暖房需要が大きくなるとの想定も成り立つが，実際には運転割合は 0.1 程度と小さい．これは寝具や衣服による調整により就寝中のエアコン使用が手控えられる傾向にあるためであろう．

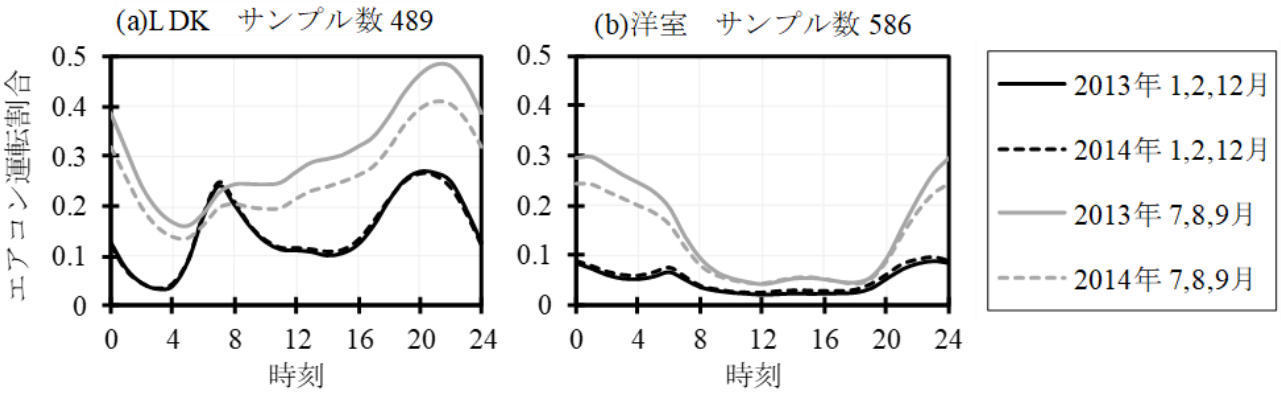


図 5-4　時刻別のエアコン運転割合の推移

5-3-3　エアコンの運転割合と外気温度の関係

図 5-5 に外気温度条件別のエアコンの運転台数の割合及び外気温度年平均発生時間を示す．なお，外気温度の年間累計発生時間の計算には大阪府豊中市における気象観測所のデータを使用しており，10 時間未満の場合にはサンプル数不足としてプロットを除外している．図より，夏季にはエアコン運転割合は最大で 45%に達するものの，床暖房システムをはじめとしたエアコン以外の暖房機器が多数存在する冬季は，最大でも 20%弱と運転割合は総じて低い．また，夏季は外気温度と LDK に設置されたエアコンの運転割合の間に一貫して正の相関が見られるが，洋室では 27℃をピークにそれ以上の温度では運転割合は減少に転じている．これは，27℃を超える気温を記録する日中に洋室が無人である場合が多い事が理由であろう．一方で冬季においては，洋室に設置されたエアコンの運転割合は外気温度に対しほぼ一貫して負の相関を持つのに対し，特に外気温が低くなる夜間に無人となる事が多い LDK では 3℃をピークにそれ以下の外気温度では運転割合は低下している．

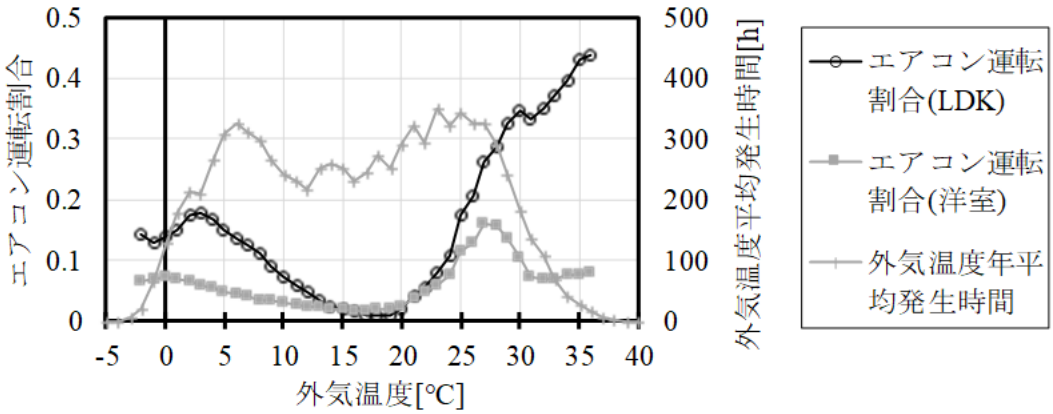


図 5-5　外気温度別のエアコン運転割合及び外気温度年平均発生時間

各世帯のLDK及び洋室の全てのエアコンの日積算電力使用量及び1日の延べ使用時間の対象住戸サンプルの平均値と日平均外気温度の関係を図 5-6 に示す．電力使用量及び延べエアコン使用時間と日平均外気温度の間に，15℃以下のときに負の相関，20℃以上のときに正の相関が見られる．また，夏季においては冬季に比べ延べ電力使用量及び使用時間ともにプロットの傾きが大きくなっており，エアコンによる暖房使用行動は冷房使用行動ほど外気温度の変化に敏感に反応しないことが示唆される．

図 5-6 に示した 2 つのプロット，即ちエアコンの日別電力使用量及び日別延べ使用時間（全エアコン合計）の対象住戸サンプル平均の比をとり，日平均外気温度条件別に整理した結果を図 5-7 に示す．エアコンの消費電力は処理すべき空調負荷，エアコンの性能，延べ運転時間により決定されると考えれば，このグラフの縦軸は空調負荷及び COP の総合的な影響を示すと解釈できる．冷房及び暖房のいずれにおいても，概ねプロットは日平均外気温度に対し線形である事から，1 日の時間積算値かつ多数住戸の平均値を用いる限りにおいては，主として外気温度と空調設定温度の差により決まる空調負荷の影響が支配的であることが示唆される．

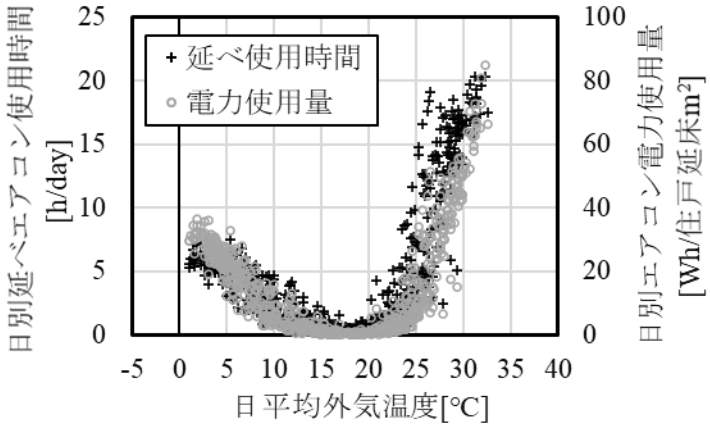


図 5-6　日平均外気温度別の日別エアコン電力使用量と日別延べエアコン使用時間

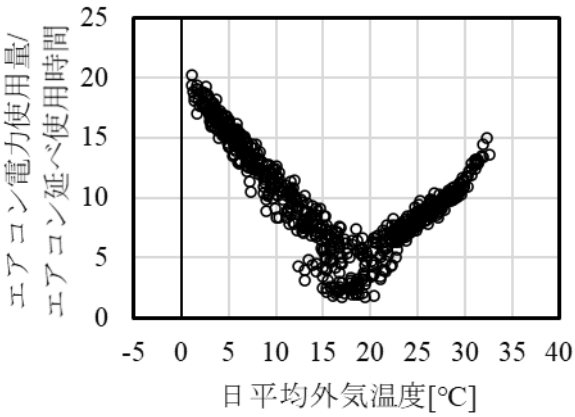


図 5-7　日平均外気温条件別のエアコン電力使用量とエアコン延べ使用時間の比

5-4　エアコンの使用実態

5-4-1　外気温度と延べ空調運転時間との関係

エアコンの効率は，負荷や外気温度，インバータ機については圧縮機の回転数によって変化する．そこで，エアコンの高性能化や性能評価法の検証への活用を想定して，本データベースから得られる多数住戸の日々異なる生活スケジュールとそれに即した多様なエアコンの使用状況に対する統計値についての考察を行う．

図 5-8 に延べエアコン運転時間の外気温度に対する確率密度を示す．なお，データは各住戸サンプルの 2013，2014 年における確率密度の平均値で，エラーバーは住戸サンプル毎のバラツキ

の大きさを表している．また，JIS C9612 で採用されている外気温度別の空調運転時間の算出法，即ち暖房期間中（日平均気温が 14℃以下となる 3 回目の日から最終日より 2 回前までの日）に外気温度が 16℃を下回る時間帯，及び冷房期間中（日平均気温が 22℃以上となる 3 回目の日から最終日より 2 回前までの日）に 24℃を上回る時間帯は全てのエアコンが運転されるとみなし，大阪府豊中市における 2013～2014 年の気象データを基に算出した確率密度を併せて示す．図より，LDK 及び洋室のいずれにおいても暖房は外気温度が 5～6℃のとき，冷房は 27℃のときに運転時間が最長となることが分かる．また，住戸毎のバラツキは，冷房に比べ暖房が，LDK に比べ洋室が大きい．JIS C9612 の計算法による確率密度は LDK 及び洋室の実測値と概ね似た傾向を示している．相違点としては，暖房での JIS C9612 の確率密度は低温時にやや小さく，高温時に大きくなっている点や，冷房において 24～27℃では JIS C9612 が他を上回っている点が挙げられる．これは，空調期間内で外気温が冷房／暖房が閾値（24℃／16℃）を上回る／下回る時間帯は全てのエアコンが運転されると見なしている事，及び外気温度が閾値より低い／高いときの冷房／暖房を一切考慮していない事が原因と考えられる．特に冷房では外気温度が 24℃未満の時間帯にもある程度のエアコンの使用が見られる．これは，主な冷房使用時間帯である夕方～夜間には時間と共に外気温度が下がるにも関わらず，空調によりコントロールされた室内にいる居住者はその変化に気付かず，エアコンの連続運転を続けるためであると考えられる．

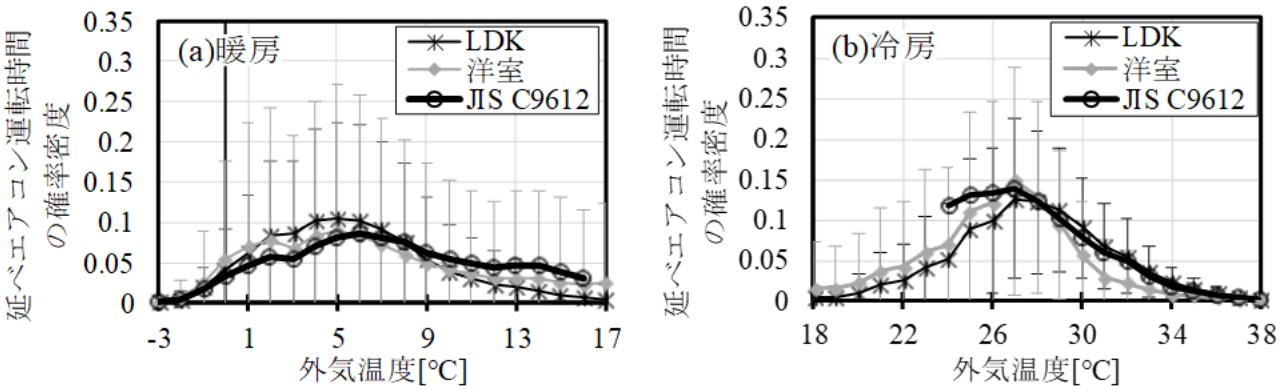


図 5-8　年平均エアコン運転時間の外気温度条件に対する確率密度分布

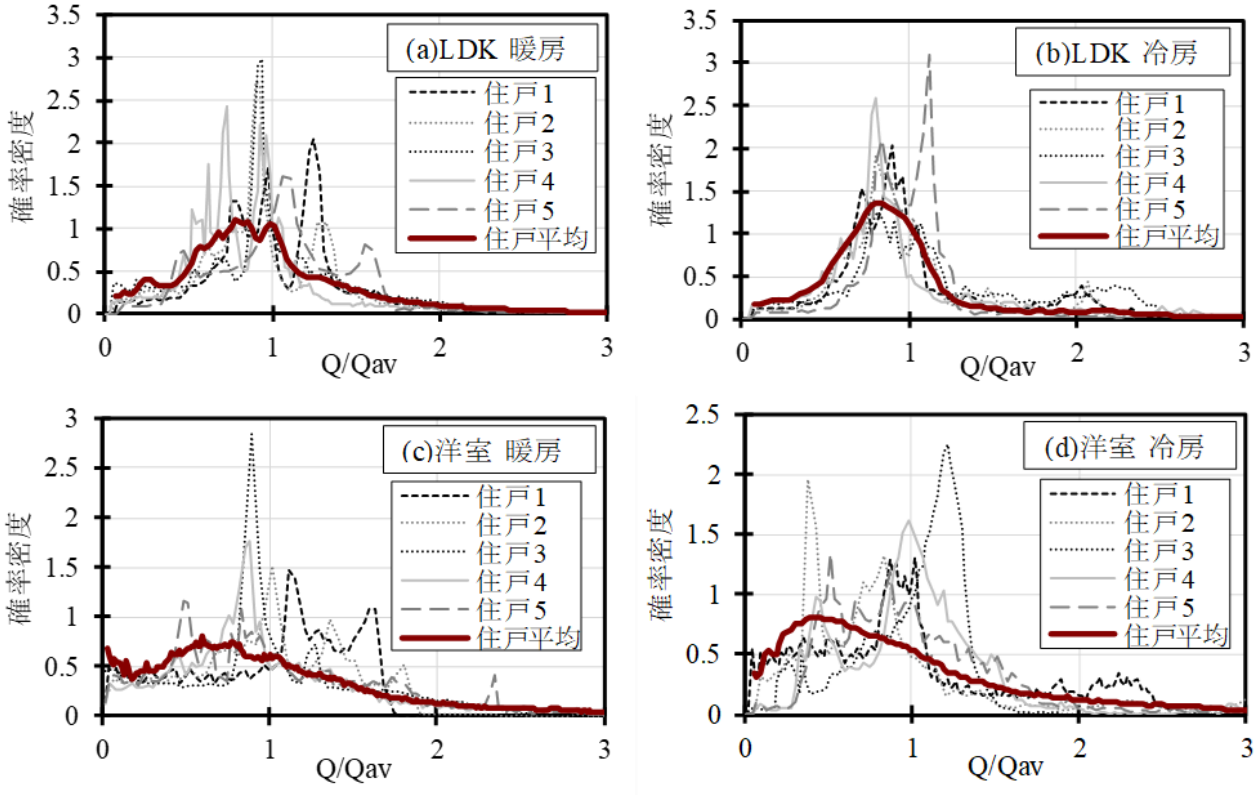
5-4-2　実稼動条件における空調負荷

各エアコンの消費電力データより算定した室床面積当たり全空調負荷を全世帯の平均値で除した値の確率密度分布を図 5-9 に示す．併せて年平均暖房／冷房運転時間が 80 時間以上の住戸からランダムに抽出した 5 住戸の空調負荷を，各戸の平均値で除した値についても記載している．また，全住戸アンサンブル平均の空調負荷の統計量を表 5-4 に示す．なお，LDK に設置されたエアコンは APF のみ公開されており，暖冷房別の COP を知ることができないため，APF の平均値である 5.7 を暖冷房共通の COP として LDK 及び洋室の全てのエアコンに使用している．

図 5-9 においては各エアコンの空調負荷を平均値で正規化した値を用いているため，この仮定の影響は除去されているが，表 5-4 及び後述の図 5-10，図 5-11 の空調負荷についてはこの仮定による誤差を含んでいることに注意されたい．なお，待機電力の影響を除去するため，空調負荷が 4W/室床 m2 以下のデータは除外している．

LDK の住戸平均はいずれも単峰性で，歪度が正の値を示す事から，分布は低負荷側に偏ったロングテールの形状を示している．特に冷房のピークは鋭く，尖度が大きくなっているが，これは冷房が主として使用される夕方～夜（参考:図 5-4）の時間帯は長時間連続して運転されることが多く，立ち上がりの高負荷が全データに占める割合が小さくなるためと考えられる．これに対し，洋室の全住戸アンサンブル平均の確率密度はよりなだらかな分布となっている．これは，LDK と異なり洋室のエアコンは居住者が入居後にそれぞれ購入しているため，製造メーカーや仕様が異なる事が理由であろう．

一方，ランダムに抽出した 5 住戸の空調負荷の確率密度は，暖冷房及び LDK と洋室のいずれについても，平均値から大きく隔たった条件で鋭いピークを複数示しており，世帯によりその分布形状も大きく異なる．2 年間という解析データが空調負荷データのサンプル数としては十分ではなかった事がこの激しい振幅の要因の一つではあろうが，それでも尚，住戸による生活スケジュールの違い，それに関連する空調使用スケジュールの違いが大きな違いを生んでいる事は確かであろう．萩島ら[20]は，TUD-PS により算出されたランダムに変化する生活スケジュール条件における空調負荷データを用いて，空調負荷を平均値で除す事で世帯の構成人数や世代によらない普遍的な確率分布が観察される事を報告している．しかし，図 5-9 の結果に鑑みると，TUD-PS の計算結果には，実際の多数の住戸群の持つ多様性が十分には反映されていない可能性が示唆される．



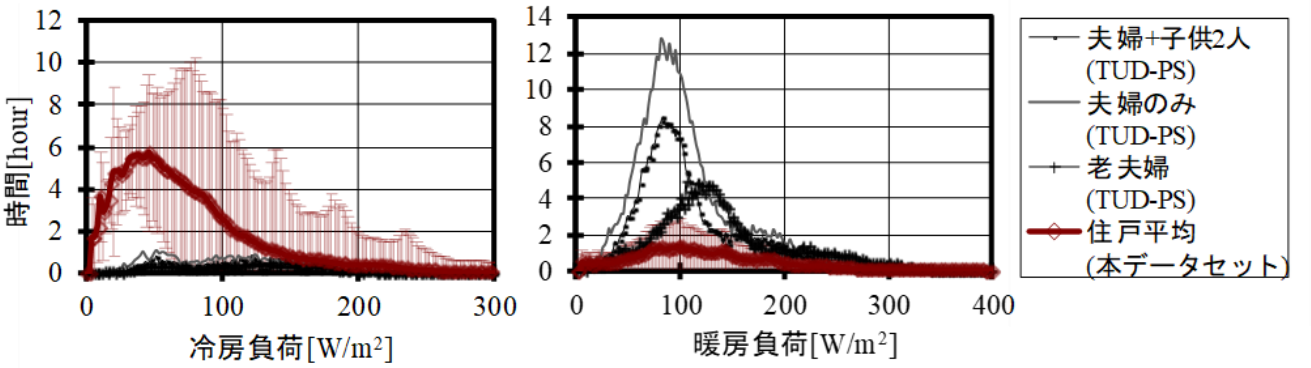
注　横軸は各サンプルの空調負荷の平均値で除している

図 5-9　エアコン消費電力から推計した室床面積当たりの空調負荷の確率密度

表 5-4　エアコン消費電力から推計した全住戸アンサンブル平均空調負荷の統計値

		平均 [W/室床 m^2]	最頻値 [W/室床 m^2]	上位 2.5% [W/室床 m^2]	標準偏差 [W/室床 m^2]	歪度	尖度	延べコン使用時間 [h/(住戸・年)]
LDK	暖房	78.4	61	202.1	46.8	1.73	8.07	433.1
	冷房	60.8	49	167.6	38.0	2.36	11.33	435.2
洋室	暖房	89.3	137	494.4	71.7	1.87	7.90	778.7
	冷房	54.1	37	282.9	122.0	1.04	3.87	616.2

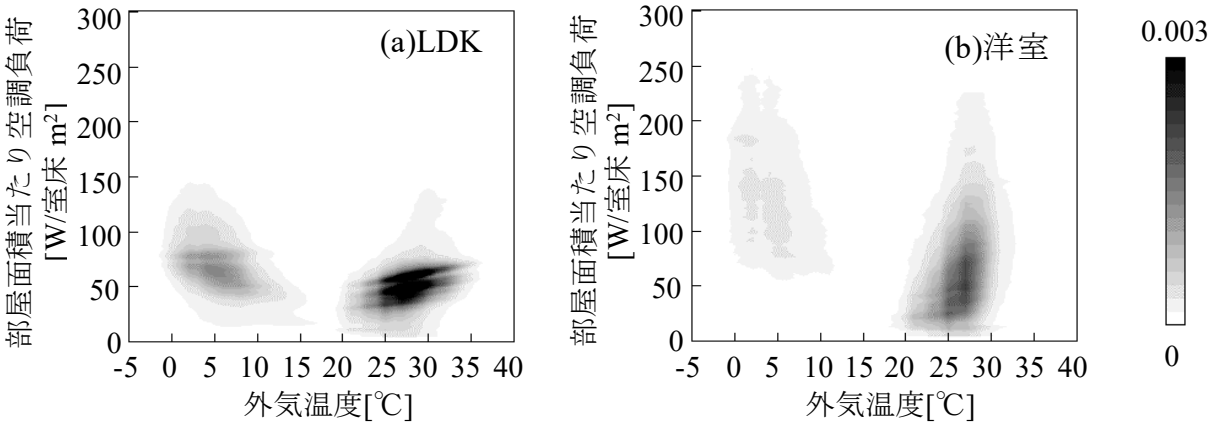
ても 1 時間以下と大幅に短い．加えて TUD-PS は冷房負荷が 100W 前後の大きい範囲でピークを持っている．TUD-PS による時系列の計算結果を精査したところ，夏季には 1 日の中で頻繁に冷房の発停が繰り返されることが確認された．このため，現実のエアコン使用状況に比べ冷房時間が短く，冷房時の空調負荷が大きい結果になったと考えられる．一方で，暖房では TUD-PS が過大に運転時間を予測している．ガスによる床暖房を有する住戸を対象とした本データセットは一般的な住戸に比べエアコンの暖房使用が少ないと考えられるが，それを差し引いても TUD-PS は暖房時間を過大に見積もっていると考えられる．



注　空調負荷は空調電力を COP5.7 と仮定した結果である事に注意されたい

図 5-10　TUD-PS 及び本データセットから推計した空調負荷の確率密度の比較

次いで，図 5-11 にエアコン運転中おける空調負荷と外気温度の結合確率密度分布を示す．　なお，階級幅は外気温度が 1℃刻み，空調負荷が 2W/室床 m² としている．LDK については，気温 15℃以下の領域では左斜め上に伸びるプロットが確認できる．また分布は 45～80W/室床 m² 程度まで幅広い空調負荷に広がっている．これに対し，20℃以上の領域では右斜め上に高い値の領域が広がり，特に 30～70W/室床 m² 付近，外気温度では 25℃～32℃付近にて高い頻度を示している．これに対して洋室は，頻度の高い領域は冬季夏季ともに縦長に広がっており，外気温度の相関関係が比較的弱い．これは，就寝時に運転される事が多いため，比較的空調使用行動が習慣化しており，外気温度の影響を受けにくいことに起因すると考えられる．



