

修士論文

コミュニティ内の家庭用電力需要の
集約効果に関する研究

Study of Smoothing Effect in Household Electricity Demand
within a Community

平成 25 年 2 月 5 日 提出

指導教員：岩船由美子 准教授

東京大学 工学系研究科

電気系工学専攻

37-106519 鄭叡韻

内容梗概

発電過程で CO₂ を一切排出しない太陽光発電は、地球温暖化問題に大きく貢献できると考えられている。しかし、太陽光発電の出力は天候と日照に依存する上に、電力需要に合わせた発電ができない。それによる、供給側における調整力が減少を解決するため、大量の蓄電池を設置する方法があるが、経済性の観点から望ましくない。

それで、ホームエネルギーマネジメントシステム(Home Energy Management System、HEMS)とコミュニティエネルギーマネジメントシステム(Community Energy Management System、CEMS)などのようなシステムを用いて、需要側の能動化し、調整の一部を担わせることが検討されている。エネルギーマネジメントを適切に行うためには、各々のシステムの役割分担を確実にを行う必要があり、そのためには各システムの管理対象となる電力需要の形状を把握することが大事とである。

本研究では、50 世帯における 1 分間隔で計測した実測消費電力データを用いて、コミュニティ内の家庭用需要の集約効果及びならし効果に関して検討を行う。そのとき、季節別、平日と休日に分けて行なっている。集約効果の定量化を行い、それを基にした電力需要パターン作成モデルである対数正規分布モデルを提案する。さらに、マルコフ連鎖の概念を取り入れることで、電力消費における時点間の連続性を考慮したマルコフ連鎖モデルを提案する。また、蓄電池運用モデルを用いて複数世帯で蓄電池を共有することの効果について評価する。

本論文は第 1 章～第 5 章からなる。

第 1 章では、本研究における研究背景及び目的について説明している。

第 2 章では、実測消費電力を用いたコミュニティ内の家庭用電力需要のならし効果及び集約効果の評価、また集約効果の定量化について述べている。

第 3 章では、集約効果の定量化結果を用いた電力需要パターン作成モデルである対数正規分布モデルと、マルコフ連鎖の概念をさらに取り入れたマルコフ連鎖モデルを提案している。

第 4 章では、実測消費電力データ及び前章で提案した 2 種類の需要パターン作成モデルから作成した需要データを基に蓄電池運用モデルを用いたシミュレーションにより、複数の住宅を統合することによる逆潮流への影響について検討する。

最後に第 5 章では本研究から得られた知見と今後の課題について述べている。

目次

第1章	序論	1
1.1	研究背景	1
1.2	研究目的	3
第2章	集約効果及びならし効果	5
2.1	分析対象データ	5
2.1.1	消費電力の実測データ	5
2.1.2	コミュニティの消費電力(アンサンブル平均値)	6
2.2	ならし効果	7
2.2.1	ならし効果の評価指標	7
2.2.2	ならし効果の評価	8
2.3	集約効果	9
2.3.1	集約効果の評価手法	9
2.3.2	集約効果の評価結果	10
2.3.3	集約効果の定量化手法	13
2.3.4	集約効果の定量化	15
第3章	コミュニティの電力需要パターンの作成モデル	19
3.1	対数正規分布モデル	19
3.1.1	一時点における消費電力の確率分布	19
3.1.2	対数正規分布モデルの概要	20
3.1.3	結果	23
3.2	マルコフ連鎖モデル	25
3.2.1	マルコフ連鎖	25
3.2.2	状態遷移確率行列の算出手法	26
3.2.3	状態遷移確率	27
3.2.4	マルコフ連鎖モデル手法	29
3.2.5	結果	30
3.3	対数正規分布モデルとマルコフ連鎖モデルの比較	32
第4章	作成した電力需要を用いたシミュレーションエラー! ブックマークが定義されていません。	
4.1	蓄電池運用モデルの概要	35
4.2	シミュレーション手法	41
4.3	逆流上限値がない場合—結果	43

4.4	逆潮流上限値がある場合—結果.....	45
第5章	結論.....	49
5.1	知見.....	49
5.2	今後の課題.....	50
謝辞	51
参考文献	52

第1章 序論

1.1 研究背景

近年、人間の活動から生じる温室効果ガスによる地球温暖化現象が問題視されている。地球規模の気温上昇が原因で海水の膨張、氷河の融解が生じる。それがまた原因となり、海面は上昇する。気候メカニズムも変化してしまい、異常気象が発生する。このような自然生態系や人間の活動への影響が懸念されている。それにしたがって、地球温暖化問題に対する意識が高まり、大きな原因となっている二酸化炭素の排出をできるだけ抑えた「低炭素社会」の実現に向けての取り組みが勧められている[1]。発電部門では、二酸化炭素を減らすための対策として、環境への負荷の少ない再生可能エネルギーを用いた発電システムの導入が期待されている[2]。