注　空調負荷は空調電力を COP5.7 と仮定した結果である事に注意されたい

図 5-11　空調負荷と外気温度の結合確率密度分布

5-5　当日の外気温度とエアコン使用頻度の相関に関する分析

LDK 及び洋室の全てのエアコンにおける日延べ使用時間及び電力使用量の対象住戸サンプルの平均値と，当日の日平均外気温度の関係を図 5-12 に示す．いずれにおいても，日平均外気温度が 15℃～20℃でほぼゼロになり，15℃以下の時に負の相関，20℃以上で正の相関を持つことかが分かる．このことから，15℃以下を暖房使用，20℃以上を冷房使用と見なし，解析を進めるものとする．続いて，日延べ使用時間及び電力使用量の予測モデルを定義する．エアコン使用時間は，上限があると考えられ，実際にプロット群にも頭打ちの傾向が見られる．このことから，シグモイド曲線（式 4-1）を，2 次の関係が見られる電力使用量には，2 次関数（式 4-2）を近似曲線とし，回帰分分析を行った．

$$f(T) = \frac{a}{1 + exp(b(T + c))} \tag{5.1}$$

$$g(T) = d(T - e)^2 \tag{5.2}$$

但し，T を日平均外気温度，f(T)及び g(T)を予測値，a,b,c,d 及び e はフィッテング係数とした．これらを基に最小二乗法でのフィッテングを暖冷房別に行い，その時の各近似曲線と決定係数（＝R^2 値）を併せて図 5-12 に示している．なお，大晦日と 1 月 1～3 日，お盆期間の 8 月 13～15 日は特異日として，フィッティングの対象から除外している．決定係数は暖冷房ともに，日延べエアコン電力使用量が使用時間を上回る．これは，エアコン使用時間は純粋な空調使用の多寡を示すのに対し，電力使用量はこれに加え，外気温度と空調設定温度の差に大きく左右されるためであると考えられる．

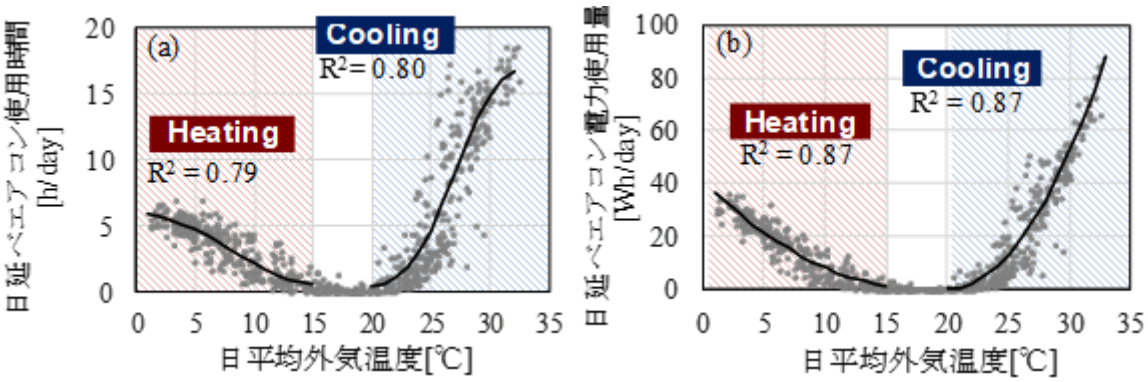


図 5-12　2013,14 年における日平均外気温度とエアコンの　(a)使用時間　(b)電力使用量の関係

近似曲線に基づいた日延べエアコン使用時間を「予測値」とするとき，実測値との関係を，暖冷房及び 2013 年，14 年に分けて図 5-13 に示す．プロットは月ごとに色分けしており，特異日とした正月，お盆に関しては菱形のプロットで示している．傾き 1 の黒線が「予測値＝実測値」となる部分であるが，いずれの図においてもプロットは非常に大きくばらついており，予測精

度が低いことが分かる．また，井上ら[17]は冷暖房期間の後半は前半に比べ冷暖房の使用が増加する傾向があると述べているが，同様の傾向が図 5-13 からも読み取れる．例えば暖房に着目すると, 11 月や 12 月といった暖房の使いはじめの時期においては実測値が予測値を下回っている一方，2 月や 3 月といった使い終わりの時期には実測値が予測値を上回る傾向にあることがわかる．この傾向は特に 2014 年に顕著で，予測値が 2～3 時間のとき，11 月と 3 月で実測値が大きく差が開いていることが分かる．これは，11 月においては，直前月が比較的過ごし易い 10 月である一方, 3 月は直前月が寒さ厳しい 2 月であることから，建物外壁の蓄積された熱量の影響を受けていると考えられる．また, 暖房の使い始めの秋より，冬からの継続的な暖房使用のある春の方が，暖房使用に対する心理的ハードルが低いと考えられることも一因であろう．同様の傾向は冷房においても，　3 月と 9 月の傾向の違いとして表れている．しかし，この違いは暖房ほど顕著ではなく，むしろ同じ月の中でのバラツキが大きい傾向にある．年度で比較すると，2013 年は 14 年に比べこのバラツキが大きく，特に 6 月に顕著である．図 5-14 に示した各年の 6 月における日平均外気温度の推移を見ると, 2013 年は 14 年に比べ, 外気温度の変動が大きく，

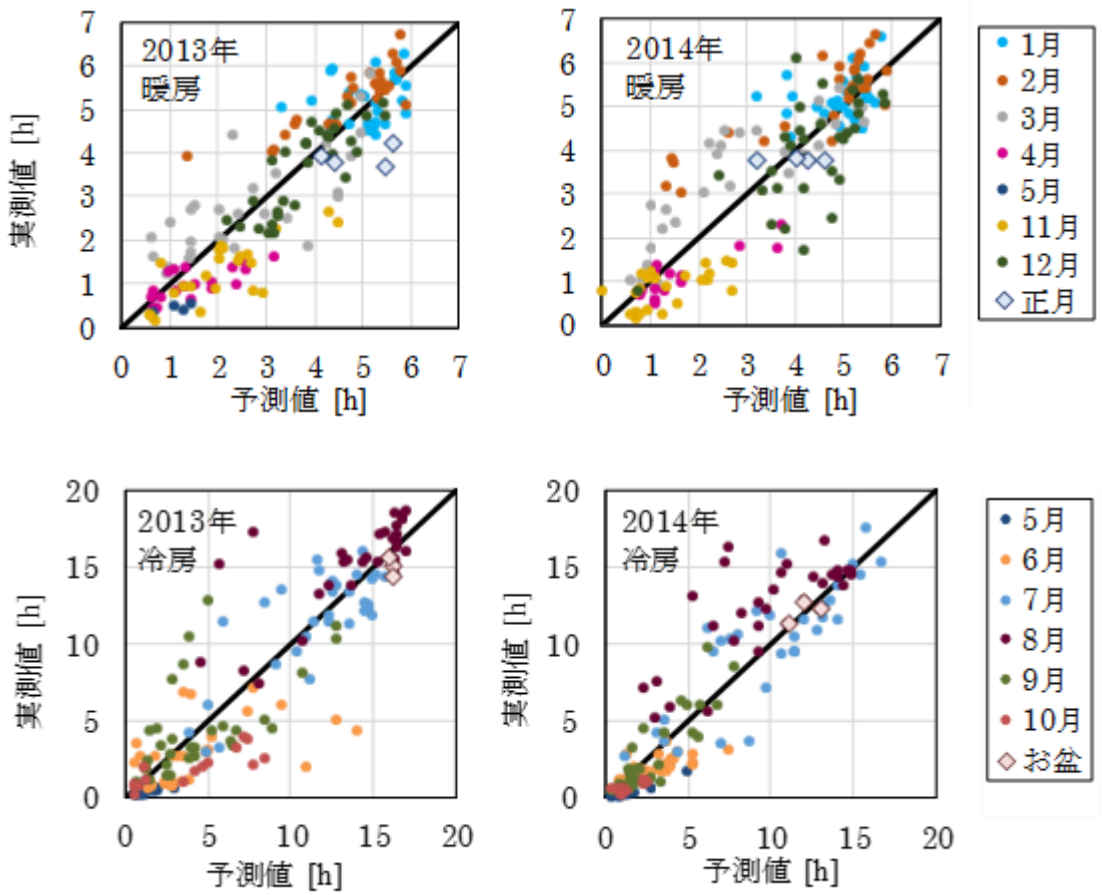


図 5-13　当該日の外気温度のみを考慮したときの日延べエアコン使用時間の予測精度

最大で10度弱の変化があることがわかる.このことから,同月内での外気温の変動の大きさが,月内のプロットのバラツキに影響していることが示唆される．また，2014 年の冷房に着目すると，8 月において実測値が予測値を上回っている日が多い．8 月に毎年冷房を使用する居住者の場合，冷夏であっても習慣的に冷房を付ける家庭があった影響であると考えられる．

続いて，暖冷房別の予測誤差についてのヒストグラムを図 5-14 に示す．横軸は実測値―予測値で，縦軸に日数をとっている．図より，暖冷房共に，ヒストグラムの概形は正規分布に近く，ゼロ付近に最もプロットが集中している．一方で，裾野部分の広がりは大きいことから，特に冷房では最大で 10 時間弱もの誤差がみられる．ここで，予測誤差の評価指標として，MAE を導入する．MAE（Mean Absolute Error）は平均絶対誤差とも呼ばれ，下式のように誤差の絶対値の平均で表される．

$$MAE = \frac{1}{N}\sum_{j=1}^{N}\left|A_j - P_j\right| \tag{5.3}$$

ここで，N は全予測対象日数，A_jは予測対象日 j における実測値，P_jは同 j 日における予測値である．図 5-15 に暖冷房それぞれにおける MAE を併せて示している．MAE は暖房で 0.69 時間，冷房で 1.76 時間と大きく，予測精度が低いことが分かる．

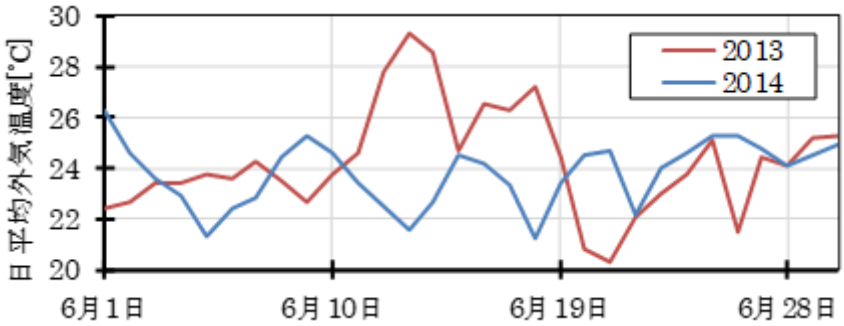


図 5-14　各年の 6 月における日平均外気温度の推移

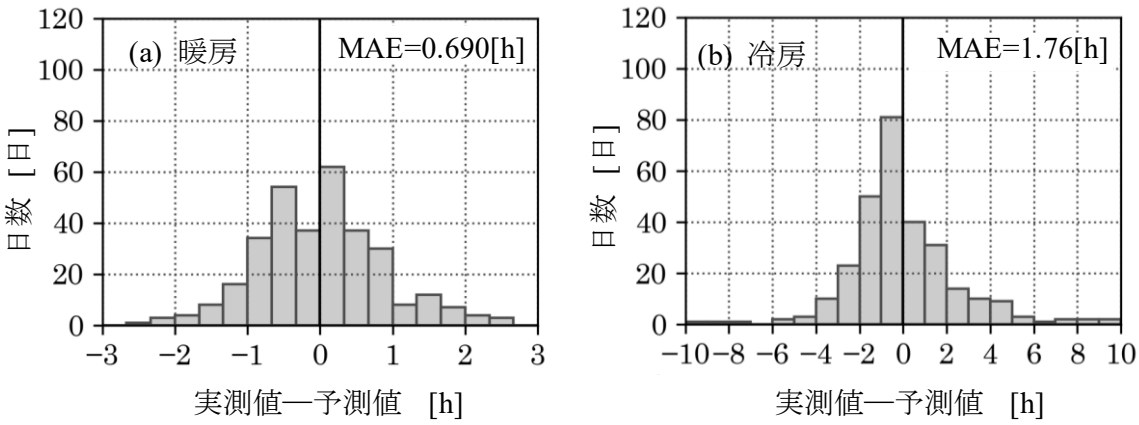


図 5-15　日延べエアコン使用時間の予測誤差のヒストグラム

5-6　当日及び過去の外気温度とエアコン使用の回帰分析

5-6-1　重み付け関数の決定

本節では，エアコンの使用時間及び消費電力量の説明変数として，当日及び過去の外気温度履歴を考慮した重み付け平均 Tweighted mean を導入する．

$$T_{weighted\,mean} = \sum_{i=0}^{n} T_i \cdot w_i \tag{5.4}$$

$$\text{但し}\quad \sum_{i=0}^{n} w_i = 1 \tag{5.5}$$

Ti は i 日前の日平均外気温度．wi は Ti に対する重み付け係数で，全日数の和が 1 となる．n は考慮に入れる日数であり，当日から n-1 日前までの全 n 日間の外気温度を考慮に入れる．続いて，最適な wi の関数形を求めるために，日延べエアコン使用時間に関する数値最適化問題を定義する．以下には冷房期間における数値最適化問題を示す．

$$\text{目的関数}\qquad min\left(\sum_{冷房期間}(y - f(T_{weighted\,mean}))^2\right) \tag{5.6}$$

$$\text{フィッティング係数}\qquad \text{シグモイド関数：}a,b,c\quad \text{重み付け係数：}w_0,w_1,\ldots,w_9 \tag{5.7}$$

y は日延べエアコン使用時間の実測値，$f(T_{weighted\,mean})$は式(5.1)のシグモイド関数に Tweighted mean を代入したもので，この差を冷房期間の全日数分足し合わせたものを目的関数とし，これを最小にするフィッテング係数を求める．

上述の数値最適化問題により求められた決定係数を図 5-16 に示す．このとき，日数 n は 7，8，9，10，13，15，20 としている．暖冷房ともに，日数 n が増えるにつれて決定係数も大きくなっているが, 10 日を超えると決定係数の上がり幅が減少し, なだらかになっている. 日数 n=10 のときの重み付け係数 $w_0,w_1,\ldots,w_9$の値を図 5-17 に灰色線で示す. 暖冷房いずれにおいても，経過日数 0 日，即ち当日の外気温度の重みが最も大きくなっている．しかし，その重みは 0.4 未満であることから，エアコン使用行動を推定する際，当日の外気温度だけでは説明変数として不十分であることが分かる．また，　9 日前の重みは大きい値をとる．これは例えば，気温が上昇傾向にある記事（例：初夏）の場合，10 日以上前の外気温は現在気温に比べ低いと考えられるが，これは当日から 9 日前の外気温度の中で，9 日前の外気温度に最も近い．即ち，9 日前の外気温度はそれ以前の外気温度を代表しているため，重みが比較的大きくなったと考えられる．この 9 日前を除くと，経過日数に従って重みが小さくなる傾向が読み取れる．この特徴から，重み付け係数をモデル化する関数形として指数関数を用いる．図 5-17 に灰色の線を指数関数で近似したものを黒の破線で示している．この 2 線を比較すると，冷房ではこれらの差が非常に

小さい．一方，暖房における灰色線は点線に比べ，i=0 の重みが大きく，i=1~4 での重みが比較的小さい傾向こそあるものの，大まかには指数関数型に近似できると考えて差し支えない．

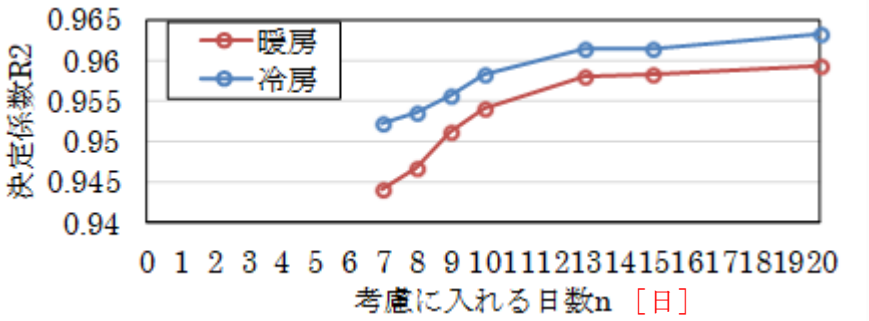


図 5-16　考慮に入れる日数 n=10 に対する決定係数

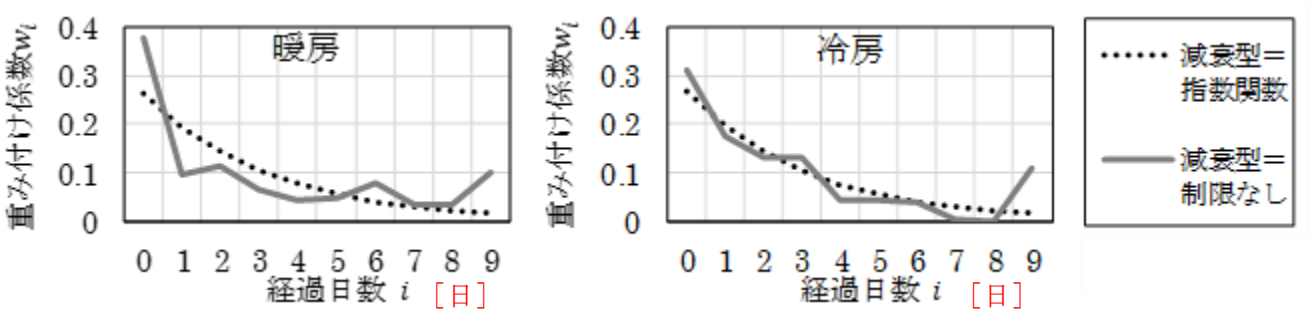


図 5-17　n=10 のときの重み付け係数 wi と経過日数 i の関係

5-6-2　重み付け平均外気温度とエアコン使用の関係

前項での議論から，当該日から i 日前の重み wi を

$$w_i = e^{-\frac{i}{\tau}} \tag{5.8}$$

と定義する．τ は時定数であり，重み付け係数の減衰の速さを決める役割を持っている．τ が 0～6 の整数値をとるときの重み wi と日数 i の関係を図 5-18 に示す．時定数 τ が増えると過去の外気温度の重みが増加する．なお，τ が 0 の時は過去の重みはゼロとなり，Tweighted mean は予測対象日の日平均外気温度と一致する．以上を踏まえ，次のような数値最適化問題を定義する．

目的関数　$$min\left(\sum_{冷房期間}(y - f(T_{weighted\,mean}))^2\right) \tag{5.9}$$

フィッティング係数　シグモイド関数：a, b, c　時係数：τ　(5.10)

重み付け係数に関するフィッテング係数は時定数としたため，フィッテング係数は全部で 4 つ

と，前項に比べ大きく減少している．

n は考慮に入れる日数であり，本節では n=9，即ち当日から 9 日前までの全 10 日間の外気温度を考慮に入れる．Ti は i 日前の日平均外気温度で，これに重み wi を乗じる．以降の解析では，この Tweighted mean を当該日および過去の外気温度を考慮した説明変数として用いる．なお，同様の Twrighted mean の考え方は過去文献[21]でも使用されている．

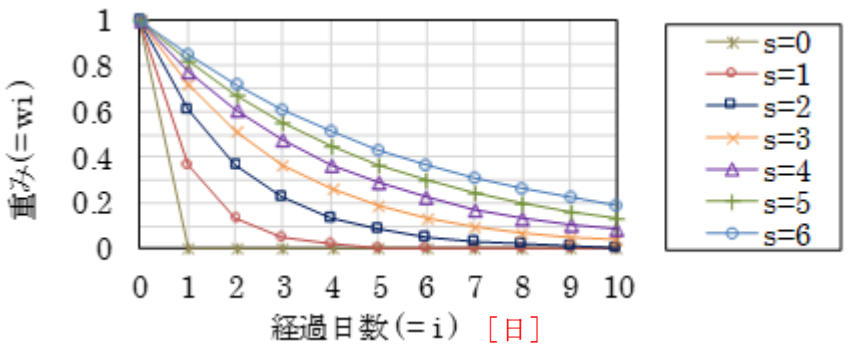


図 5-18　式(5.8)における重み wi と経過日数 i の関係

数値最適化計算の結果を表 5-5 に示す．表 5-5 の係数 a の値は，横軸を無限大としたときの縦軸の値を示すことから，今後温暖化により暑さが酷くなった場合も，冷房では 18.1 時間が使用時間の理論的な最大値であり，これを大きく上回ることはないと考えられる．また，決定係数が最小のとなる条件下での Tweighted mean と日延べエアコン使用時間及び電力使用量の関係を図 5-19 に色付きのプロットとして，その近似曲線を黒の曲線として示す．併せて，s=0，即ち当該日の外気温度のみを考慮した場合を灰色のプロットとして示している．いずれにおいても，色つきのプロット，即ち τ が最適値の場合は，プロットのバラツキが大きく減少していることが分かる．また，使用時間における τ の最適値は 3 以上である一方で，電力使用量は τ ＝2 で即ち当該日の外気温度の重みが比較的大きい時に最適値となることが分かる．躯体の蓄熱量やエアコンの性能の影響を受けるエアコンの電力使用量に比べ，使用時間は居住者のエアコン使用行動をより直接的に反映するものと考えると，この重み付け平均は居住者のエアコン使用行動を表す指標に適していることが示唆される．また，色付きプロットと近似曲線に関する決定係数の値も図中に併せて示している．図 5-12 では暖冷房での決定係数の差は見られなかったが，重み付け平均外気温度に基づく場合，冷房の方が僅かに決定係数の値が大きい．これは夏季においては冷房機器として扇風機とエアコン以外の選択肢がないのに対し，冬季にはコタツやストーブ，床暖房等の様々な暖房機器が選択可能であることが影響していると考えられる．　なお，エアコン使用時間の暖房の図中に，7h/day 付近に赤のプロットが 2 つあるが，これは大阪で積雪が観測された日であるため，より居住者の暖房意識が強まった日であると推測される．

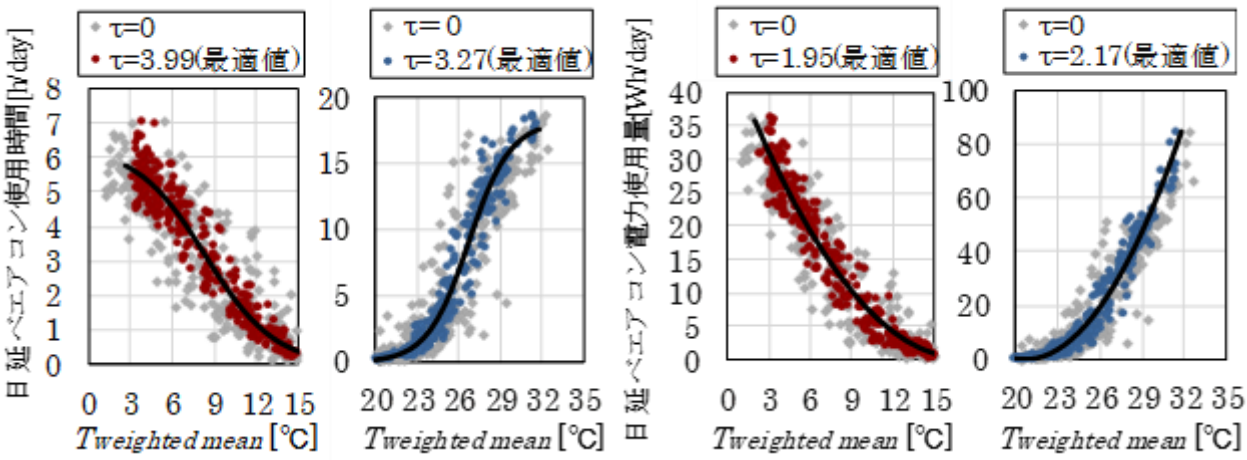


図 5-19　2013,14 年における Tweighted mean とエアコンの使用時間及び電力使用量の関係

表 5-5　決定係数最大時の各フィッティング係数の値

フィッティング係数		τ	a	b	c
日延べエアコン使用時間	暖房	3.99	6.37	0.40	8.32
	冷房	3.27	18.1	-0.67	26.7
Variables		τ	d	e	
日延べエアコン電力使用量	暖房	1.95	0.16	16.9	
	冷房	2.17	0.68	20.7	

図 5-20 に暖房及び冷房における予測値と実測値の関係について，月別に色分けをして示している．いずれにおいても，プロットのバラツキが小さくなっており，実測値に予測値が近付いている．中でもエアコン使用時間が中程度の領域において，予測精度が大きく改善している．というのも,暖房では,図 5-13 と比較して 11～12 月と 2～3 月のプロットの差が小さくなっており，暖房の使いはじめの時期及び使い終わりの時期の予測精度が改善していることが分かる．これは，過去の外気温度を組み込んだ Tweighted mean を採用した事により，過去の外気温度の履歴に影響される建物の蓄熱量や人間の温熱感を考慮に入れた効果であろう．但し，使い始めと使い終わりの差は僅かではあるが残っている．1 月のプロットにおいても，黒線を境に下部が 1 月初旬，上部に 1 月下旬のプロットが存在しており，傾向の違いは完全に取り除けてはいない．続いて，冷房においては，図 5-13 で見られた月内におけるバラツキが大きく減少している．中でもバラツキの減少が顕著に見られた 2013 年の 3 月及び 6 月における，各種外気温度とエアコン使用時間の時系列変化を図 5-21 に示す．なお，3 月においては外気温度とエアコン使用時間は負の相関を持つことに注意されたい．いずれにおいても，τ =0 即ち日平均外気温度は日毎の

細かな変動を持っている一方，日延べエアコン使用時間はこうした 1 日周期での変動には敏感に反応していない．例えば，6 月 26 日は前後に比べ約 3℃日平均外気温度が低いが，この影響を日延べエアコン使用量から読み取ることはできない．加えて，日延べエアコン使用量は，日平均外気温度に比べ遅れて変動していることが分かる．例えば，6 月 13～15 日に急激な温度上昇が見られるが，日延べエアコン使用時間は 16～17 日にピークを迎えている．日延べエアコン使用時間における以上の 2 つの特徴は，τ =5.44 及び 3.27 の時の Tweighed mean にも見られ，この 2 つの時系列の挙動はよく一致している．

また，暖冷房別の予測誤差についてのヒストグラムを図 5-22 に示す．図 5-15 と比較すると，中心付近の日数が大きく増加しており，両端のバラツキの範囲も小さくっていることが分かる．以上のことから，重み付け平均外気温度を定義することで，居住者のエアコン使用傾向をより的確に予測することが可能になった．

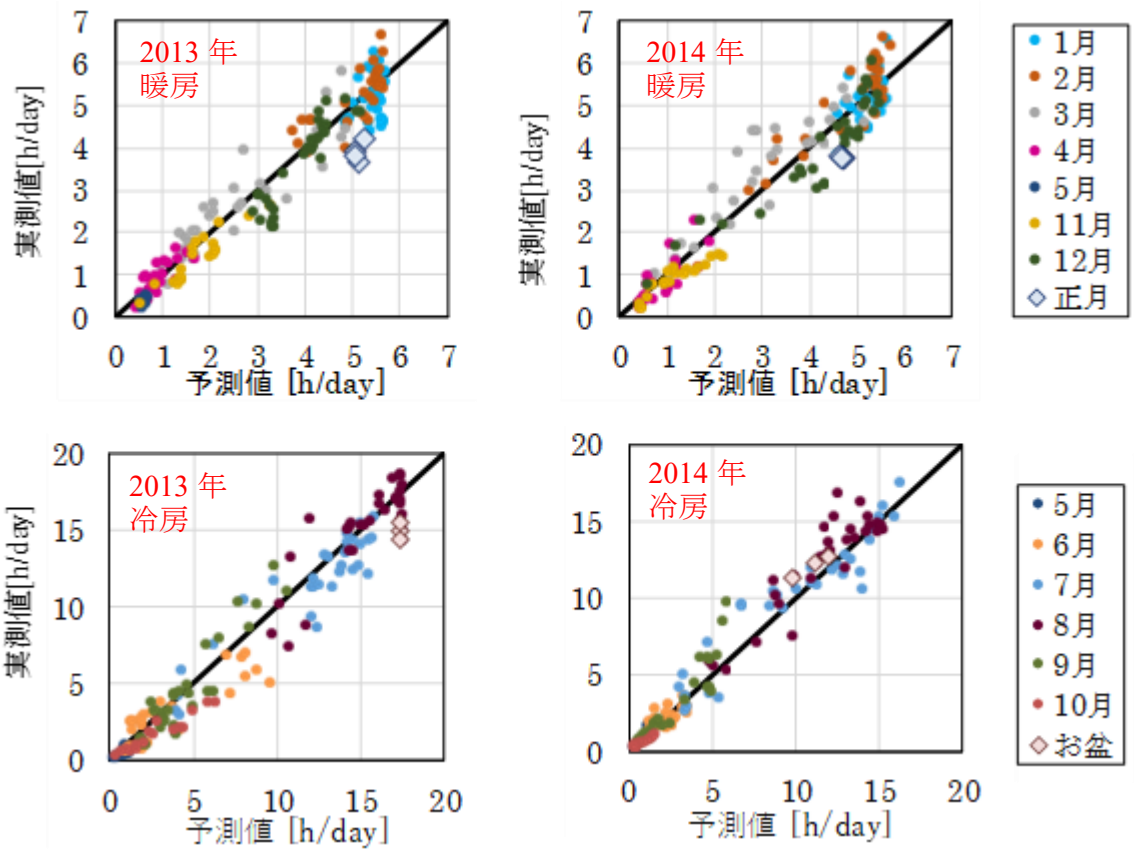


図 5-20　当該日及び過去の外気温度を考慮したときの日延べエアコン使用時間の予測

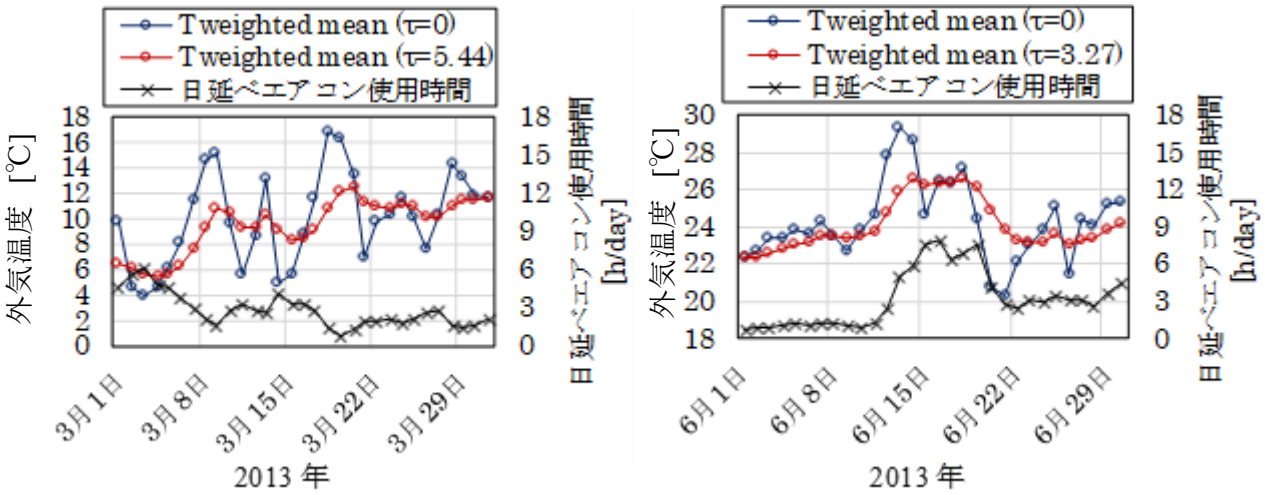


図 5-21　Tweighted mean と日延べエアコン使用時間の時系列変動

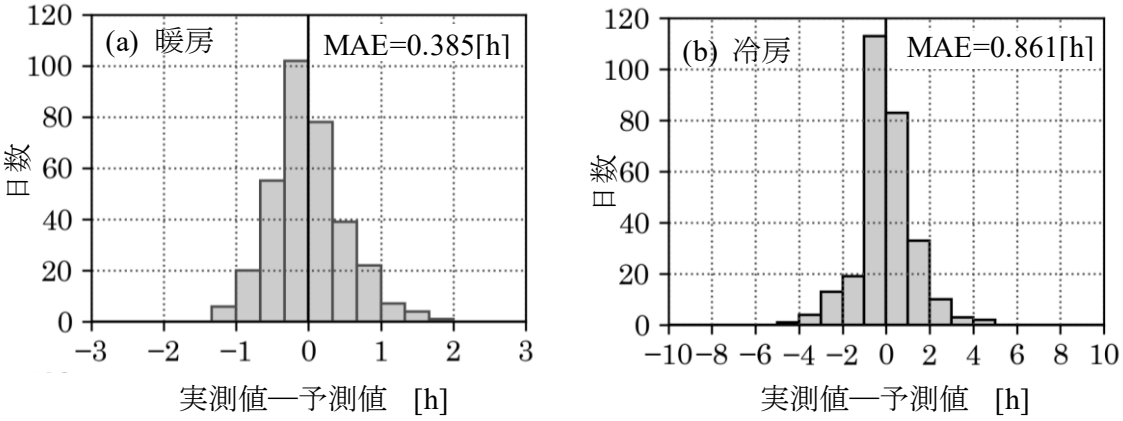


図 5-22　日延べエアコン使用時間の予測誤差のヒストグラム

5-7　推定精度への影響因子の考察

5-7-1　平休日

前章では外気温度のみを用いエアコン使用時間及び電力消費量の推定を行った．それに対し本章では，外気温度以外に推定精度に影響すると考えられる因子について検討する．まず，平日と休日の差に着目する．

表 5-6　平休日における実測値－予測値の統計値及び t 検定結果

	暖房		冷房	
	平日	休日	平日	休日
データ数	234	108	192	89
平均値	-0.162	0.244	-0.236	0.470
標準偏差	0.506	0.491	1.170	1.216
P 値（片側）	9.81×10^{-14}		2.79×10^{-8}	

表 5-6 に実測値－予測値の統計値及び t 検定の結果としての P 値を示す．なお，t 検定とは 2 グループの平均値に有意な差があるか否かを統計的に判定する手法の 1 つである．表における平均値は，暖冷房共に平日が負値，休日が正値をとる．これは，同じ外気条件であっても平日に比べ休日の方が，エアコン使用が多いことを示している．一方，標準偏差は平日，休日の間に大きな差は見られない．このことから，2 グループは等分散であるといえるため，t 検定を適用することができる．これに加え，t 検定を適用するための前提条件としては，対象となるデータが正規分布に従っている必要性がある．本データセットに関しては，図 5-22 より，これを満たしていると考えられる．t 検定の結果として，表に P 値を併せて示す．今回は「休日は平日に比べエアコン使用が有意に大きい」か否かを調べるため，P 値は片側の値とした．平休日による差は P<0.01 で有意と考えられる．また，図 5-23 に平日・休日別の Tweighted mean とエアコンの使用時間の関係を示す．オレンジで示した休日の方が灰色で示す平日に比べ，日延べエアコン使用時間が大きい傾向にあることが分かる．

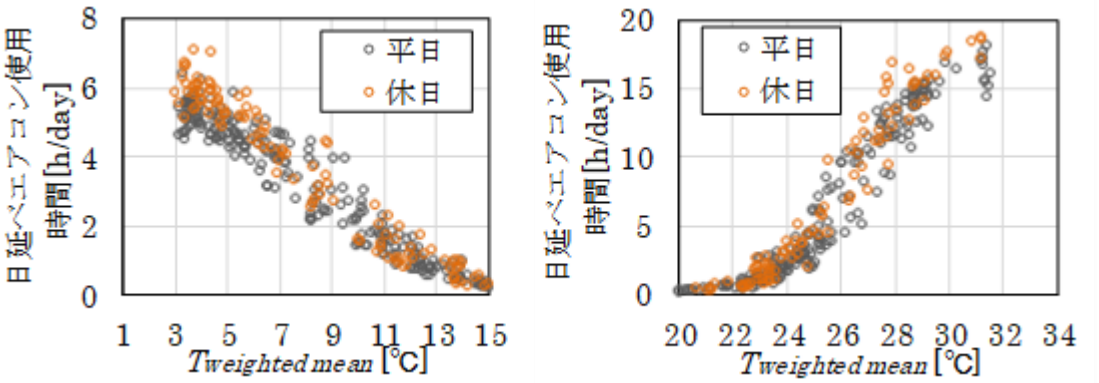


図 5-23　平日・休日別の Tweighted mean とエアコンの使用時間の関係

5-7-2　冷暖房期間の前半・後半

井上ら[17]の主張に基づき，「冷暖房期間の後半は前半に比べ冷暖房の使用が増加する傾向がある」か否かを検討した．各グループにおける実測値－予測値の統計値及び t 検定結果を表 5-7 に示す．前後半の分け方については図 5-11 を参考に，暖房は前半を 12，1 月，後半を 2，3 月とし，冷房は前半を 6，7 月，後半を 8，9 月とした．2 グループ間の平均値の差は暖房で約 0.4h，冷房で約 0.6h であり，これは平日・休日間の差に匹敵する．また，P 値も 0.01 より遥かに小さく，暖冷房共に有意差が認められる．前節の図 5-18 からも，暖冷房期間の前半のプロットは下側に，後半のプロットは上側に集中していることが分かる．以上のことから，冷暖房期間の前半・後半の違いは，平休日と並び，精度に影響を与える要素であると考えられる．

表 5-7　冷暖房期間の前半・後半における実測値－予測値の統計値及び t 検定結果

	暖房		冷房	
	前半(12,1 月)	後半(2,3 月)	前半(6,7 月)	後半(8,9 月)
データ数	116	118	122	112
平均値	-0.166	0.240	-0.209	0.363
標準偏差	0.493	0.566	1.170	1.216
P 値（片側）	1.97×10^{-6}		7.17×10^{-4}	

5-7-3　日射量

日積算日射量 15MJ/m^2 を閾値とし，閾値未満の日と閾値以上の日でグループ分けし，影響を分析した．日射量が多いと建物の躯体は熱を蓄積しやすくなるため，暖房は減少，冷房は増加すると考えられる．暖房における平均値は，仮説の通り日積算日射量 15MJ/m^2 未満のグループの方が大きい．しかし，その差は僅かであり，P 値も 0.275 と 0.01 より大きい．そのため，有意差があるとはいえない．一方で，冷房における平均値は 15MJ/m^2 以上のグループの方が小さく，仮説と一致しない．この時点で仮説の不成立は明らかであるため，標準偏差及び P 値は計算していない．これは，2014 年の夏季が記録的冷夏であり，日照時間は昨年比 6 割であった一方で，習慣で冷房を使用したと考えられる住戸が多く見られ，この時期の実測値が推測値を上回る傾向にあったためであると考えられる．

表 6-5　日射量における実測値－予測値の統計値及び t 検定結果

	暖房		冷房	
	15MJ/m^2 未満	15MJ/m^2 以上	15MJ/m^2 未満	15MJ/m^2 以上
データ数	246	88	169	112
平均値	0.00469	-0.0328	0.162	-0.274
標準偏差	0.526	0.433		
P 値（片側）	0.275			

5-7-4　急激な温度変化

前日に比べ外気温度が急激に上昇／下降した場合，エアコンに影響を与える可能性が考えられる．そこで，日平均外気温度が前日比で+1.5℃，-1.5℃，それ以外の 3 グループに分けた．なお，3 グループ以上のデータ群における 2 グループの平均値に有意な差があるか否かを判定する手法として，分散分析を用いた．分散分析も t 検定と同様に，P 値を計算し，その値が 0.01 以下であれば「有意差あり」と判定する．統計値及び分析結果を表 5-8 に示す．暖房での P 値は十分に小さく，有意差があると判定された．平均値は+1.5℃で負値，-1.5℃で正値をとっているため，短期間での急激な温度変化は，実際の変化幅より大きく感じ取る傾向にあることが示唆さ

れる．この結果は，Chun ら[18]が，人々の温熱感は過去 24 時間の外気温度の履歴に影響を受けることを示したことと一致している．また，冷房に関しては P 値が大きく，有意差なしと判定された．三寒四温という言葉が示すように日ごとの気温差が大きい冬季に比べ，夏季は気温上昇／降下が小さく，十分なサンプル数が集まらなかったことが一因として考えられる．

表 5-8　急激な温度変化における実測値－予測値の統計値及び分散分析の結果

	暖房			冷房		
	+1.5℃	それ以外	-1.5℃	+1.5℃	それ以外	-1.5℃
データ数	83	181	75	36	205	40
平均値	-0.156	0.0351	0.167	0.020	-0.0086	-0.059
標準偏差	0.409	0.538	0.423	1.292	1.215	1.274
P 値	3.29×10^{-4}			0.959		

5-8　結言

機器別に取得された実測データうち，エアコンの時系列電力消費データについての統計解析を行った．これによりエアコンの使用電力の住戸間のばらつき，冬季と夏季の運転割合の日変動，外気温度条件に対するエアコン運転頻度の特性を明らかにした．さらに，空調負荷の確率密度分布は住戸により大きく異なり，平均値による無次元化を施した場合にも普遍的な分布を見い出す事が困難な事を示した．

また，スマートメーターにより取得された 2013　年，2014　年の電力使用量データの解析を行った．これにより，当日及び過去の日平均外気温度に対して指数関数を応用した重み付け平均を行うことで，一般住戸におけるエアコン使用行動を高精度に説明できることを示した．

従来，bottom-up approach におけるエアコンのスイッチ ON 行動は，マルコフ連鎖としてモデル化されるのが一般的であった．マルコフ連鎖は，状態遷移確率が現在の条件によってのみ決定される，即ち過去の条件（例：外気温度）の影響を受けないことを前提としている．しかしながら，本研究にて過去数日の外気温度が当該日のエアコン使用行動に影響することが示されたため，上記の前提は現実と乖離していることが示唆される．このことから，本研究の成果は，bottom-up approach の改良の方向性を示しており，重要性が高いと考える．

参考文献

1) A. Hirsch, Y. Parag, J. Guerrero; Microgrids: A review of technologies, key drivers, and outstanding issues, Renewable and Sustainable Energy Reviews, Vol.90 (2018), pp.402-411.

2) A. Shaqour, T. Ono, A. Hagishima, H. Farzaneh: Electrical demand aggregation effects on the performance of deep learning-based short-term load forecasting of a residential building. Energy and AI Vol.8 (2022).

3) González-Torres, M.; Pérez-Lombard, L.; Coronel, J.F.; Maestre, I.R.; Yan, D. A review on buildings energy information: Trends, end-uses, fuels and drivers. Energy Rep., Vol.8 (2022), pp.626-637.

4) A. Ahmad, M. Hassan, M. Abdullah, H. Rahman, F. Hussin, H. Abdullah, R. Saidur: A review on applications of ANN and SVM for building electrical energy consumption forecasting. Renew Sustain Energy Rev, Vol.33, (2014) pp.102–109.

5) R. Mamlook, O. Badran, E. Abdulhadi: A fuzzy inference model for short-term load forecasting. Energy Policy, Vol.37 (2009), pp.1239–1248.

6) G. Dudek, D. Filev, J. Jabłkowski, J. Kacprzyk, M. Krawczak, I. Popchev, L. Rutkowski et al.: Short-term load forecasting using random forests BT. Intelligent systems'2014. Cham: Springer International Publishing; (2015) p. 821–828.

7) A. Del Real, F. Dorado, J. Dur´an. Energy demand forecasting using deep learning: applications for the french grid. Energies Vol.13. (2020).

8) F. Pallonetto, C. Jin, E. Mangina. Forecast electricity demand in commercial building with machine learning models to enable demand response programs. Energy AI Vol.7 (2021)

9) A. Pirbazari, E. Sharma, A. Chakravorty, W. Elmenreich, C. Rong. An ensemble approach for multi-step ahead energy forecasting of household communities. IEEE Access, Vol.9 (2021), pp.36218–36240

10) 飯坂達也，松井哲郎，福山良和；構造化ニューラルネットワークの新しい学習法と最大電力需要予測への適用，電気学会論文誌Ｂ，Vol. 124，No. 3 (2004)，pp 347-354.

11) 灰田武史；日種別・日射量を考慮した時刻別回帰型トレンド調整項付き需要モデリングによる電力ロードカーブ予測手法，電気学会論文誌Ｂ，Vol. 129，No. 12 (2009)，pp 1477-1485.

12) 谷本潤，萩島理，岩井雄志，諫山由紀子；居住者の生活スケジュールの多様性を考慮した包括的ユーティリティデマンド予測手法の構築，日本建築学会環境系論文集，No.74，pp.579-586，(2009)

13) NHK 放送文化研究所；2005 年度版 国民生活時間調査

14) 前田哲彦，長谷川裕夫，伊藤宏充，嶋川成浩，松本和博；九州地区の集合住宅におけるエネ

ルギー需要の計測と解析（その 1），第 20　回エネルギーシステム・経済・環境コンファレンス講演論文集，pp.383-386，2004.

15) 前田哲彦，丸山康司，安幸，伊藤宏充，嶋川成浩；九州地区の集合住宅におけるエネルギー需要の計測と解析（その 2），第 21　回エネルギーシステム・経済・環境コンファレンス講演論文集，pp.473-476，2005.

16) 谷本潤，相良博喜，萩島理；エネルギー計算に用いる生活スケジュールに関する研究　第 4 報 生成データの検証，空気調和・衛生工学会論文集，No.110，pp.35-41, 2006.

17) 谷本潤，相良博喜，萩島理，木内豪，神田学，中山有；エネルギー計算に用いる生活スケジュールに関する研究　第 5 報 久が原の実給水量データと予測給水デマンドとの比較，空気調和・衛生工学会論文集，No.113，pp.35-38, (2006)

18) 谷本潤,相良博喜,萩島理,飯尾昭彦；エネルギー計算に用いる生活スケジュールに関する研究 第 6 報 水・湯消費イベント予測時系列と田中・飯尾氏アンケート調査データとの比較，空気調和・衛生工学会論文集，No.123，pp.33-37, (2007)

19) 谷本潤，相良博喜，萩島理，前田哲彦；エネルギー計算に用いる生活スケジュールに関する研究 第 7 報 集合住宅における給湯，電力需要時系列実測データとの比較，空気調和・衛生工学会論文集，No.127，pp.19-24, (2007)

20) 谷本潤，萩島理，片山忠久；実測に基づく冷房発停状態の遷移特性に関する考察　冷房発停にマルコフモデルを適用した場合の熱負荷特性に関する基礎的検討　第３報，空気調和・衛生工学会論文集 No.82，pp.59-66, (2001).

21) 谷本潤，萩島理，岩井雄志，諫山由紀子；居住者の生活スケジュールの多様性を考慮した包括的ユーティリティデマンド予測手法の構築，日本建築学会環境系論文集，No.74，pp.579-586, (2009).

22) R. Fukami, A. Hagishima, J. Tanimoto, N. Ikegaya; Stochastic nature of occupants' behavior toward air‐conditioning operation in residential buildings, Japan Architectural Review, Vol.5, Issue.4, (2022)

23) N. T. Toosy, A. Hagishima, K. Tanaka; Heat health risk assessment analysing heatstroke patients in Fukuoka City, Japan, PLOS ONE Vol.16, No.6 (2021)

第６章　電力デマンドのピークの特性に関する分析

6-1　緒言

電力供給設備は年間のピーク電力を賄えるよう設計する必要があることから，ピーク電力の適切な予測は設備容量を決定する上で非常に重要となる．既往研究としては，吉野ら[1)]が 2003 年に行われた全国の住宅 80 戸のエネルギー消費量実測調査に基づき，各住戸におけるピーク電力及びその発生時刻を報告している．また，灰田ら[2)]や飯坂ら[3)]は電力供給者の視点から，重回帰式及びニューラルネットワークを用いたピーク電力の予測手法を提案している．多数住戸の実測データを用いた例では，Fan ら[4)]がシドニーにおける 9900 戸の計測データを基に，電力ピークに影響を与える要因について検討している．さらに，Andersen ら[6)]は電力需要カーブを構成する各家電機器の電力使用量をモデル化することで，合計値としての電力ピークを予測する手法を開発している．

しかし，これらは単独住戸におけるピーク又は複数住戸の合計電力ピークのいずれかを対象としており，対象となる住戸数が電力ピークに与える影響については検討されていない．電力需要の合算住戸数が増えると，日々不規則な時刻で生じる各世帯の需要ピークがスムージングされることから，合算する住戸数は電力ピークに大きな影響を与えるであろう．僻地におけるごく少数住戸のコミュニティ，集合住宅における一括受電など様々な状況を考えると合算する住戸数と電力ピークの関係性を体系的に整理することは有用であろう．

また，電力消費量だけでなく空調負荷も同様にピーク特性を持つと考えられる．空調負荷のピーク特性および，空調負荷を合算する住戸数との関係性を分析・整理することは，地域熱供給の事業者にとって，設備のサイズ決定などの用途で有益であると考える．

また，近年はデマンドレスポンス(DR)による電力ピーク削減も注目を集めている．DR に関しては， Time of Use (TOU)， Critical Peak Pricing (CPP)，Peak Time Rebate (PTR)などをはじめ，様々な手法が提案されている．このうち，CPP や PTR については，一般住戸の電力ピーク削減についての実証試験[7-9)]において，最大 20%の電力ピーク抑制を確認している．一方で，機器使用の時間変更は，居住者に少なからず負担を強いることになる．このような状況下では，年数経過に伴い居住者の協力を得続けることが難しくなり，DR 効果は低下するとの報告もある[9)]．そのため，遠隔制御方式が注目されている．本方式は，居住者の快適性を損なわない範囲で，住戸内の家電機器の運転スケジュールや消費電力を電力系統側やアグリゲータ側から遠隔制御する方式である．これにより，居住者の自発的な行動変容に依存せずに DR を実施できる可能性がある．遠隔制御方式に関する研究例としては，馬場らは各家電に指令を出すシステムのプロトタイプとして iDR を提案している[10)]．本方式を社会実装するには，指令の発信側のシステムに加え，指令を受ける家電機器側にも遠隔制御機能を搭載する必要がある．遠隔制御機能の開発・市場投入する家電機器の優先順位を決定するには，各家電機器がどれだけピーク削減に寄与で

きるかのポテンシャル（以下，ピーク削減可能量）を把握する事が必要である．特に住宅における電力消費量は，外気温度などの気象条件のみならず居住者の生活スケジュールにより住戸毎にも大きなバラツキが存在する上に，日々大きく変化するため，多数住戸を対象に長期間実測された電力消費量データに基づき，ピーク削減可能量の評価する必要がある．また，複数の住戸グループを対象とする場合，均し効果により合計需要の時系列特性は変化することが知られている [11]．そのため，ピーク削減可能量を評価においても，住戸グループを構成する住戸数を考慮に入れる必要がある．業務部門においては，複数ビルを対象とした空調設備における均し効果の定量化が行われているが [12]，一般住戸を対象にこうした検討を行った報告例は，筆者らの知る限り存在しない．

以上を踏まえ本章では，まずは電力消費量ピークの特性の把握を目的に，大阪における多数住戸を対象に長期間にかけて収集された電力消費量実測データを解析し，電力消費量ピークの特性及び住戸数がピークの特性に与える影響について検討する．また，上記の大阪のデータに加え，クアラルンプールで計測したエアコンの電力消費量実測データを用い，空調負荷ピークの特性及び住戸数がピークの特性に与える影響について検討する．その後，家電機器毎のピーク削減可能量の推定を目的に，496 戸からランダムサンプリングにより住戸の組み合わせが異なる様々な住戸グループを作成し，その合算電力消費量データから各機器のピーク削減可能量を推定し，住戸グループサイズがピーク削減可能量に与える影響を考察する．

6-2　単独住戸における総電力需要のピーク

6-2-1　単独住戸の総電力需要ピークの概要

まず，本節では単独住戸における電力ピークに着目する．図 6-1 に 3LDK の解析対象住戸の全 364 戸における主幹電力，即ち全用途合計電力需要の 1 分間隔測定量の確率分布図を片対数，両対数グラフの双方で示している．なお，階級幅は 10W としている．図 6-1 から，2013 年，2014 年共に，130～150W 前後で最も確率密度が大きく，電灯主幹測定値は小さな値に集中していることがわかる．これに対し，最頻値を超える範囲に着目すると，測定値と確率密度は負の関係にあることが捉えられ，1000W を超えると発生確率は極めて小さくなる．ところが，確率密度の減少速度は徐々に鈍化し，8000W 前後に届くまで 0 にはならない．このことから，図 6-1 はロングテールの特徴を持っており，高電力消費の領域で大きくばらついていることが確認できる．以上のことから，大きくばらつく電力消費を高精度に予測することは容易ではなく，信頼に足る電力需要予測システムの構築のためには，こうした電力ピークの特徴を丁寧に捉えることが不可欠であると考えられる．

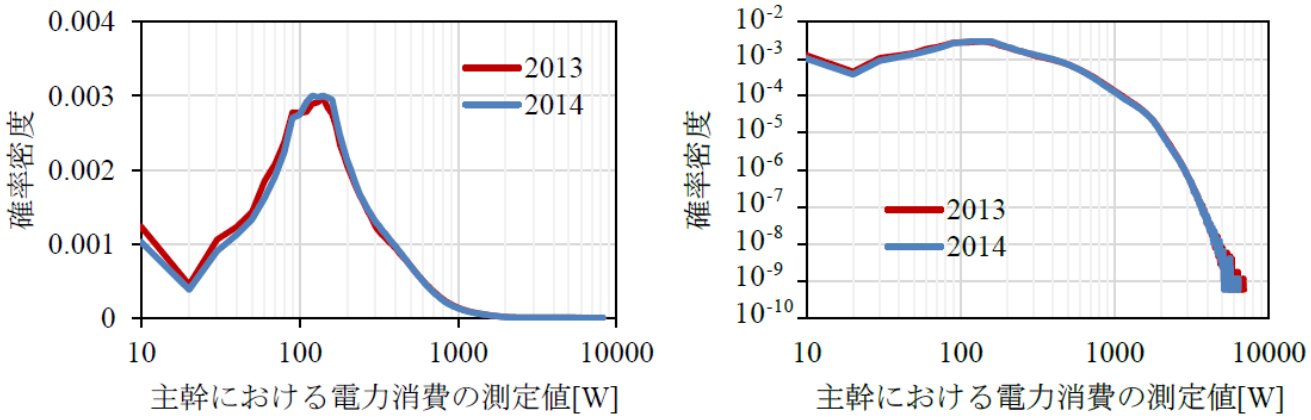


図 6-1 3LDK 住戸における総電力消費の 1 分間隔測定量の確率分布

図 6-2 に 3LDK の各住戸における主幹の電力需要の平均値及び年間最大値に関する確率密度分布を示す．また，表 6-1 に基本的な統計値をまとめている．階級間隔はそれぞれ 50，500W としており，データ数は 3LDK の有効住戸数 364 である．確率密度のばらつきはいずれも左右非対称で，最頻値を超える範囲のばらつきが大きくなっている．電力需要の年平均は 200~600W に幅広く分布しているのに対し，年最大値は 4000W 付近に住戸が集中している．このことから，住戸間ばらつきは，電力需要の平均値に比べ年最大値の方が比較的小さいことが読み取れる．

図 6-3 に，主幹における電力需要の平均値と年最大値の関係を示す．1 プロットは 1 住戸を示す．相関係数は各年共に 0.48 と，弱い相関が認められる．しかしながら，類似した年間平均値が生じた住戸群でも年間最大値は大きくばらついていることが分かる．以上のことから，年最大値の住戸間のばらつきは比較的小さく，電力需要の平均値が小さい住戸であっても，瞬間的に大きな使用量を記録する場合があることが示唆される．

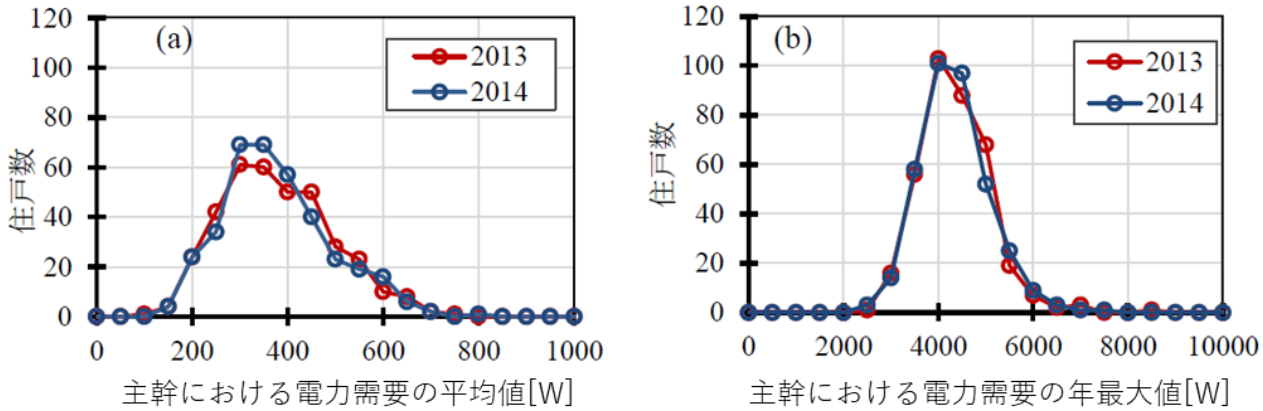


図 6-2 3LDK 住戸における住戸毎の主幹の電力需要の
(a):平均値，(b):年間最大値に関する確率密度

表 6-1　3LDK 住戸における住戸別の総電力使用量の年平均値および年最大値に関する統計値

	年平均[W]			年最大[W]		
	平均	標準偏差	変動係数	平均	標準偏差	変動係数
2013	354.2	116.2	0.328	4107.2	747.7	0.182
2014	352.0	113.9	0.324	4091.5	734.1	0.179

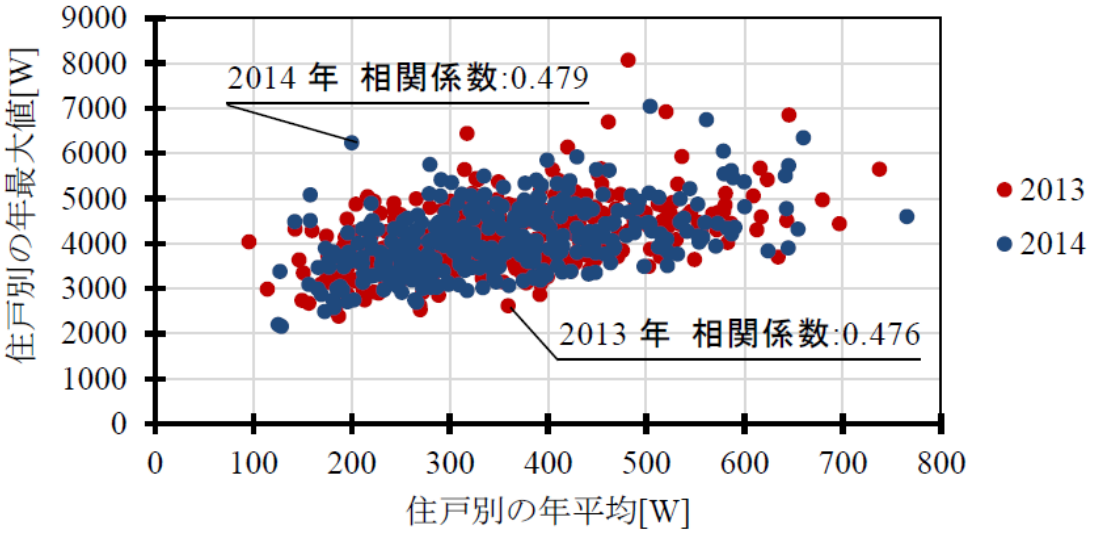


図 6-3　3LDK 住戸における住戸別の総電力使用量の年平均値および年最大値の関係

表 6-2 に 3LDK 住戸(全 364 戸)における 2013 年の主な 11 機器の消費電力の最大値 1～3 位及び上位 0.1 パーセンタイル（以下，0.1％）についてまとめた．洋室･和室については，代表として洋室 1 を抽出している．なお，ここで上位 0.1%とは，住戸毎に 1 年間の全測定値を降順に並べたとき，データ数基準で全体の上位 0.1%のグループに当たる測定値のうちの最低測定値を示す．なお，3LDK 住戸のうち IH ヒーターを導入している住戸は 4 つのみと非常に稀である（全 586 住戸中では 7 住戸）．まず，最大値 1～3 位，即ち全住戸のデータ中の最大値に着目すると，いずれの機器においても非常に大きい値を示しており，特にキッチン照明＆コンセント，オーブン･レンジ及び IH ヒーターは約 5kW と，主幹電力の最大値の住戸平均である 4kW をも上回っていることがわかる．このことから，各機器のピーク電力は非常に大きく，たとえそれが 1 つの機器だけであったとしても，世帯の電力需要の瞬間的増加をもたらすことが示唆される．加えて，キッチン関連の最大電力消費が大きい点にも注目したい．これらは総電力消費における寄与率は小さいものの，瞬間的に 1kW を大きく上回る高電力を消費する機器が多く，ピーク電力評価の際は無視できないことが確認できる．また，最大値と上位 0.1％の値を比較すると，いずれの機器においてもその隔離は大きい．このことから，電力ピークは非常に稀なイベントであり，その正確な予測評価のためには，長期間測定されたデータ用いる必要があることが示

唆される．なお，一般的な家族向けマンションの住戸当たり契約電力は，60A またはそれ以上であるため，本データの電力ピーク解析においては，契約電力上限の影響を殆ど受けていないと考えられる．

図 6-4 に各住戸における主要機器の最大値の世帯間ばらつきを表すヒストグラムを示す．なお，階級幅は 100W としている．最も右側，即ち高電力側に分布が偏っているのはオーブン・レンジであり，2kW 台後半を示す住戸も少なくなく，主要機器の中でも最大電力が最も大きい傾向にあることが確認できる．次いで，LDK のエアコンも大きく 2kW 台前半の領域に住戸が集中している．これに対して，居間・食堂コンセント，洋室，洗面脱衣所，玄関廊下・トイレは 1k～1.6kW でピークとなっている．このうち，洗面脱衣所はドライヤーによる電力消費であると考えられるが，その他の 3 用途は掃除機の電力消費である可能性がある．掃除機は使用時に部屋毎のコンセントに差し替えるのが一般的であるため，各部屋での最大電力が類似していると考えられる．なお，玄関廊下・トイレは洋室や居間・食堂コンセントに比べ小さい電力消費でピークとなるが，これは，他の 2 部屋に比べ掃除機と同時に使用する機器の数が限られているためであると考えられる．また，洗濯機は比較的最大電力消費が小さい傾向にあり，約 400W の住戸が最も多い．

表 6-2　3LDK 住戸における 2013 年の主な 11 機器の消費電力の最大値 1～3 位及び上位 0.1％

	最大値[W]注 1)			全住戸平均		対象住戸数
	1	2	3	最大値[W]注 1)	上位 0.1%[W]	
電灯主幹	8071	7823	7637	4093	2285	364
玄関廊下・トイレ照明	1986	1388	1338	982	285	364
洗面脱衣所	2612	2577	2534	1303	769	364
洗濯機	1844	1794	1787	819	463	364
キッチン照明＆コンセント	5132	4897	4278	1246	683	364
オーブン・レンジ	4904	4862	4269	2242	1210	364
食器洗い乾燥機	2605	2598	2577	762	555	364
IH ヒーター	4947	4947	4940	4321	2370	4
居間・食堂コンセント	3388	3303	3296	2135	1082	364
洋室 1	2434	2285	2228	1139	292	364
居間・食堂エアコン	2769	2747	2740	1986	1011	364
洋室 1 エアコン	2022	1950	1922	790	356	364

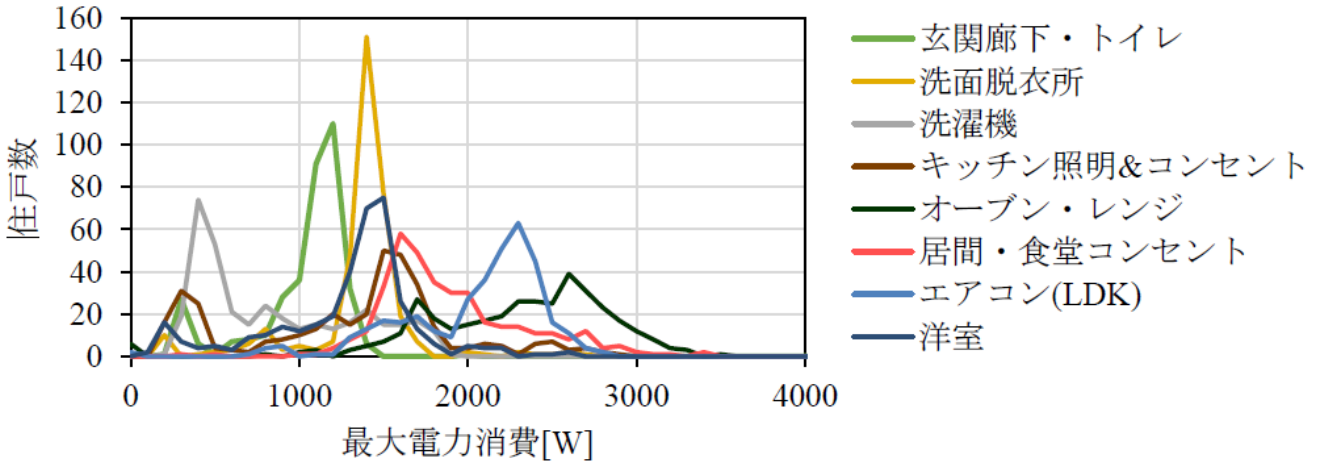


図 6-4　3LDK の各住戸における主要機器の最大値の世帯間ばらつき

6-2-2　単独住戸の総電力需要ピークの特性と考察

図 6-5 は，全 496 住戸を対象に，住戸単位の電力ピークが，何月の何時に発生したかを示す結合確率密度の等高線図である．なお，以下では全時刻の計測データを住戸毎に降順に並べたとき，全体の上位 0.1%に含まれるデータを電力ピークとする．図より，2013 年と 2014 年共に，夏季の夜と冬季の朝，夜の 3 つの時間帯でピークが見られ，中でも 1，2 月の 7 時前後での発生確率が最も高い．また，季節間で比較を行うと，朝及び夜間のいずれにおいても冬季の方が夏季よりも確率密度が高い．これらの点は，図 2-15 で示した，時刻別の平均電力需要が夏季の夜に最大となる結果とは異なっている．図 6-5 は 1 分間隔データの瞬時値に基づいているのに対し，図 2-15 では用いた，世帯群及び時間方向の両方向に平均化した値を用いている．このように，瞬時値を用いるか平均化した値を用いるかにより，ピークの発生する季節及び時間帯が変化する点は注目に値する．また，冬季の朝のピーク発生時刻は 7 時に一極集中しているのに対し，冬季の夜のピークは 18～21 時の間に満遍なく広がっている．同様の傾向は矢田ら[13]による 1 分間隔測定データに基づく解析結果においても見られる．

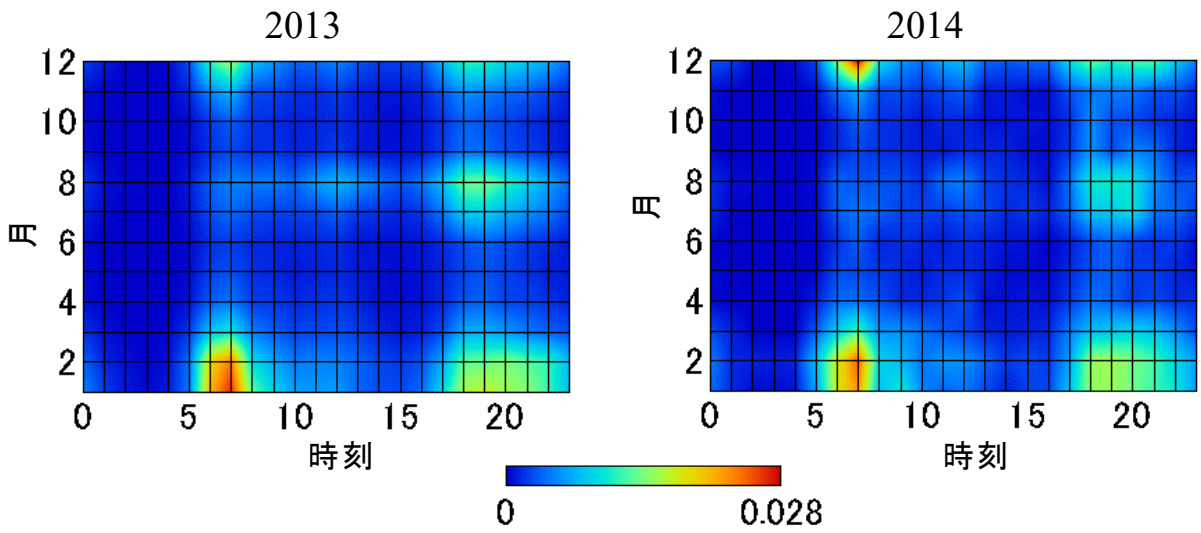


図 6-5　各住戸における電力ピークの発生月･時刻の結合確率密度

図 6-6 に単独住戸における電力ピークが記録された時刻における電力使用の機器内訳を示す．なお，電力ピークその発生月と時間帯によって，夏と冬（夏:6~9 月，冬:12~3 月），6:00~9:00，17:00~20:00，20:00~23:00 の 6 種類に分類している．図 6-6 によると，オーブン･レンジとエアコンが大きな割合を占めていることが分かる．オーブン･レンジは総電力使用量（＝Wh）こそ小さいものの，短時間に高出力を要求する（即ち W は大きい）ため，ピークの要因として非常に大きい．時間帯別に見ると 6:00~9:00，17:00~20:00 における割合が比較的高く，食事前に多く使用されていることが窺える．一方，20:00~23:00 には食器洗い乾燥機や洗面脱衣所といった，食事の後に使用されるものの寄与率が高まっており，夜は時間帯によって異なる部屋，異なる機器が使用される傾向にあることが分かる．一方，エアコンは全期間を通して高い割合を占めているが，冬季の方が夏季より割合が高い．これは，設定温度と外気温の差がより大きくなる冬季の方が熱負荷は大きく，1 台あたりの電力消費が大きくなるためであると考えられる．特に，朝におけるエアコンの割合は，冬季の方が夏季よりも遥かに大きい．暖冷房以外の朝の行動は季節によらず一定であるとするならば，このエアコンの電力需要の差が影響し，朝における夏と冬のピーク発生確率の違いが生まれていると考えられる．また，居間･食堂コンセントと洋室･和室の合計で比較を行うと，冬の方が夏よりも寄与率が大きくなっている．これは，コタツや電気ヒーターといった暖房器具の使用によるものであると考えられる．

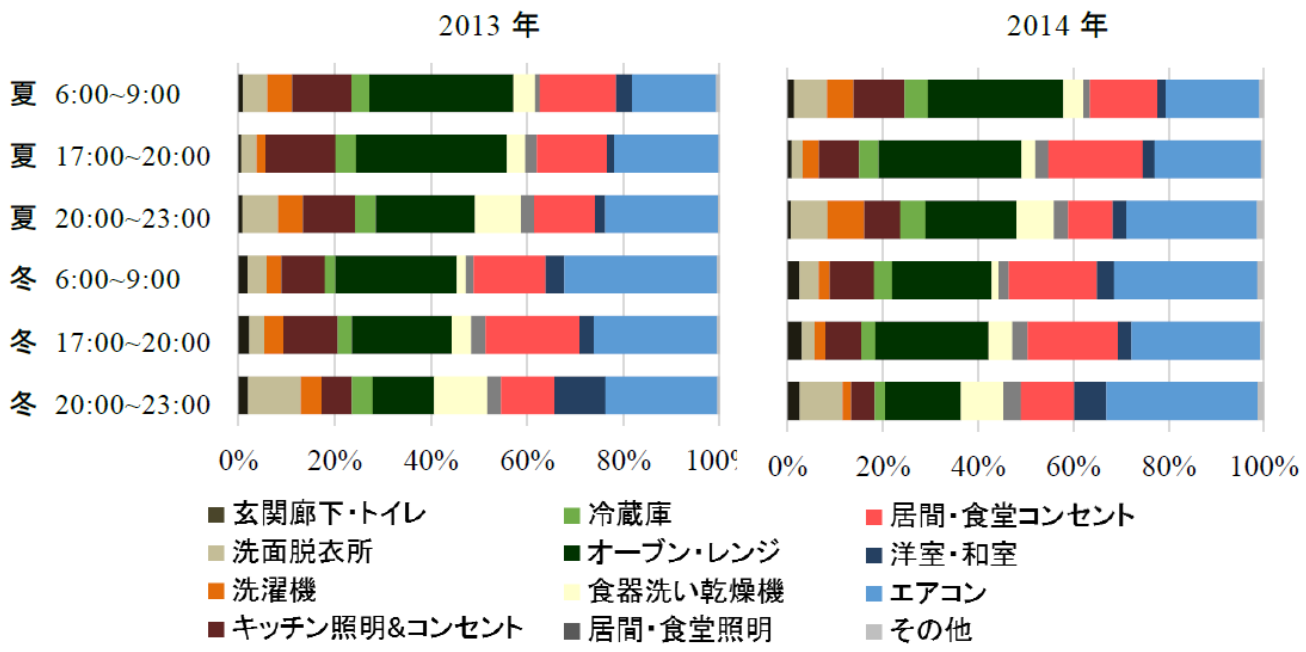


図 6-6　単独住戸における電力ピークが記録された時刻における電力使用の機器内訳

6-3　複数世帯における合算電力需要のピーク

本節では，複数住戸で構成される住戸グループの合算電力需要を使用する場合，ピークの特性にどのような変化が現れるか，また，住戸グループの住戸数が増加するに従い，ピークがどのように軽減されていくかについて検証する．

6-3-1　複数世帯の合算電力需要ピークの概要

図 6-7 に，複数住戸で構成される住戸グループの合計における上位 0.1%データの抽出方法を示す．まず，住戸群サイズの候補を決定する．今回は 1，3, 10, 30, 100, 300, 496，496 戸とした．次いで，全住戸からランダム抽出（非復元抽出）により住戸グループを構成し，これを 100 サンプル作成する．ただし，住戸群サイズ 1 に対する住戸群は 496 個，住戸グループサイズ 496 に対しては 1 個とする．この住戸グループにおける合算電力需要のアンサンブル平均（即ち住戸当たりの平均電力需要の曲線）を計算し，このアンサンブル平均の内，上位 0.1%の範囲にあるデータを抽出する．これにより，様々な住戸の組み合わせで構成される住戸グループの電力ピークを評価できる．以下の解析ではこの手順で抽出したデータを使用している．

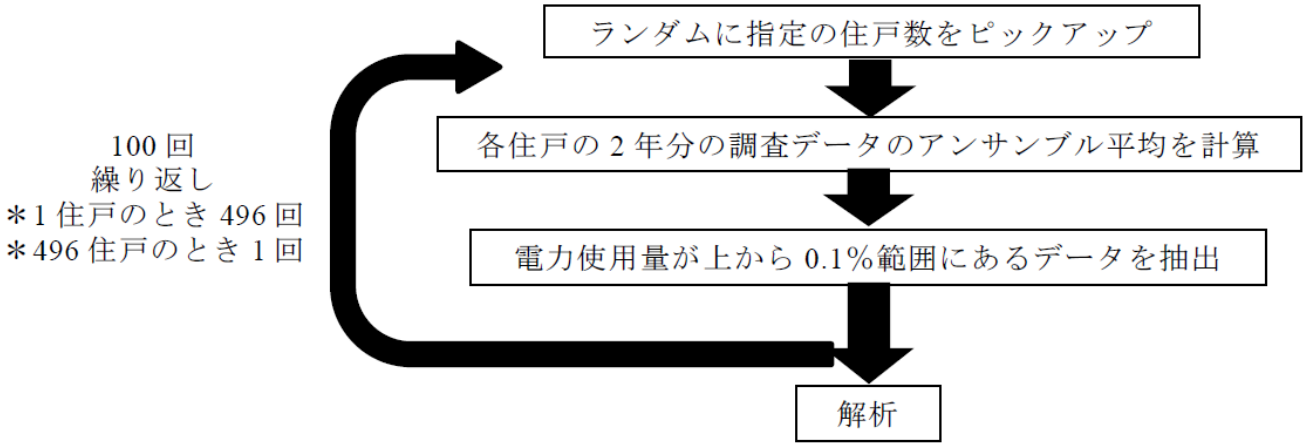


図 6-7　複数住戸における上位 0.1%データの抽出方法

図 6-8 に住戸数と合算電力のピークの関係を示す．住戸の組み合わせ毎に算出した合算電力需要の年間最大値を，住戸の組み合わせ数で平均した値を青線で示す．また，住戸の組み合わせ毎に上位 0.1 パーセンタイル値を算出し，これを住戸の組み合わせ数で平均した値を灰色の線で表す．それぞれに付随しているエラーバーは，試行間のばらつきについての標準偏差を示している．また，全試行における電力消費量の最大値をオレンジのプロットで示す．図 6-8 より，住戸数が増えるに従って，いずれの値も減少傾向にあり，特に住戸数が少ない場合，その減少傾向はより顕著になる．各試行における最大値の平均は 1 住戸の場合と比較し，10 住戸の場合は約 3 分の 1，496 住戸の時には 5 分の 1 程度まで下落している．また，496 住戸付近における，各値の傾きは非常に小さいことから，さらに住戸数を増やして同様の計算を行ったとしても，496 住戸の結果と近い計算結果になることが予想される．また，各試行における最大値の標準偏差の大きさは，各世帯のスケジュールの違いが，複数住戸が合わさることでどれだけ相殺されるかを検討する上で大変重要なパラメータとなると考えられ，100 住戸の場合に既に十分に小さくなっている点は注目に値する．この事実は，例えば都市部の大型マンションのような，ある一定以上の世帯数が入居する集合住宅であれば，そのトータルの電力需要を予測する際，居住者の生活スケジュールの重要性が薄れることを示唆している．また，住戸数が増えるに伴い，各試行における最大値の平均と上位 0.1%の平均との間の差も小さくなる．このことからも，激しい時変動を有する各住戸の電力需要カーブが，複数住戸の平均化によって相殺されていることが窺える．各世帯数における詳細な統計値については，表 6-3　を参考にされたい．なお，496　住戸については住戸の組み合わせが 1 組のみであるため，標準偏差や最大値は示していない．

この結果は，谷本ら[19]の既往研究と比べ，1~10 住戸の領域におけるピークの低減幅が大きい．この理由として，以下 2 点が挙げられる．

・既往研究では 15 分刻みの電力ピークを評価しているのに対し，本研究では 1 分刻みのピークを算出しているため，本研究の方が 1 住戸におけるピーク値が大きい．

・既往研究では各住戸の機器（例：洗濯機）の定格消費電力は，全住戸で同一の値を使用し，bottom-up のシミュレーション用いてピークを算出しているのに対し，本研究では実測値を用いてピークを算出しているため，機器の定格電力が住戸毎にばらついている点も含まれる．

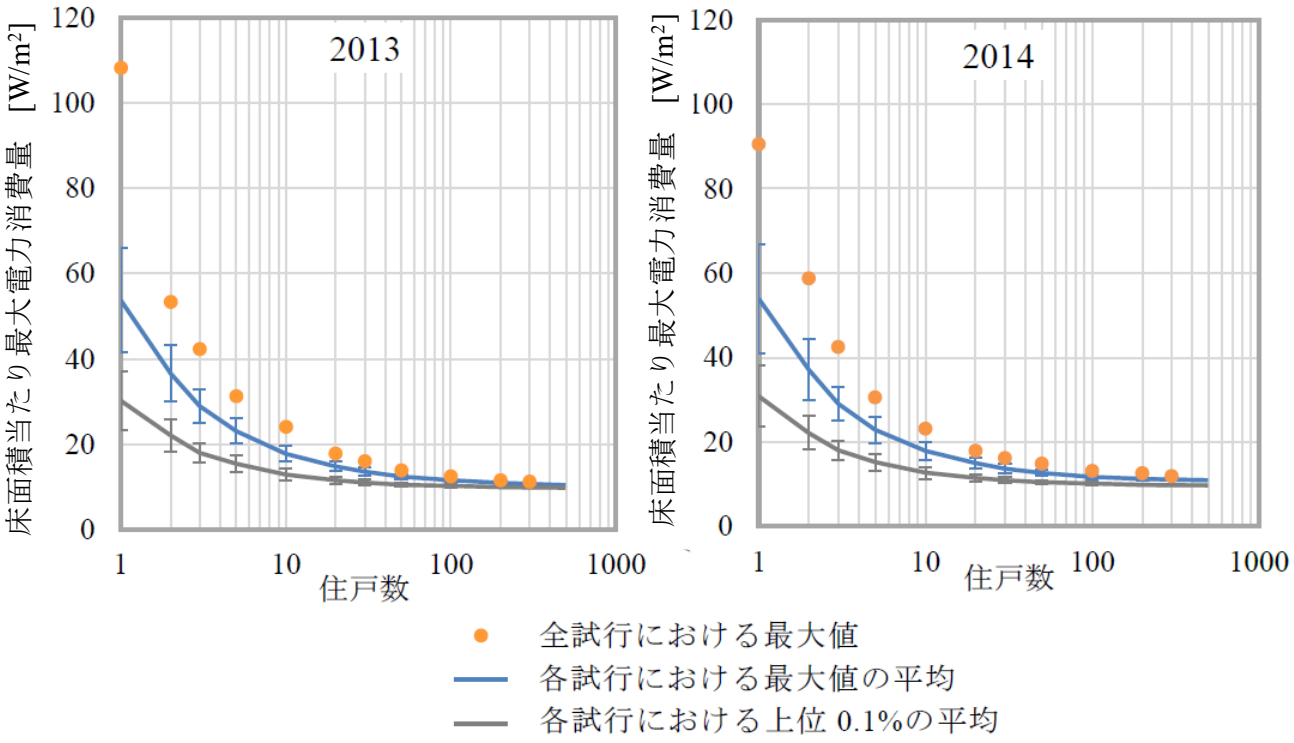


図 6-8　住戸数と合算電力需要のピークの関係

表 6-3 住戸数ごとの合計電力消費量のピーク

住戸数	2013					2014					試行回数
	年最大値$[W/m^2]$			上位 0.1% $[W/m^2]$		年最大値$[W/m^2]$			上位 0.1% $[W/m^2]$		
	平均値	標準偏差	最大値	平均値	標準偏差	平均値	標準偏差	最大値	平均値	標準偏差	
1	53.7	12.26	108.2	30.2	6.89	54.0	12.96	90.5	30.8	7.29	496
2	36.6	6.50	53.3	22.1	3.89	37.1	7.33	58.7	22.1	3.97	100
3	28.9	4.04	42.3	17.9	2.32	29.0	3.98	42.5	18.0	2.32	100
5	23.1	2.97	31.2	15.4	1.86	22.8	3.17	30.5	15.1	19.5	100
10	17.7	18.7	24.0	12.8	1.35	17.9	2.19	23.1	12.7	1.42	100
20	14.8	1.08	17.8	11.6	0.80	15.0	1.21	17.8	11.4	0.83	100
30	13.5	0.96	16.0	11.0	0.69	13.7	1.04	16.1	10.9	0.72	100
50	12.4	0.61	13.9	10.5	0.47	12.6	0.72	14.8	10.4	0.49	100
100	11.5	0.43	12.4	10.2	0.33	11.7	0.59	13.1	10.1	0.37	100
200	10.9	0.25	11.5	9.91	0.18	11.2	0.41	12.6	9.83	0.21	100
300	10.7	0.21	11.24	9.85	0.14	11.0	0.29	11.9	9.77	0.16	100
496	10.4			9.76		10.9			9.71		1

図 6-9 に 2013 年 7 月 9 日～13 日における合算電力需要の各世帯平均の時系列データを示す．図から，1 世帯の場合の電力デマンドは激しく上下しているものの，平均する住戸数が増えるに従い，変動が穏やかになっていることが分かる．特に 300 住戸になると，細かな変動はほぼ完全に潰れ，1 住戸の際に見られた日毎のばらつきが殆ど確認できない．このことから，居住者の生活スケジュールによる電力デマンドの日毎のばらつきは，多数住戸のアンサンブル平均によって影響が小さくなることが分かる．また，表 6-4 に住戸数と上位 0.1%範囲内の合算電力需要の平均継続時間の関係を示す．この値が大きいほど高電力消費が継続して見られたことを意味しており,時系列電力消費の変動の大小を示すと捉えることができる. まず,1 住戸に関しては，平均継続時間は 2.28 分と非常に短く，電子レンジやエアコンの初期稼動電力といった瞬間的に高電力消費を行う機器による影響が支配的である考えられる．一方，住戸数が増えるに従って平均継続時間が長くなっている．このことから，合算電力需要の変化がなだらかになっていることが示唆される．100 戸及 300 戸の違いに着目すると，図 6-8 では大きな違いは見られないが，表 6-4 では明らかに異なっており，平準化度合いが 100 住戸を超えても変化することが見て取れる．

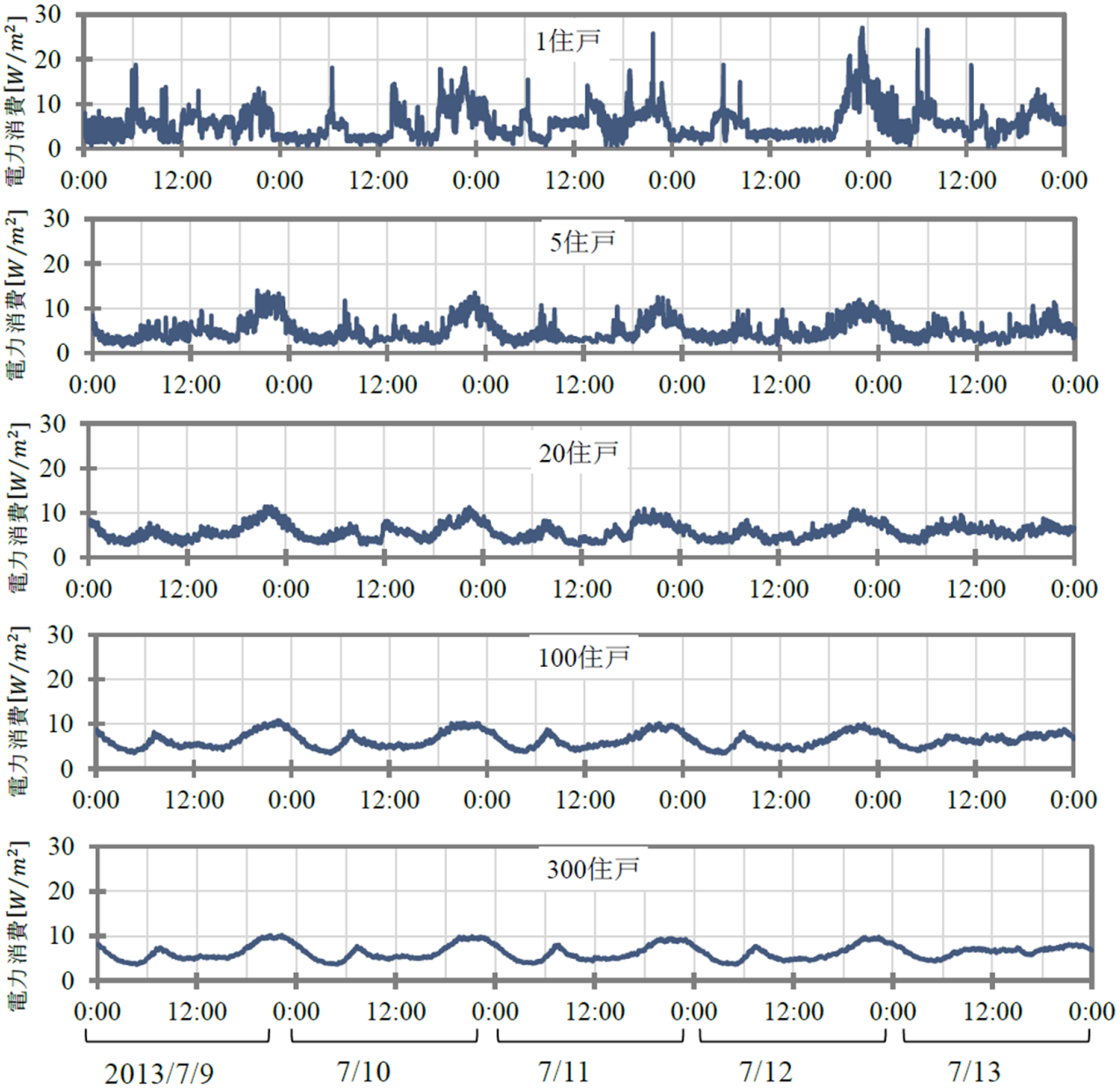


図 6-9 2013 年 7 月 9 日～13 日における合算電力需要の各世帯平均の時系列データ

表 6-4 住戸数と上位 0.1%の合算電力需要の平均継続時間の関係

住戸数	1	5	20	100	300
上位 0.1%をマークする合算電力需要ピークの平均継続時間[min]	2.28	2.70	3.53	5.56	7.74
試行回数	496	100	100	100	100

6-3-2　複数世帯ピークの特性と考察

図 6-10 に年間で上位 0.1%以上の電力消費量が発生した季節･時間帯の結合確率密度を示す・また，1 住戸と 300 住戸の季節に注目した場合の月別確率密度を図 6-11 に示す．また，図 6-12 は各世帯数における上位 0.1%データの内訳を示している．図 6-10 より，単独住戸で見た場合年間ピークは朝に集中しているが，住戸数が増えるに従って夜にピークがシフトしていることが分かる．というのも，1 住戸の場合に大きな割合を占めるオーブン・レンジは高出力ではあるものの，使用時間が短いため複数住戸で使用時刻が重なることは稀である．代わりに長時間使用されるエアコンや居間･食堂コンセントの寄与率が高まり，ピークが出やすい時間帯が夜間にシフトすると考えられる．さらに，1 住戸の場合も夜のピークは存在するが，最大となる時刻は 18~19 時と比較的早い時間であるのに対し，住戸数が増えるにつれてその時間帯が遅くなってゆき，300 住戸では 21 時にピークを迎えており，2 時間以上ピーク時刻が遅くなっている．これは，電子レンジは朝や夕食前によく使用されるが，エアコンや居間・食堂コンセントは夕食時から就寝までの時間に使われることが多いことによると考えられる．なお，冬季においてこの傾向が見られないのは，入浴後の暖房の必要性の低下によって，暖房使用時間が冷房に比べ早い時刻に集中することに起因する．

続いて，各住戸数におけるピーク時の確率密度に注目すると，1 住戸の場合 3%に満たないが，住戸数の増加と共に増え続け，300 住戸の場合には約 33%と，10 倍以上にまで大きくなっている．これは各住戸の電気使用量の細かな振動が住戸数の増加により取り除かれるためであると考えられる．また，2014　年夏は記録的冷夏（参考:第 2 章）であった影響で，2013 年に比べ 2014 年は夏季にピークが出にくい．特に 300 住戸の場合はこれが顕著で，2013　年 8 月の結合確率密度は 0.61 であるのに対し，2014 年 8 月は 0.01 と，大きく異なっている．多数の住戸数のデマンドを組み合わせた場合，その電力ピークは外気温の影響を受け易くなることが示唆される．これは図 6-12 に示すように，夏季におけるピーク電力構成にエアコンが占める割合が，住戸数が増えるにつれて増大することと関係していると考えられる．これに対し，1 住戸のみの場合，2013 年と 2014 年の違いは微々たるものに過ぎない．住戸によるばらつきはあると考えられるものの，単独住戸の場合は一般に，外気温の影響はごく僅かにとどまることが分かる．続いて図 6-12 に注目すると，住戸数が増えるに従い寄与率が増える機器は，照明や冷蔵庫といった長時間使用されるものであることが分かる．また，エアコンの占める割合は夏季には住戸数と共に増加するが，冬季はほぼ一定である．というのも，夏季のエアコンの使用率は最大 60％で，冬季の 30%の約 2 倍に相当するため，多くの住戸の使用時間が重複し易いためと考えられる．

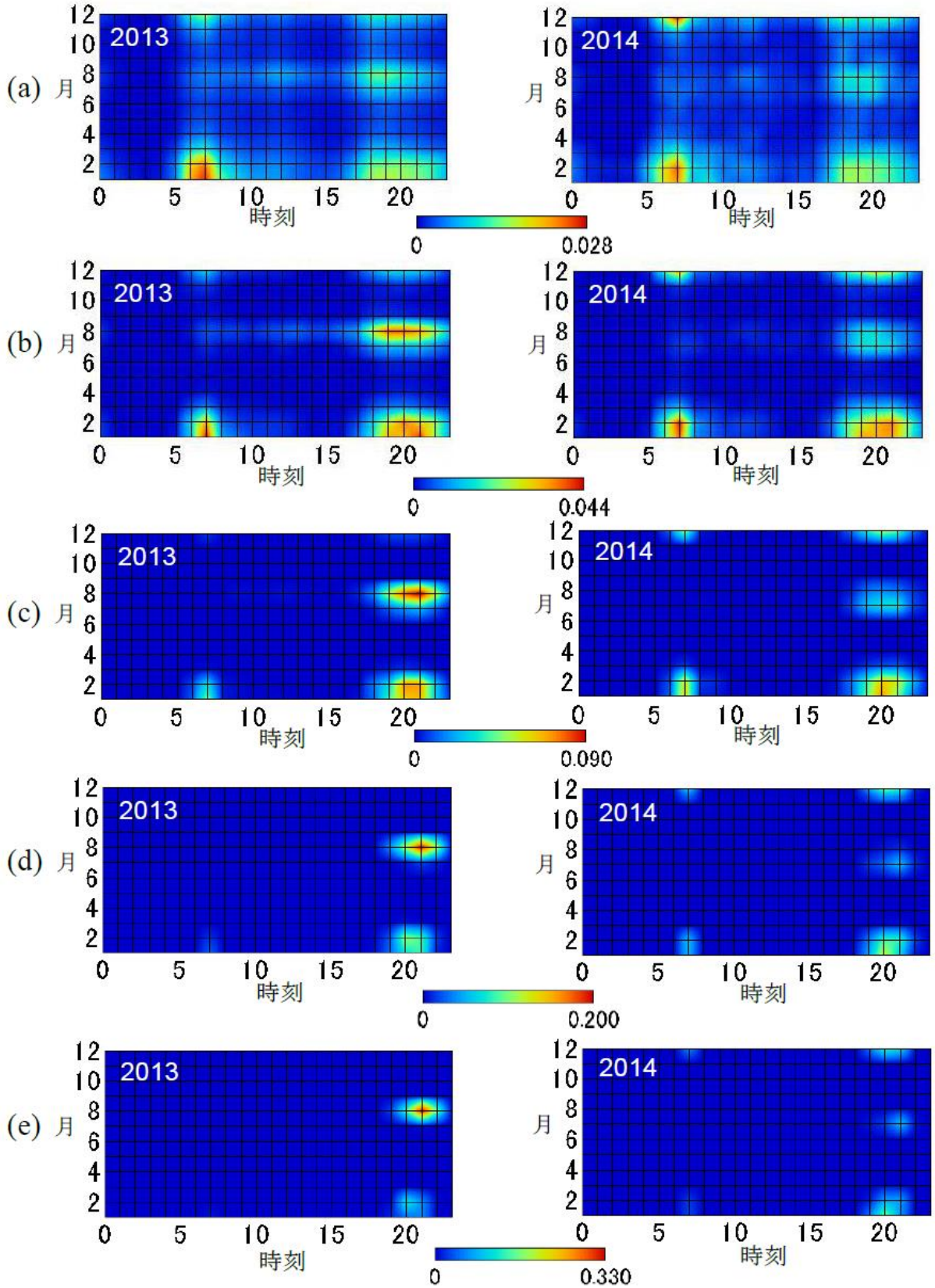


図 6-10　各住戸数における上位 0.1%の住戸毎合計電力使用量の発生月･時刻の結合確率密度　(a):1 住戸,(b):5 住戸,(c)20 住戸,(d)100 住戸,(e)300 住戸

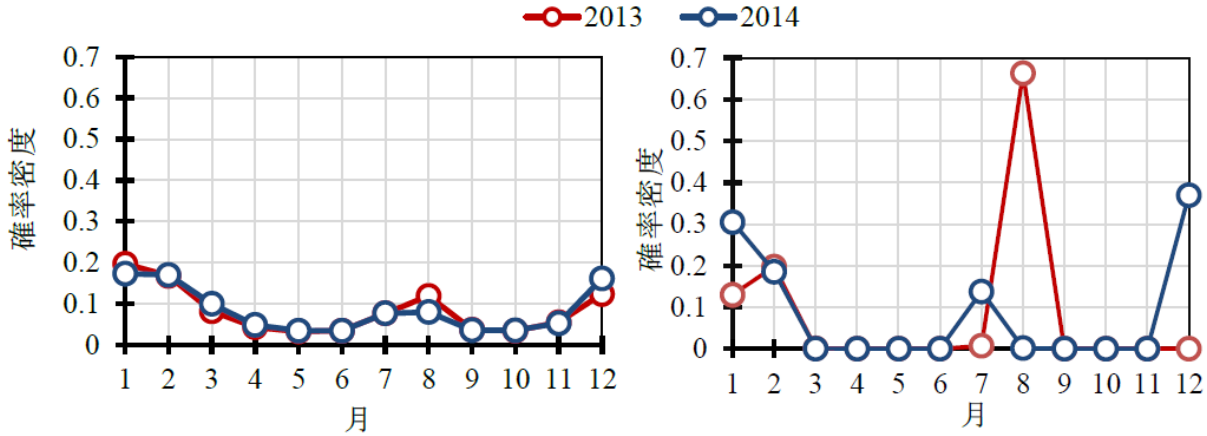


図 6-11　各住戸数における上位 0.1%の合算電力需要の発生月に関する確率密度　(a):1 住戸,(b):300 住戸

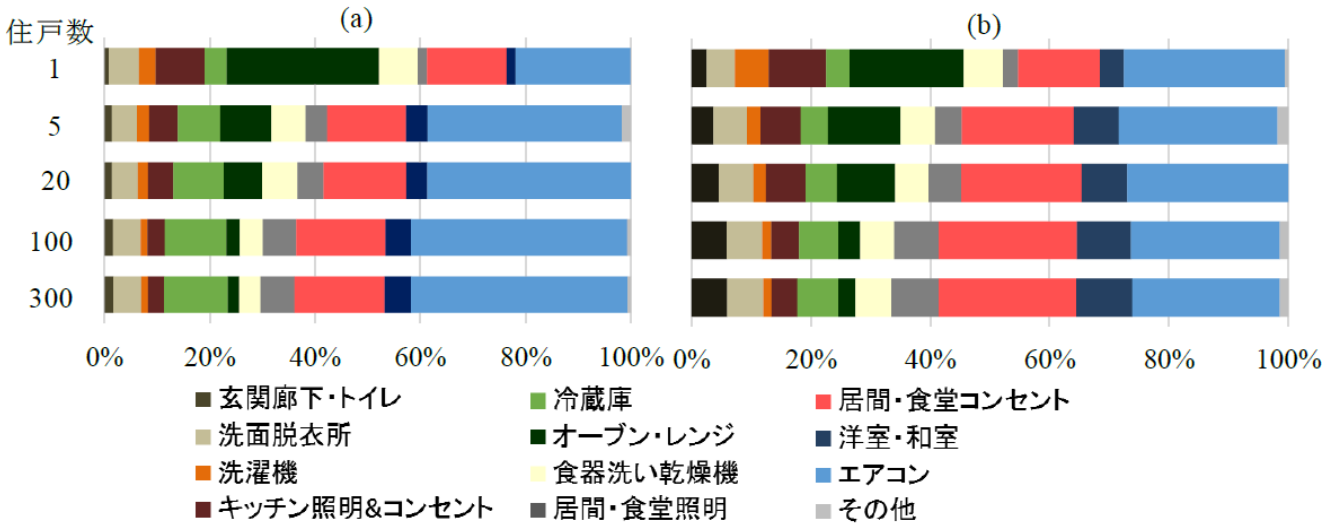


図 6-12　合計電力消費量が上位 0.1%の構成機器内訳

(a):2013 年 7,8 月　(b)2013 年 1,2 月

図 6-13 は合算電力需要が上位 0.1%となる時刻における，電力需要の構成機器内訳と住戸数の関係を示している．オーブン・レンジの割合は夏冬共に住戸数と負の関係にあり，住戸数が増えるに従い，その減少幅は小さくなっていることが分かる．居間・食堂コンセントは冬季において住戸数と正の相関がある．これは，通常の消費電力に，コタツや電気ヒーターといった暖房器具の消費電力が加わるため，夏季と比較して各世帯の電力デマンドが重複し易くなるためであると考えられる．また，冷蔵庫の占める割合は夏冬共に住戸数に比例して増加しているが，特に外気温が高い夏季における増加が著しい．また，エアコンにおいて特に注目すべき点は，2013，2014 年の増加のトレンドは異なるものの，300 住戸になるとほぼ同じ割合を占めている点であ

る．2014 年は冷夏の影響でエアコンの使用率が低いため，電力デマンドが重複しづらく，割合の増加スピードは鈍い．しかし住戸数が十分に大きくなると，猛暑だった 2013 年と同等の割合まで増加することが分かる．一方で，暖房については住戸数との相関は見られない．暖房の方が運転開始時の室温と設定温度の差が大きく，最大電力消費が大きくなる傾向があるため，1 住戸におけるピークにおいても寄与率が高くなったと考えられる．

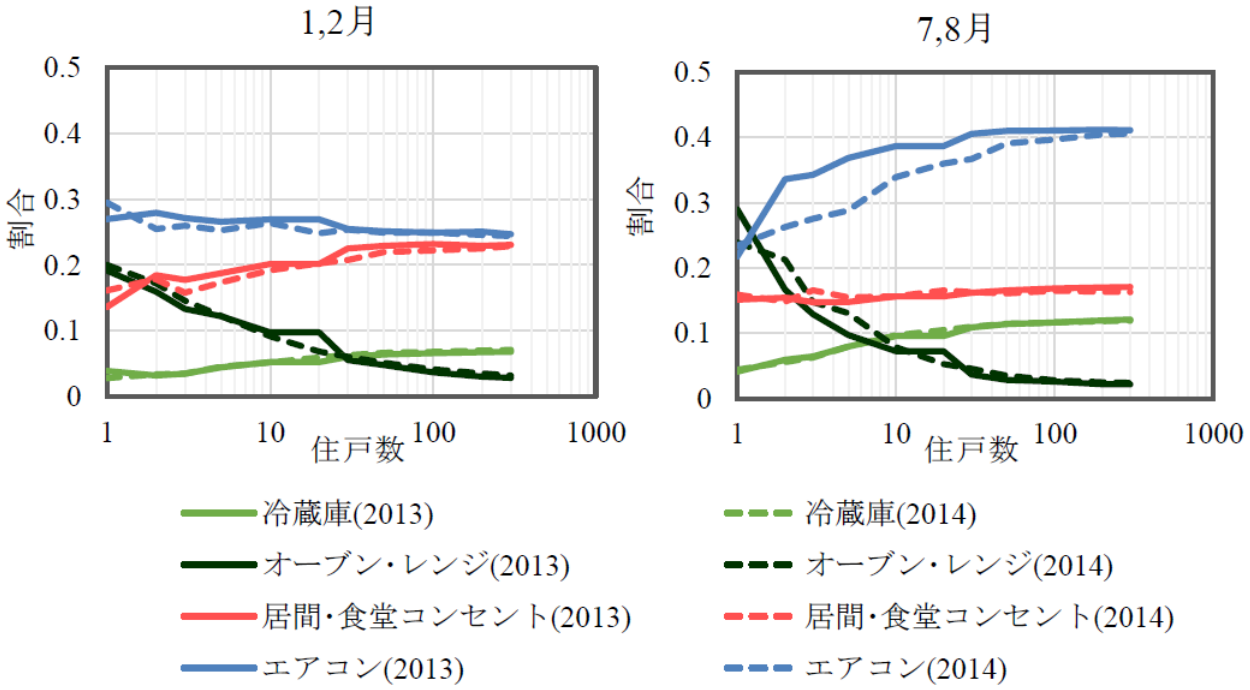


図 6-13　合計電力消費量が上位 0.1%の構成機器内訳と住戸数

6-4　複数住戸における空調負荷のピーク

前節までは，電力消費量のピーク値に関して議論したが，本節では空調負荷のピーク値を対象に議論する．また，大阪における実測データセットに加え，クアラルンプール（KL）における実測データを対象に解析を行い．両者を比較する．

6-4-1　クアラルンプールでの実測データの概要

表 6-5 に大阪および KL における実測データセットの概要を示す．大阪のデータセットとしては，586 戸を対象に家電機器別に計測されたデータの中で，エアコンの電力使用量を使用する．一方，KL における実測データは，同一集合住宅内の 20 戸を対象としている．対象住戸の間取りは全て 3LDK である．計測対象期間は 2016 年 5 月から 2017 年 8 月の期間内における 48 日から 1 年で，対象住戸により異なる．計測間隔は 1 分で，計測機を内蔵したコンセントである OWL[14]により計測されている．また，上記のエアコン電力使用量データに，エネルギー効率係

数（COP）を掛け算することで，空調負荷に変換した．大阪の対象住戸のリビングに設置されているエアコンの APF は 4.7～6.7 であるため（第 2 章を参照），大阪のエアコンの COP については，冷房 5，暖房 6 と仮定した．暖房ではヒートポンプの排熱も利用できるため，暖房での COP を冷房より 1 大きい値とした．KL のエアコンの COP は，マレーシアで最低限要求される基準である 3 と仮定した [15]．

表 6-5 大阪およびクアラルンプールでの実測データの概要

	Japan	Malaysia
City	Osaka	Kuala Lumpur
Building type	Multiple dwelling complex	Multiple dwelling complex
Number of dwellings	486	20
Structure	Reinforced concrete	Reinforced concrete
Installed equipment for all dwellings	A/C in living room, Gas floor heating system	None
Measurement period	2 years (Jan 2013 to Dec 2014)	48 days to 1 year (Mar 2016 to Aug 2017)
Measurement interval	1 min	1 min

図 6-14 は，2013 年と 2014 年の大阪，2016 年の KL における外気温度の日平均の季節変動を示しています．赤道付近に位置する KL の外気温度は，年間を通して比較的一定であること．対照的に，大阪は明確な季節サイクルを持つ．上記 2 つの地域の気候帯は異なるものの，7 月から 8 月までの大阪の外気温は KL とほぼ同じである．また，大阪における 2014 年 8 月の日照時間は 2013 年に比べ 60%と極端に短かったため，2013 年の大阪のデータセットのみを分析に使用した．

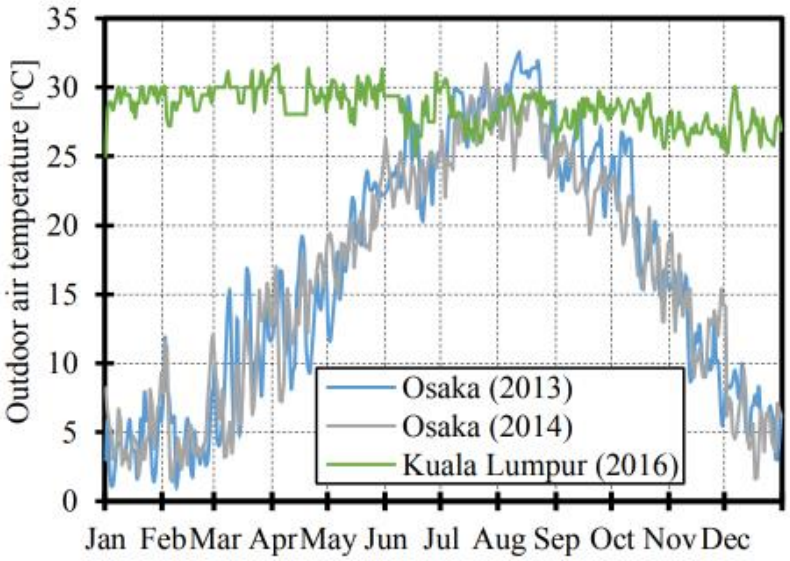


図 6-14 大阪およびクアラルンプールにおける日平均外気温度の年変動

図 6-15 に 2 都市の各対象住宅におけるエアコン設置数の割合を示す．大阪データセットの対象住戸におけるエアコン設置台数は非公開のため，各エアコンで電力消費量の時系列データから推計した．65W を超える電力消費量が 1 年に 累計 1 時間以上現れた場合，該当のコンセントにエアコンが接続されていると見做す．図 6-15 より，大阪では約 80％の住宅に 2～3 台のエアコンが設置されている．大阪の対象住宅の平均エアコン台数は 2.52 台で，日本の一般家庭の平均人数（2.46 人[16]）に近く．1 人 1 台のエアコンを持つ家庭が多いことが分かる．一方，KL の住居の 60% はエアコンが 1 台しかなく，エアコンが 4 台以上ある住居はありませんでした． KL では，対象住宅の平均人数が 5 人であるもかかわらず，対象住宅の平均エアコン数は 1.5 と，大阪と比較して少ない．このことから，KL の居住者は，少ない台数のエアコンを大家族間で共同使用していると考えられる．

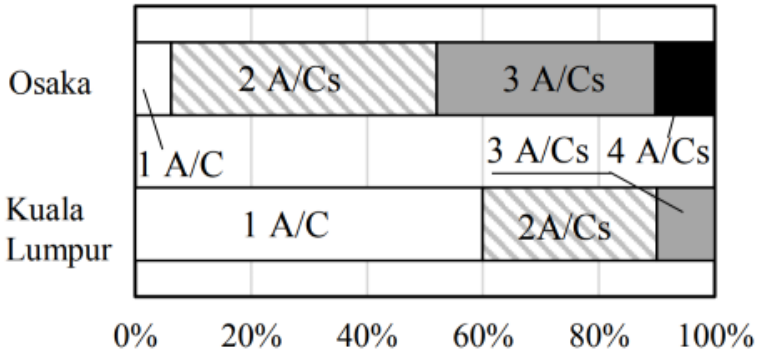


図 6-15 大阪およびクアラルンプールにおける対象住戸のエアコン台数

最初に，エアコンの使用状況の基本的な統計分析として，時刻別のエアコン使用率と，その世帯間のばらつきを分析した．その結果を図 6-16 に示す．上段はリビングのエアコン，下段は寝室のエアコンを示す．また，大阪については暖房と冷房で分けて示している．大阪おけるリビングでの冷房使用率は，日中に徐々に増加し，午後 9 時頃にピークに達する．その後午前 3 時から 5 時にかけて急激に減少する．一方，大阪における寝室での冷房使用率は深夜にピークとなり，日中の使用率は非常に低い．この傾向は，KL におけるリビングおよび寝室のエアコン使用率の傾向と類似している．このことから，KL ではエアコンを 1 日中使う家庭は少なく，睡眠時の快適性を寝る目的で使う家庭が多いことが分かる．実際，KL の対象住戸の入居者に対する補足インタビューによると，リビングに設置されたエアコンは，エアコンのない寝室を冷やすために，寝室のドアを開けた状態で夜間に動かしてした[17]．一方，大阪の暖房使用率は異なる傾向を示している．居間のエアコンに注目すると，暖房使用率は，朝と午後 8 ～ 9 時にピークを

迎える．これは，朝の外気温度が低いためと考えられる．一方，寝室のエアコン使用率は，夜間に比較的高いが，それでも 0.1 以下である．これは，大阪の居住者が高断熱の寝具を使用してエアコン暖房への依存を減らしているためと考えられる．

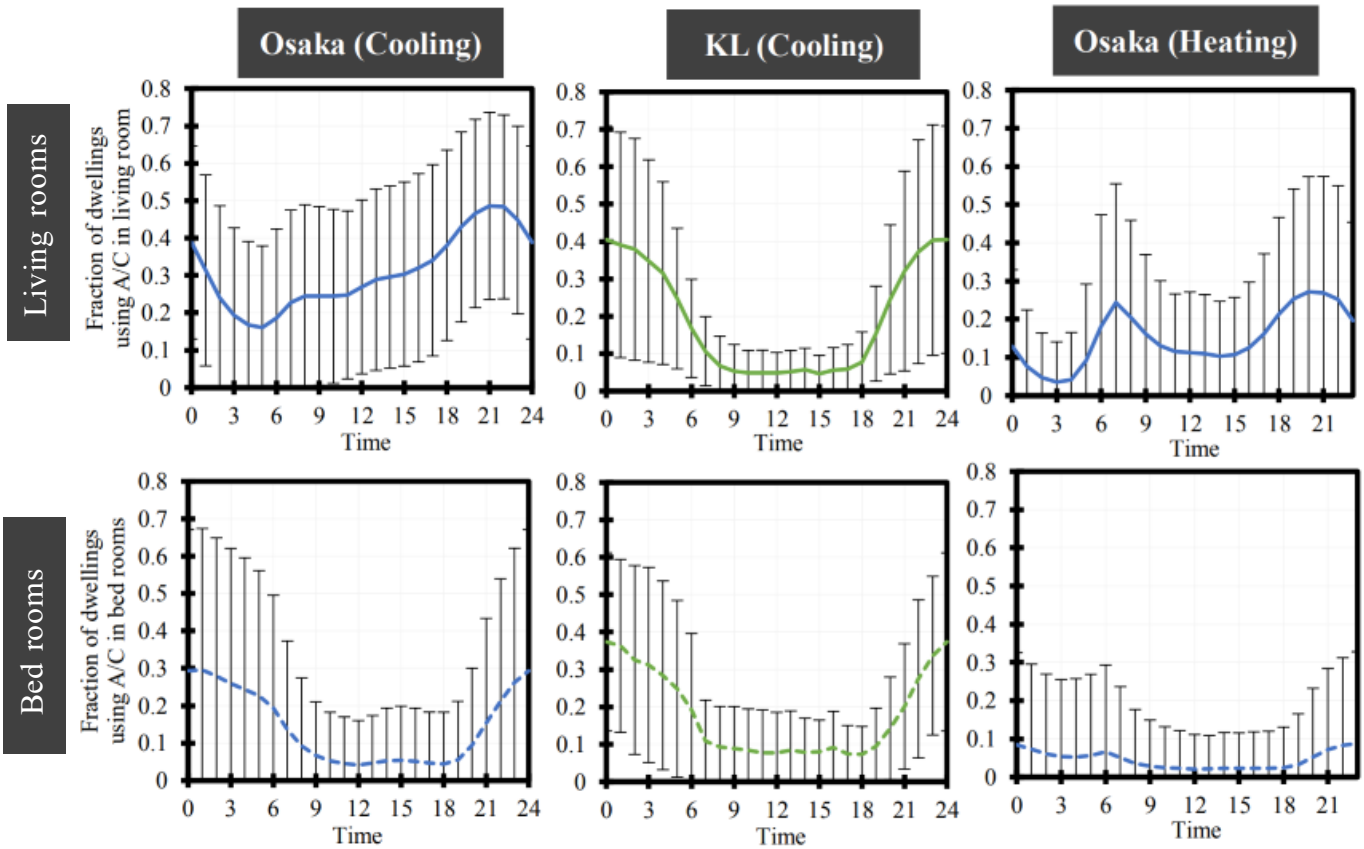


図 6-16 大阪とクアラルンプールのエアコンを使用している住戸の割合
エラーバーは住居間の標準偏差を示す．

6-4-2　複数世帯の合算空調負荷ピークの特性および考察

図 6-17 に，住戸グループを構成する住戸数と合算空調負荷のピークの関係を示す．なお，合算空調負荷のピークの算出方法は，図 6-7 に基づき，住戸グループを構成する住戸を入れ替えながら，最大 100 の組み合わせについて合計空調負荷を計算している．各組み合わせにおける空調負荷の最大値を，組み合わせ数で平均した値を黄緑および水色の線に示す．また，各組み合わせの上位 2.5 パーセンタイルの値を，組み合わせ数で平均した値を濃緑および紺色の線で表す．また，横軸は住戸グループを構成する住戸数を示す．KL における対象住戸は 20 戸であるが，前述のように実測期間が住戸により異なる．そのため，KL における合計空調負荷の分析には，2016 年 3 月 12 日から 2016 年 4 月 28 日までの同時期に観測された 10 世帯のデータのみに基づいて計算した．

図 6-17 より，大阪については冷暖房ともに，住宅数が増えると 1 戸当たりのピーク空調負荷が激減し，10 戸におけるピーク空調負荷は，1 住戸のときの約 40 %まで減少する．これは，居住者の行動の多様性により，各住居の空調負荷の時間パターンが互いに打ち消し合ったためと考えられる．一方，KL についても住宅数が増えるとピーク空調負荷が減少するが，10 戸におけるピーク空調負荷は，1 住戸のときの約 55% と，大阪に比べ減少幅が小さい．これより，大阪の方が住戸合算による居住者行動の多様性のキャンセル効果が大きいと読み取れる，そのため，大阪の方が KL より居住者行動の多様性が大きいと考えられる．

KL では就寝時に空調をオンにし，夜通し使用するという使い方が一般的であるため，居住者の行動の多様性が大阪に比べて小さいためと考えられる．

2.5 パーセンタイル値については，ピーク空調負荷と同様，冷暖房や地域に関わらず，住戸数が増加するに従って減少する傾向にある．ピーク空調負荷と 2.5 パーセンタイル値の差分に着目すると，住居数が増えるに従い減少する．特に大阪の冷房については，1 住戸のときのピーク負荷は 2.5 パーセンタイル値の 2 倍である．この結果より，非常にまれな高負荷のエアコンに完全に対応するためには，大容量のエアコンシステムが必要であるが，殆どの時刻では定格用容量より遥かに小さい空調負荷で運転することを意味する．一方で，住戸数が 100 戸以上に増加すると，ピーク空調負荷と 2.5 パーセンタイルの差分は 1.4 倍に減少する．そのため，より多くの住戸を一括りとして冷暖房を行う方が，住戸当たりに必要が定格容量は少なくて済むのに加え，定格用容量に対する運転時の空調負荷の割合も増加することが示唆される．

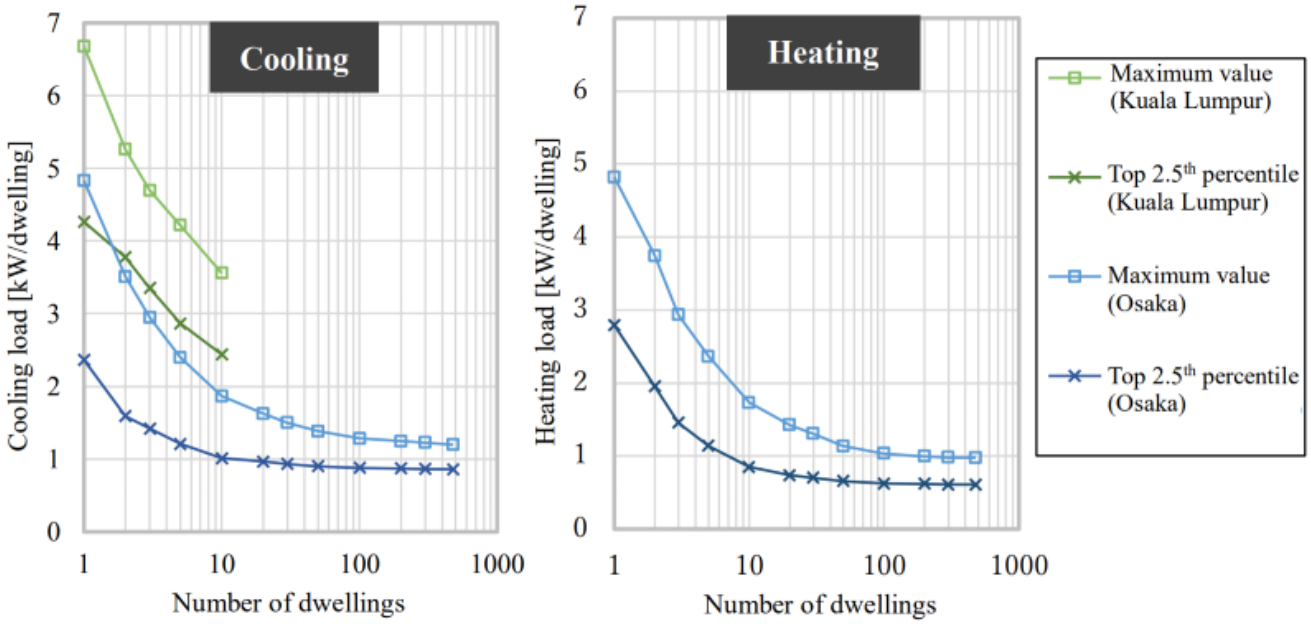


図 6-17 住戸当たり空調負荷ピークと住戸数の関係

図 6-18 は，様々な住戸グループサイズにおける合計空調負荷の時系列変化を示している．縦軸は 1 住戸あたりの冷房負荷である．大阪におけるデータの期間は 2013 年 8 月 7 日から 8 月 9 日までであり，KL では 2016 年 3 月 13 日から 3 月 1 日までである．まず，1 住戸における空調負荷曲線に着目すると，短時間の間に激しく上下に変動する特性が両都市で見られる．これは，室内温度を調整するためのインバータによるエアコンの消費電力制御に起因すると考えられる．また，大阪の時系列データについては，エアコン使用開始時の初期熱負荷に対応するため，電源投入直後に冷房負荷が 750W を超えている．集約する住宅の数が増えると，短期的な変動とピーク冷房負荷の両方が減衰し，日変化などの長期的なパターンが明らかになる．これは，住戸ごとに多様なエアコンの使用パターンが相互に平滑化されているためである．

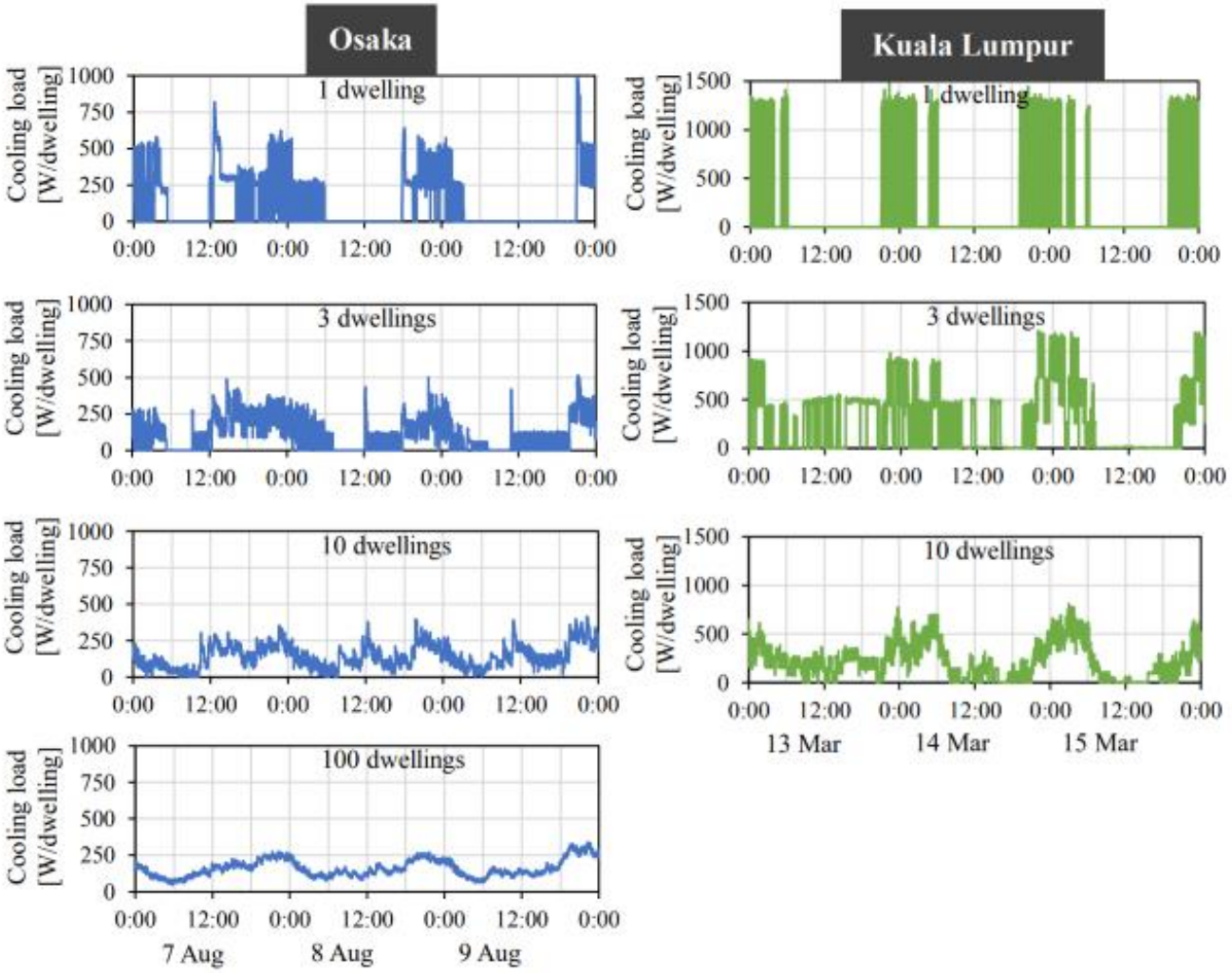


図 6-18 大阪およびクアラルンプールにおける合計空調負荷の各世帯平均の時系列データ

図 6-19 は，各住戸グループサイズにおける空調負荷の上位 2.5 パーセンタイルが観測された日・時刻の確率密度を示す．日付に対する確率密度図のうち，大阪のデータには日平均外気温

も併せて示す（黒点線）．時刻に対する確率密度については，住宅数が増えるほど確率分布のピークが大きくなる．例えば，1 住戸における確率密度のピーク値は，冷房で約 0.06，暖房で約 0.11 であるのに対し，100 住戸では冷房で 約 0.21，暖房で 0.29 に上昇する．これは，1 住戸における空調負荷が増大するのは，主にエアコン運転開始直後であるため，主に居住者がエアコンのスイッチをオンにするタイミングでピーク時刻が決まる．これに対し，100 住戸の合計空調負荷が増大するのは，エアコン使用率が高くなる時刻である．これは，合計空調負荷とエアコン使用率と同様のピーク時間を示すことからも証明される（図 6-16 参照）．また，暖房における時刻の確率分布に着目すると，朝と夜に 2 つのピークを示す．朝のピークと夜のピークの時間帯にエアコンを使用している住居の割合は同じである（図 6-16 参照）にもかかわらず，確率密度における朝のピークは夜よりも高くなっている．この朝と夜の差は，朝は外気温度が低く，夜に比べて暖房負荷が大きくなるためと考えられる．

日付の確率密度についても，時刻の確率密度と同様に，住居数が増えるほどピークが多くなる．大阪の冷房期では，8 月 10 日でピークに達しており，同日の屋外気温も期間中で最も高くなっている． 8 月 13 日から 16 日まで，屋外の気温が高いにもかかわらず，確率分布がほぼゼロになっているが，これはお盆の時期のため，多くの居住者が家を空けていた可能性がある．一方暖房では，冷房の結果とは異なり，明らかな関係は見られない．これは，エアコン以外にもこたつや床暖房などの暖房器具を居住者が所有しているため，明確な関係性が現れなかったと考えられる．

KL における上位 2.5 パーセンタイルの発生日時に着目すると，住戸群サイズ 10 のとき，確率密度が最大で 0.28 に達する．同住戸群サイズにおける大阪の冷房におけるピーク値が 0.13 であることを踏まえると，KL の方がピーク発生時刻の集中が顕著となる傾向にある．このことからも，図 6-17 と同様に，KL の居住者は大阪に比べ行動の多様性が小さいことが示唆される．

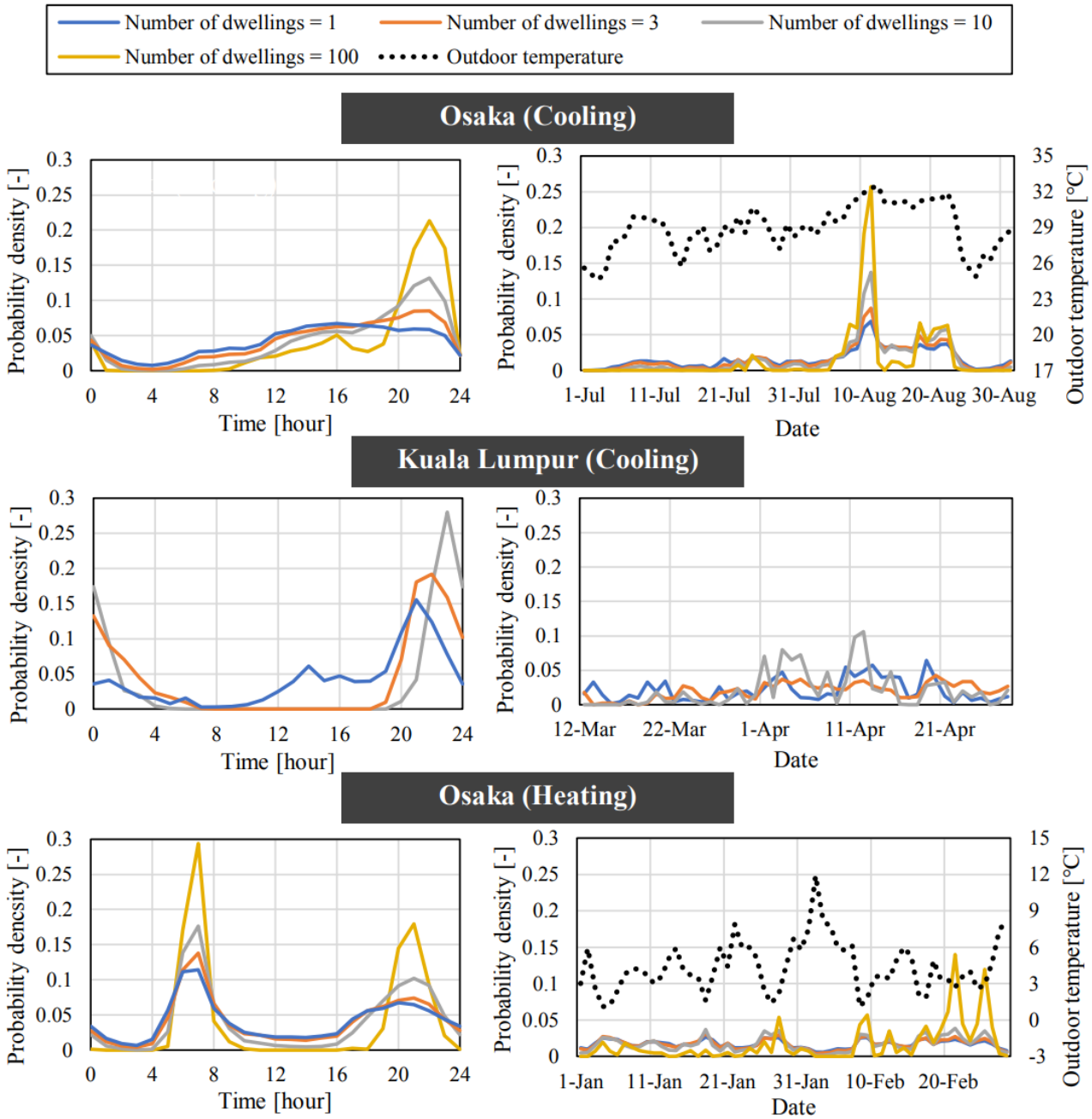


図 6-18　大阪およびクアラルンプールにおける合計空調負荷の各世帯平均の時系列データ

6-5　デマンドレスポンスによる電力消費量ピークの削減可能量

前節までにおける，電力消費量および空調負荷のピーク値に関する議論を踏まえ，本節では，デマンドレスポンス（以下，DR）による電力消費量ピークの削減量を推計する．DR の方式としては，系統側やアグリゲータ側から一般住戸の家電機器を遠隔制御する方式が今後普及すると想定し，電力需要のピーク削減可能電力需要のピーク削減可能量を家電機器別に推定する．また，住戸群サイズや構成住戸の組み合わせの変化の影響を考察する．一般に，DR には上げ DR

と下げ DR があるが，本章では下げ DR のみを対象とする．なお，本節では KL のデータセットは使用せず，大阪のデータセットのみを使用する，

6-5-1　電力消費量ピークの削減可能量の推計方法

ピーク削減可能量の推定手順を以下に示す．まず，各住戸グループにおける全用途の合計電力消費量カーブを，6-3-1 節に示す手法を用いて作成し，これのピーク値を算出する．同時に，DR 対象機器として選定した家電製品を除く用途の合計電力消費量カーブを作成し，これのピーク値を算出する．これを全 100（または 1，496）サンプルの住戸グループにおいて計算し，全サンプル中の全用途の電力ピークの最大値と DR 対象機器を除く用途の電力ピークの最大値を計算し，差分をピーク削減可能量（単位:W）と定義する．これは，特定の電力消費状況に応じ特定機器を遠隔制御する DR により，受電・変電用設備の容量や契約容量をどれだけ削減できるかを評価したものである．一般に受電・変電用設備の選定は，その住戸にどのような居住者が入居するかが不明な段階で決定する必要があるため，住戸組み合わせの最悪ケースを考慮する目的で上記の定義とした．なお，DR 対象機器は，エアコン，冷蔵庫，オーブン・レンジ，洗濯機と食器洗い乾燥機の 5 種類とした．大阪でのデータセットでは，この 5 種類は単独用途の電力使用量として計測されている．一方，その他の計測値は複数機器の電力需要が混在する形で計測しているため，今回は対象外とした．また，上記の DR 対象機器は，機器運転時間と最大消費電力により以下の 4 グループに大別することができる．

グループ①：運転時間：長，最大需要：大　家電例：エアコン
グループ②：運転時間：長，最大需要：小　家電例：冷蔵庫
グループ③：運転時間：短，最大需要：大　家電例：オーブン・レンジ
グループ④：運転時間：短，最大需要：小　家電例：洗濯機，食器洗い乾燥機

実際の遠隔制御 DR 導入に当たっては機器の特性を考慮する必要がある．例えば，居住者の生活スケジュールに直結するため，節電や使用時刻の変更が難しい家電（例：オーブン・レンジ）がある一方で，蓄熱・蓄冷効果により，運転状況を制御しても居住者の快適性が損なわれにくい家電（例：エアコン，冷蔵庫）もある，しかし，本章で示すピーク削減可能量は各種家電機器の遠隔制御 DR 実施により得られるピーク抑制の効果の上限値を示していると解釈できる事から，住戸グループのサイズに応じて遠隔制御機能を搭載すべき家電機器を選定する際に有用であると考えられる．

以下，住戸群サイズが代表的な例として 1，10，300 の結果について，住戸の組み合わせに起因するバラツキを概観し，その後，全住戸群サイズによるピーク削減可能量に対する影響を考察する．

6-5-2　住戸数 1 におけるピーク削減可能量

住戸群サイズ 1 における，各住戸群の DR 前後の電力需要ピークおよび DR によるピーク削減可能量を図 6-19 に示す．ここでは，各住戸の分電盤の容量設計や契約アンペア数決定への DR の寄与を想定している．黒の折れ線は，各住戸における DR 前の電力消費量ピーク値であり，色付きの折れ線は，DR 後の電力消費量ピーク値である．なお，横軸の住戸は，黒の折れ線の値の大きい順にソートしている．　各折れ線の最大値，即ち全住戸における DR 前および DR 後の電力ピーク値を，黒色および色付きの直線で示す．この 2 直線の差分がピーク削減可能量となる．また，ピーク削減可能量を DR 前のピーク値で除した数値をピーク削減割合として併せて示す．灰色の折れ線は，黒と色付き折れ線の差分値を示しており，縦軸として第 2 軸を用いている．

機器別に比較すると，エアコン及びオーブン・レンジのピーク削減可能量はそれぞれ 20.8%及び 18.8%と大きい．これは，大きな電力消費が生じる時刻には，単体での電力需要が大きいグループ①や③の機器が，複数個同時に使用されている場合が多いためである．例えば，DR 前のピークが全住戸中最大の住戸では，ピーク出現時刻にエアコン，オーブン・レンジ，キッチン，コンセント（LDK）の 4 用途でそれぞれ 1.5kW 以上消費し，合計で 7.8kW を消費していた．また，洗濯機のピーク削減可能量は 0.2%と非常に小さく，冷蔵庫と食器洗い乾燥機は 0.0%である．これは，全住戸群中でピーク値が最大の住戸にて，ピーク発生時刻に該当機器が停止していたためである．なお，下位の約 20 戸が他住戸に比べ特にピーク値が小さいのは，計測対象期間中の入居・退去や長期間の不在があった住戸であるためである．

各住戸のピーク削減可能量（灰色線）の住戸間のばらつきに着目すると，最大需要の大きいグループ①，③のエアコンとオーブン・レンジは，ピーク削減可能量が 500W 以上の住戸は全体の 23%および 32%である．一方，ピーク削減可能量が 10　W 以下の住戸も 28%および 25%存在する．また，DR 前のピーク値の大きさとピーク削減可能量の間に明確な相関は見られない．ピーク削減可能量の住戸間のばらつきを示す標準偏差は，エアコンとオーブン・レンジがそれぞれ 469W，430W である．また，グループ②，④に属する食器洗い乾燥機，洗濯機および冷蔵庫は，500W 以上の住戸も全体の 4%，2%，1%と僅かに存在するが，殆どの住戸でピーク削減可能量が小さい．ピーク削減可能量の標準偏差はそれぞれ 163W，156W，83W である．以上より，住戸群サイズが 1 などと非常に小さいとき，エネルギー使用行動の住戸間ばらつきが大きく影響するため，ピーク削減可能量の住戸間のばらつきが非常に大きくなる傾向にある．そのため，特定機器の DR により必ずしもピーク削減効果が得られるとは限らない．

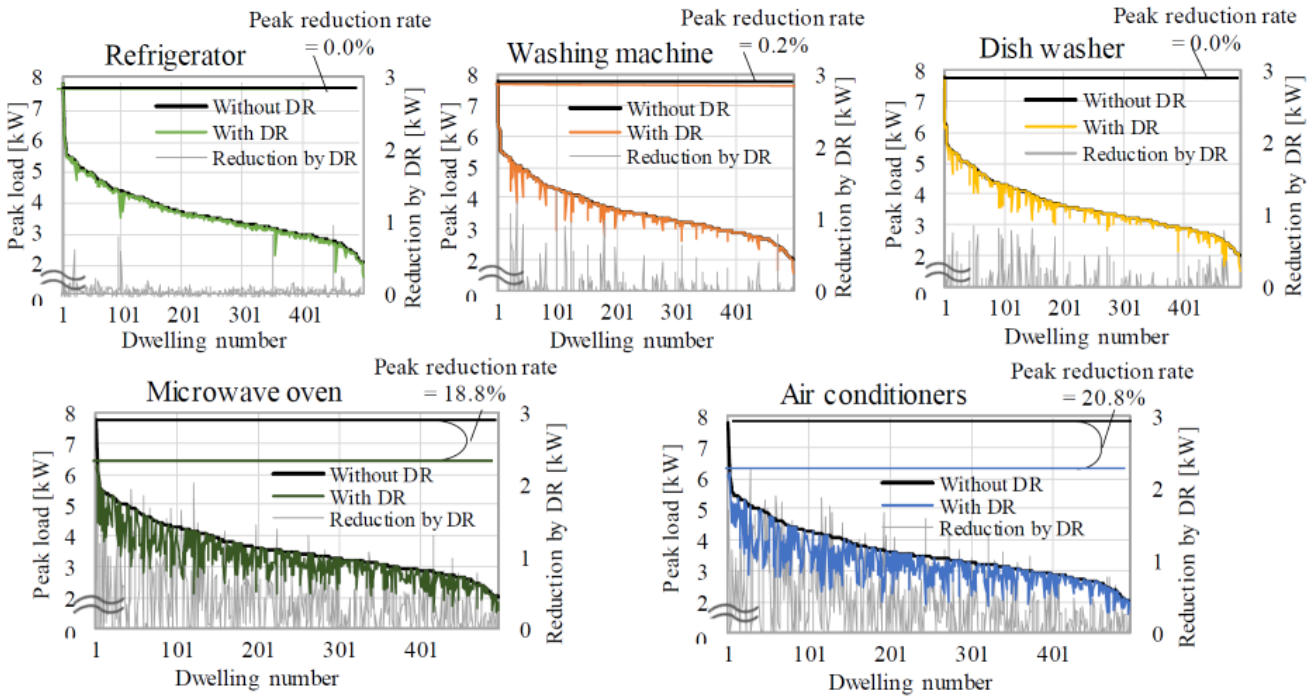


図 6-19　住宅グループサイズが 1 のときの DR 前後のピーク負荷およびピーク削減率

6-5-3　住戸数 10 におけるピーク削減可能量

住戸群サイズ 10 における，　DR 前後の電力需要ピークおよび DR によるピーク削減可能量を図 6-20 に示す．柱上変圧器 1 台に接続される住戸数が約 10 戸であるため，ここでは柱上変圧器の容量選定への活用を想定している．グループ②の冷蔵庫の DR によるピーク削減可能量は，3.8%であり，住戸群サイズ 1 のときに比べ増大している．冷蔵庫の日当たり運転時間は非常に長く，複数住戸の冷蔵庫の電力消費が同時刻に重複することが多いためである．これと同様，運転時間の長いエアコン（グループ①）も，ピーク削減可能量が 22.1%に増大する．一方，最大需要は大きいが，運転時間の短いグループ③のオーブン・レンジは，ピーク削減可能量が 10.5%に減少する．これは，運転時間が短いため，同時刻に複数住戸のオーブン・レンジの使用が重複する頻度が低いためである．また，グループ④に属する洗濯機と食器洗い乾燥機は，住戸群サイズ 1 と同様にピーク削減可能量はほぼゼロである．

続いて，ピーク削減可能量の住戸群間ばらつきを示す標準偏差に着目する．この標準偏差は，住戸群サイズが 1 のときに比べ全機器で減少している．特にエアコンとオーブン・レンジの標準偏差は 102W および 62W であり，住戸群サイズ 1 に比べ 25%以下である．例えば，エアコンのピーク削減可能量を住戸群別に見ると，1 つの住戸群を例外とし，残りの 99 住戸群ではいずれも 680W 以上のピーク削減可能量がある．このことから，住戸群サイズが 10 に増加すると，非常に高い確率で，エアコンを活用したピーク削減効果が期待できると考えられる．

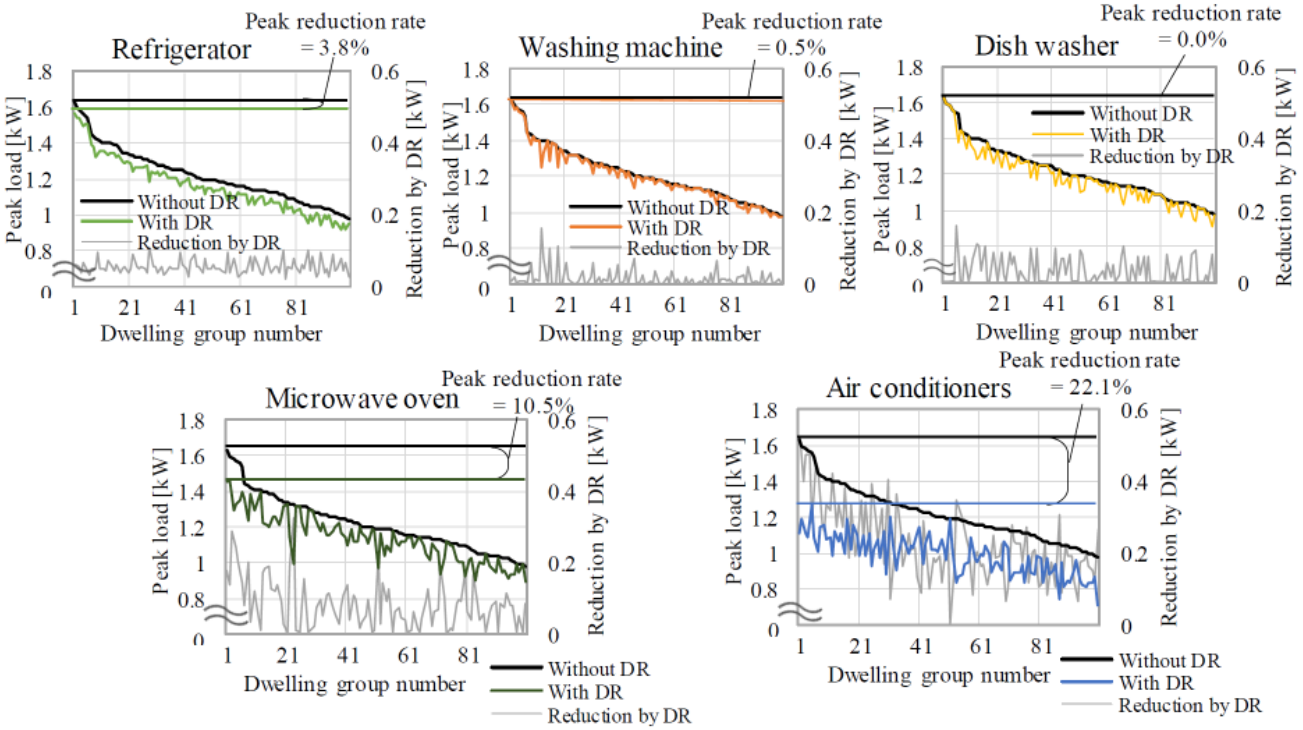


図 6-20　住宅グループサイズが 10 のときの DR 前後のピーク負荷およびピーク削減率

6-5-4　住戸数 300 におけるピーク削減可能量

図 6-21 に，住戸群サイズが 300 における，DR 前後の電力需要ピークおよび DR によるピーク削減可能量を示す．この住戸群サイズでは，高圧一括受電の大規模マンションにおける受電設備の容量選定に活用できる．ピーク削減割合に着目すると，運転時間の長い冷蔵庫およびエアコンは 5.6%および 27.2%であり，住戸群サイズ 1 および 10 に比べ増加している．グループ④の洗濯機および食器洗い乾燥機についても，ピーク削減可能量は 3.1%および 2.6%に増大する．これに対し，オーブン・レンジ（グループ③）のピーク削減可能量は 6.1%と，住戸群サイズ 10 のときの約 6 割に減少する．以上より，グループ①，②，④の機器は，住戸サイズの増大に伴い DR 効果が大きくなる傾向にある一方で，グループ③の機器は，住戸サイズの増大に従い DR 効果が小さくなる，また，前者のグループに属する機器は，冷蔵庫や洗濯機，食器洗い乾燥機など，運転時刻を変更しても居住者の快適性が比較的失われない機器 [18]が多いことからも，住戸群サイズが大きい方が，より DR によるピーク削減効果を得やすいと考えられる．

ピーク削減可能量の住戸群間ばらつきを示す標準偏差は，いずれの機器も，住戸群サイズが 10 に比べ，半分から 3 分の 1 に減少する．特に，運転時間の長い冷蔵庫とエアコンでは，ピーク削減量が最小の住戸群でも，5.9%および 25.6%である．従って，住戸の組み合わせに関わらず大きなピーク削減のポテンシャルがあると考えられる．これより，住戸数が 300 程度の大規模

なマンションでは，各住戸の居住者行動における影響は限定的であり，小さい住戸群サイズのときに比べ，安定してピーク削減効果が得られると考えられる．

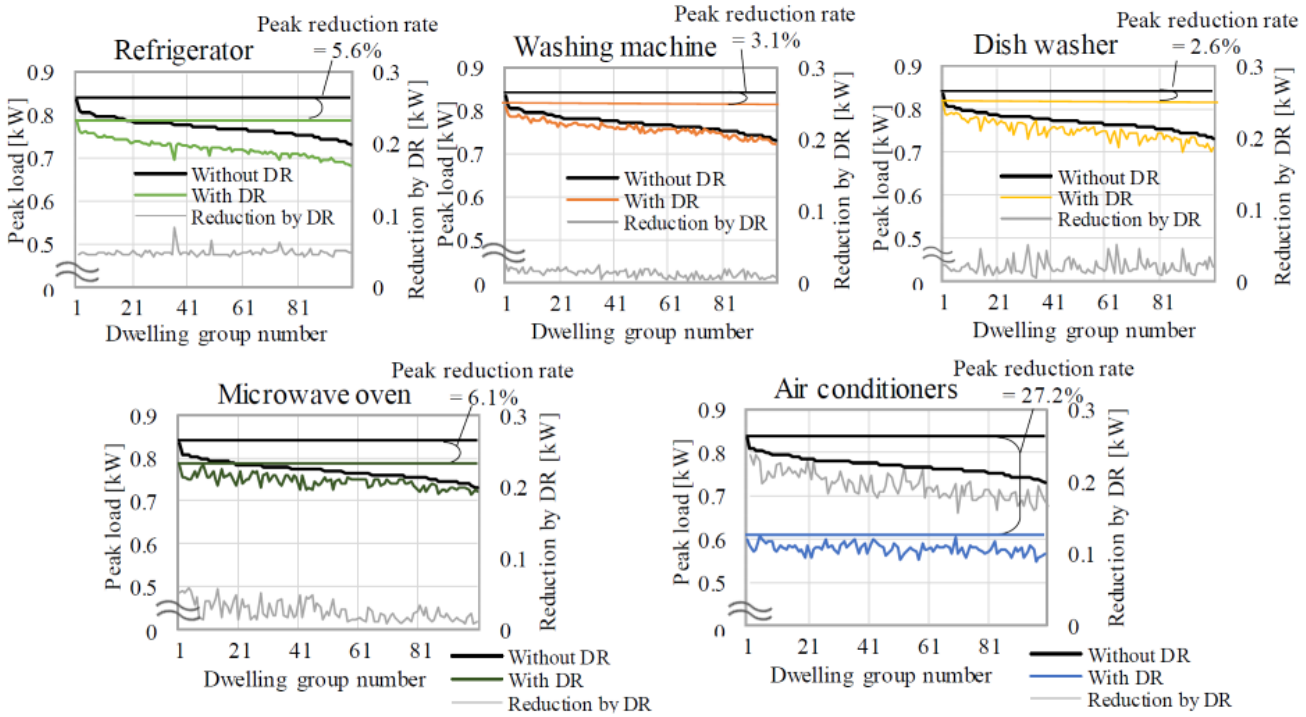


図 6-21　住宅グループサイズが 300 のときの DR 前後のピーク負荷およびピーク削減率

住戸群サイズ 1，3，10，30，100，300 における，各機器のピーク削減可能量を図 6-22 に纏めた．なお，ピーク削減可能量は全用途合計の電力需要ピークを該当機器で削減可能な量を示す．いずれの住戸群サイズにおいても，エアコンのピーク削減可能量は 20%を上回り，全機器中で最も大きい．また，住戸群サイズ 300 のときの 27.2%が最大である．一方で，オーブン・レンジにおけるピーク削減可能量は，住戸数サイズの増大に従い急速に下落し，住戸群サイズ 1 から 30 になると，18.8%から 3.3%に減少する．住戸群サイズ 30 以上では，この減少は頭打ちとなる．オーブン・レンジは運転時間が短く，異なる住戸で同時運転される確率が低いことに起因する．また，冷蔵庫のピーク削減可能量は，住戸群サイズの増大に従い一貫して上昇する．洗濯機および食器洗い乾燥機については，いずれの住戸群サイズでもピーク削減可能量が小さく，住戸群サイズとの明確な相関があるとは判定できない．

本節では受変電設備や，自家消費向け分散型電源の新設容量削減によるコストカットを想定し，住戸グループにおけるピーク削減量に焦点を当てた．一方で，電力系統全体の需給が最も厳しくなる時間帯も夕方～夜であり，住戸グループのピーク発生時刻と一致する，そのため本節

の解析結果は，ピーク削減量を下げ DR 提供量と読み替えることで，電力系統全体の需給向けの議論としても成立すると考えられる．

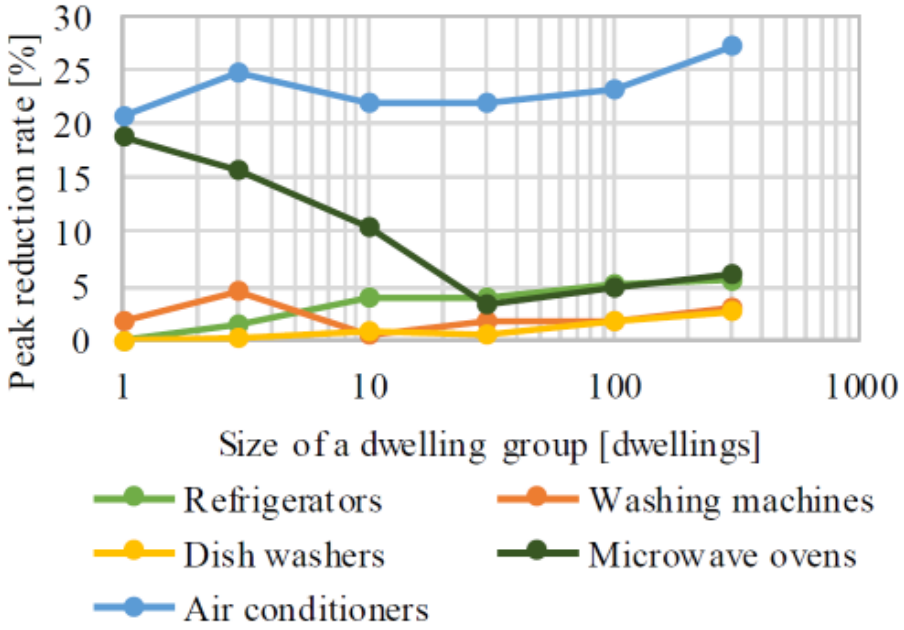


図 6-22　住宅グループサイズがピーク削減率に与える影響

6-6　結論

本章では，電力デマンドのピークの特性及び住戸数がピークの特性に与える影響について検討した．その結果，単独住戸における電力ピークについては，オーブン・レンジといった瞬間的に高電力を要する機器の寄与が大きく，これにエアコンの需要が重なり易い冬季の朝に最もピークが出やすいことを明らかにした．一方で，複数住戸の電力需要の合計値に関しては，住戸数の増加に従い，1　住戸当たりのピーク電力が減少すること，また，ピークを構成する機器としては冷蔵庫やエアコン，居間・食堂コンセントといった，一定電力を長時間使用する傾向の機器の寄与率が増加し，ピークの出現しやすい時期・時間帯も，夏場の夜間へ移ることを明らかにした．

合計空調負荷のピークについても同様に，住戸数の増加に従い，1　住戸当たりのピーク電力が減少することを確認した．また，大阪とクアラルンプールのデータセットを比較すると，大阪の方が合算住戸数の増加に対するピーク電力の減少幅が大きいことを示した．大阪の方が住戸合算による居住者行動の多様性のキャンセル効果が大きいことから，大阪の方が居住者行動の多様性が大きいことが示唆される．

加えて，DR による家電機器毎のピーク削減可能量を推計した．その結果，住戸数が大きくなるほど，各住戸の居住者行動における影響は限定的になり，小さい住戸群サイズのときに比べ，

安定したピーク削減効果が期待できることを確認した.

本章の研究成果が将来的にどのように活用できるかを以下に示す．電力ピークの値や均し効果の定量化は，マイクログリッドにおける電力供給容量を決定などに用いることができる．同様に，空調負荷ピークの値や均し効果は，地域冷暖房を設計する際の容量設計に用いることが可能である．また，DR による家電機器毎のピーク削減可能量を推計は，DR 対象とする機器の決定や，遠隔操作機能の持つ家電の開発の優先順位付けなどに活用できる.

参考文献

1) 吉野博，村上周三，赤林　伸一，坊垣和明，田中俊彦，羽山広文，尾崎明仁，菅原華子：住宅のピーク電力に関する調査研究　住宅エネルギー消費実態の全国調査データに基づく分析，日本建築学会環境系論文集，No.71，Vol.610 (2006-12)，pp.99~106
2) 灰田武史，武藤昭一：重回帰手法に基づいた最大需要予測支援システムの開発，オペレーションズ・リサーチ，Vol.41，No.9(1996)，pp.476-480
3) 飯坂達也，松井哲郎，福山良和：構造化ニューラルネットワークの新しい学習法と最大電力需要予測への適用，電学論 B，124，3(2004-3)，pp.347-354
4) H.Fan, I.F.MacGill, A.B.Sprou, Statistical analysis of drivers of residential peak electricity demand, *Energy and Buildings*, Vol.141(2017-4), pp.205-217
5) 太田真人，岩船由美子，大岡龍三：戸建て住宅における HEMS データを活用したエネルギー利用実態の分析（その１），日本建築学会環境系論文集，Vol.85，No.772 (2020-6)，pp.495-502,
6) F.Andersen, M.Baldini, L.Hansen, C.Jensen, Households' hourly electricity consumption and peak demand in Denmark, *Applied Energy*, Vol.208(2017-12), pp.607-619
7) 浅野浩志:「家庭用間接負荷制御実験における情報提供とピーク抑制協力金の効果分析」，電力中央研究所　研究報告書, No. Y97008 (1998)
8) C. K. Woo, I. Horowitz and I. M. Sulyma : . "Relative kW Response to Residential Time-Varying Pricing in British Columbia", IEEE Transactions on Smart Grids, Vol.4, No.4, pp.1802-1860 (2013)
9) 河村清紀，土器勉，大野祐司，高野浩貴，村田純一：「家庭向けデマンドレスポンスに関する実証結果の分析と電力ピーク抑制持続手法の提案」，電学論 C，Vol.137，No.1，pp.96-105 (2017)
10) 馬場博幸，斉藤哲夫，片岡和人，岩船由美子，荻本和彦，宇田川佑介，天津孝之，増田浩：「IoT 化する家電機器を活用したデマンドレスポンスによる自然変動電源の余剰発電抑制緩和策」，電学論 C，Vol.137，No.2，pp.326-332 (2017)

11) 鄭叡韻，岩船由美子：「実測データに基づく住宅の消費電力の慣らし効果の定量化」，第 29 回エネルギーシステム･経済・環境コンファレンス，No.14-5，(2013)

12) 鈴木啓太，虻川忠三，森川純次，稲葉隆，近藤成治：「実機計測に基づくビルマルチ空調群 DR 過渡応答大量アグリゲーション均し効果の推定」，電学論 B，Vol.138，No.7，pp.582-590 (2018)

13) 矢田麻衣，長岡篤，金島正治：住宅電力消費量の計測時間間隔による評価と活用に関する研究，日本建築学会環境系論文集，No.81，Vol.720 (2006-2)，pp.247~254

14) OWL + USB : Energy Monitoring and Analysis (http://www.theowl.com/index.php/energy-monitors/standalone-monitors/owl-usb/) (2022/10/29 参照)

15) MS1525: Code of practice on energy efficiency and use of renewable energy for non-residential buildings, D.o.S. Malaysia, Editor (2007)

16) Ministry of Health, Labour and Welfare : https://www.mhlw.go.jp/toukei/saikin/hw/k-tyosa/ktyosa17/dl/02.pdf (2017)

17) S.A. Zaki, A. Hagishima, R. Fukami, N. Ikegaya, N. Fadhilah, Development of a model for generating airconditioner operation schedules in Malaysia, Build Environ, 122, 354-362 (2017)

18) C. K. Woo, I. Horowitz and I. M. Sulyma : .“Relative kW Response to Residential Time-Varying Pricing in British Columbia”, IEEE Transactions on Smart Grids, Vol.4, No.4, pp.1802-1860 (2013)

19) 谷本潤，萩島理；住棟・街区などの多住戸への適用を前提にした居住者の生活スケジュールの多様性を考慮した包括的ユーティリティデマンド予測手法，日本建築学会環境系論文集，76 巻，660 号（2011），pp141-149.

第 7 章　結言

7-1　総括

本論では，2050 年のカーボンニュートラル実現のために必須となるデマンドレスポンスの実装に向け，今後爆発的に増えていくと予測される各住戸の電力消費量についての膨大なデータに着目し，大量の実測データを解析した．データ解析の主な目的は以下の 3 点である．

・居住者行動の多様性に関する統計値の整理

・エアコンのスイッチ ON/OFF 行動に影響する要因の分析

・電力消費量の実測データに基づくエアコンのスイッチ ON/OFF 行動の抽出

上記のデータ解析により，今後のデマンドレスポンスの実装おける課題である，DR 対象機器選定や電力需要予測，居住者行動の把握などに対し，今後の研究の進むべき方向性を示した．

第 2 章では，本研究で用いる大阪での電力消費量実測値データの概要を示した．また，用途，機器別に測定された時系列電力消費データを用い，洗濯機，オーブン・レンジ，食器洗い乾燥機，及び LDK の照明について，世帯毎のバラツキおよび使用開始時刻といった統計値を整理した．その結果，運転時の電力消費や運転継続時間などの世帯間のバラツキは，全ての機器において見られた．これに加えて，居住者の生活スケジュールに関連する使用時刻も変動することが分かった．以上のことから，TUD-PS をはじめとした時系列電力需要の確率性予測モデルを構築する際は，居住者の生活スケジュールのバラツキだけではなく，エネルギー消費原単位といった機器情報についても住戸差を設ける必要があることを明らかにした．

第 3 章では，インバータ制御による機械的な運転休止や，自動清掃の影響を考慮した上で，居住者の空調の ON/OFF 行動を特定するアルゴリズムを開発した．また，福岡及び鹿児島における計 17 台のエアコン使用状況に関する計測結果に基づき妥当性の検証を行った結果，製造メーカーや機種に関わらず，空調の ON/OFF 行動を約 99%の精度で推定できることを示した．

第 4 章では総電力消費時系列データに基づき，ルームエアコンの ON/OFF を推定する手法を提案した．提案手法の特徴は，中間期における総電力消費データのみを事前学習に用いている点，加えて，ON/OFF 判定基準として，高電力消費の継続時間及び機械的挙動の出現回数を採用し，インバータ制御のエアコンの電力消費パターンにも対応可能になるよう設計した点である．また，423 住戸の時系列計測データを用いて提案手法の精度検証を行った結果，従来手法に比べ約 17%の精度向上を実現した．

第 5 章では，機器別に取得された実測データのうち，エアコンの時系列電力消費データについての統計解析を行った．これによりエアコンの使用電力の住戸間のばらつき，冬季と夏季の運転割合の日変動，外気温度条件に対するエアコン運転頻度の特性を明らかにした．さらに，空調負荷の確率密度分布は住戸により大きく異なり，平均値による無次元化を施した場合にも普遍的な分布を見いだす事が困難な事を示した．また，エアコンの電力使用量データの解析を行

い，当日及び過去の日平均外気温度に対して指数関数を応用した重み付け平均を行うことで，一般住戸におけるエアコン使用行動を高精度に説明できることを示した．

第 6 章では，電力デマンドのピークに住戸数が与える影響について検討した．その結果，単独住戸における電力ピークについては，オーブン・レンジといった瞬間的に高電力を要する機器の寄与が大きく，これにエアコンの需要が重なり易い冬季の朝に最もピークが出やすいことを明らかにした．一方で，複数住戸の電力需要の合計値に関しては，住戸数の増加に従い，1 住戸当たりのピーク電力が減少すること，また，ピークを構成する機器としては冷蔵庫やエアコン，居間・食堂コンセントといった，一定電力を長時間使用する傾向の機器の寄与率が増加し，ピークの出現しやすい時期・時間帯も，夏場の夜間へ移ることを明らかにした．合計空調負荷のピークについても同様に，住戸数の増加に従い，1 住戸当たりのピーク電力が減少することを確認した．また，大阪のデータの方がクアラルンプールのデータに比べ，ピーク電力の減少幅が大きいことを示した．加えて，DR による家電機器毎のピーク削減可能量を推計した．その結果，住戸数が大きくなるほど，各住戸の居住者行動における影響は限定的になり，小さい住戸群サイズのときに比べ，安定したピーク削減効果が期待できることを確認した．

7-2　今後の展望

本論にて明らかになった多数住戸における実測データの統計分析結果を基に，既存のボトムアップ式の確率的電力デマンド予測手法におけるエネルギー消費行動モデルの精緻化が期待される．例えば，住戸毎のばらつき等を含めた確率性状を含めることで，より現実に即した予測が可能となると考える．また，本論にて解析した電力需要ピークの特性を基に，居住者の生活への不便性や快適性に悪影響を与えない範囲で家電機器の運転／停止状態を遠隔制御するデマンドレスポンスを実行する上での，遠隔制御スケジュールの立案や，DR 対応家電機器の選定などが可能になると考える．

一方で，ビッグデータの時系列傾向から未来の電力消費を予測するトップダウン式の予測手法が構築できるものと考えられる，トップダウン式手法では，データを居住者の嗜好や生活スケジュールを包括したものとして捉え，大量のデータに基づいて予測を行うため，モデル化を行う事象が少なく，仮定の潜り込む隙間がない．また，単純平均値だけでなく，世帯ごとのばらつきやピーク値とその発生時刻を正確に予測できると考える．

謝辞

本論文は，都市建築環境工学研究室在籍博士課程で行った研究成果をまとめたものです.

本論文を作成するにあたって研究の機会を与えて頂き，ご指導頂きました谷本潤教授，萩島理教授，池谷直樹准教には心から感謝致します.

谷本潤教授には，本研究の学術的位置付けや研究の初歩から解析に至るまで細やかで丁寧なご指導を賜りました．またいつも高い視座からの意見を下さり，自身の視野を広げることができました．厚く御礼申し上げます.

萩島理教授には, 研究の道標を提示して頂き, 些細な質問にも丁寧にご指導いただきました．また，学会において発表の場を与えて下さった事で見識を広めることができました．厚く御礼申し上げます.

池谷直樹准教には，研究を進める上で有益なご助言を多数頂きました．研究に対する真摯な姿勢や，確かな数学力に支えられた深い考察は，研究者のあるべき姿として大いに刺激を頂きました．心より御礼申し上げます.

研究室秘書の吉鶴真理子さんには, 私達学生が研究に専念できるよう, ご尽力を頂きました．心から御礼申し上げます.

日立製作所研究開発グループの皆様には，私が社会人として博士課程を進めるうえで様々な協力を頂きました．心からお礼申し上げます.

最後に学生生活を支えて下さった両親のおかげで本研究を遂行できました.
ご協力頂いた皆様には深く感謝の意を表します.

令和 4 年 11 月 16 日

小野哲嗣