再生可能エネルギーの一つとして太陽光発電(PV)システムが挙げられる。PV システムとは、太陽電池を用いて太陽の光エネルギーを電気に変換する発電方式である。発電

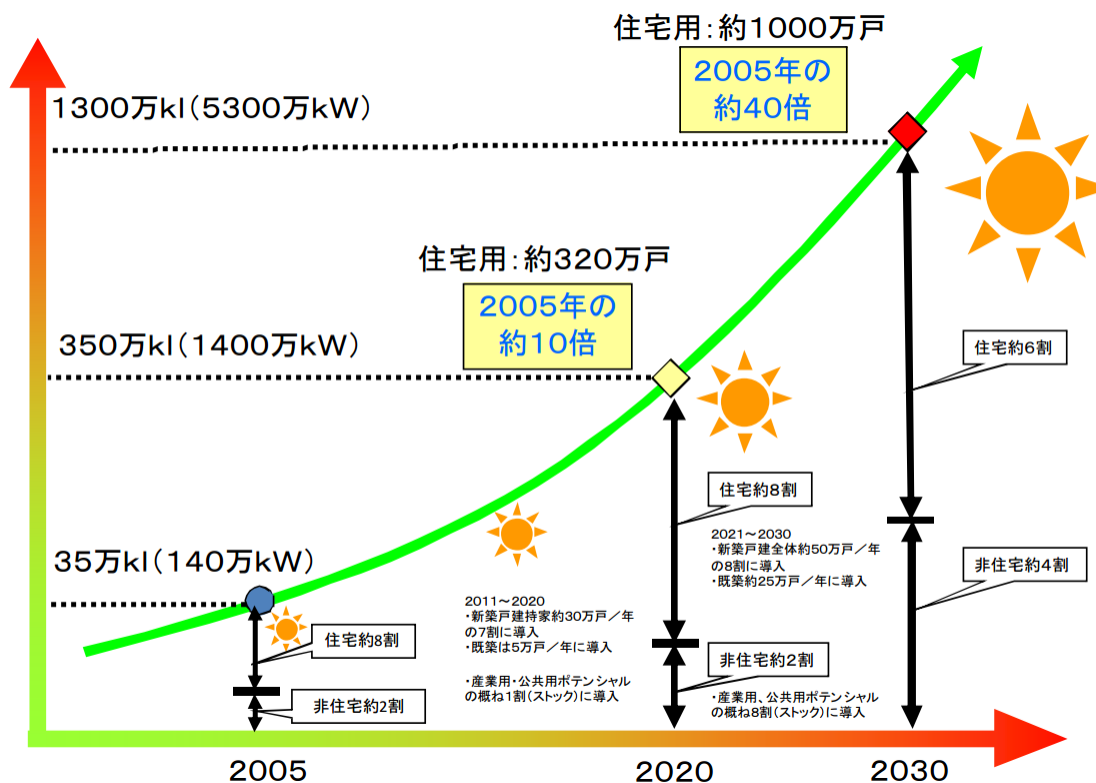


図 1 太陽光発電の導入シナリオ

過程で CO₂ を一切排出しない PV システムは、地球温暖化問題に大きく貢献できると考えられている。日本での中期、長期の温暖化対策として大規模な導入目標が策定されている。具体的には、2005 年の PV システムの設備容量を基準にして、2020 年までその 20 倍である 1400 万 kW、2030 年までは 40 倍である 5300 万 kW まで増設するのが政府目標として設定されている。その導入目標に対応するための施策として、2008 年度からは NEDO の「革新的太陽光発電技術研究開発」プロジェクトが始まった[3][4]。2009 年からは、住宅用太陽光発電システムに対する導入補助金制度が復活した[3]。その上、再生可能エネルギーの固定価格買取制度により、住宅からの太陽光発電電力の余剰電力に対しては、42 円/kWh で電気事業者が買い取るようになった。このような制度の元で、住宅での太陽光発電システムの導入量は増加すると予想される。

太陽光エネルギーを利用した発電は環境にやさしいし、枯渇することがない。しかし、太陽光発電は天候及び日照に依存するため、不安定である上に、電力需要に合わせた発電ができない[5]。そのため、導入量が増大すると、電力系統の容量に対し PV 出力の変動が大きくなる。それにより、電力系統に負担がかかり、PV システムの拡大に限界が生じるだけでなく、電力品質に悪影響を与える恐れがある[5][6][7]。そのため、現在は電力系統における需給バランスは中央給電指令所にて一方的に担っているが、今後は家、ビル、工場、コミュニティなど、需要端でのエネルギーマネジメントシステムの役割が大きくなるであろうと期待されている。代表的なエネルギーマネジメントシステムとして、ホームエネルギーマネジメントシステム(Home Energy Management System、HEMS)とコミュニティエネルギーマネジメントシステム(Community Energy Management System、CEMS)が挙げられる。

現在検討されている需要側におけるエネルギーマネジメントを適切に行うためには、各々のシステムの役割分担を確実に行う必要がある。そのためには、各々のシステムの管理対象となる電力需要の形状が異なることを念頭に置く必要がある。住宅における電力需要の場合は、世帯構成、所有する家電機器の種類、機器の利用状況、生活パターンなど様々な要因によって世帯ごとに大きく異なる。すなわち、HEMS の管理対象となる一世帯の家庭の需要は、単位時間当たりの変動が比較的激しいし、世帯間のばらつきも大きい。

一方、複数の住宅で構成されるコミュニティの電力需要は集約効果及びならし効果により、需要が平滑化されている。ただし、本研究では時間当たりの変動量が小さくなることをならし効果と呼ぶことにする。それに対して、集約効果とはコミュニティを組む

ことで一時点における消費電力のばらつきが小さくなることとする。

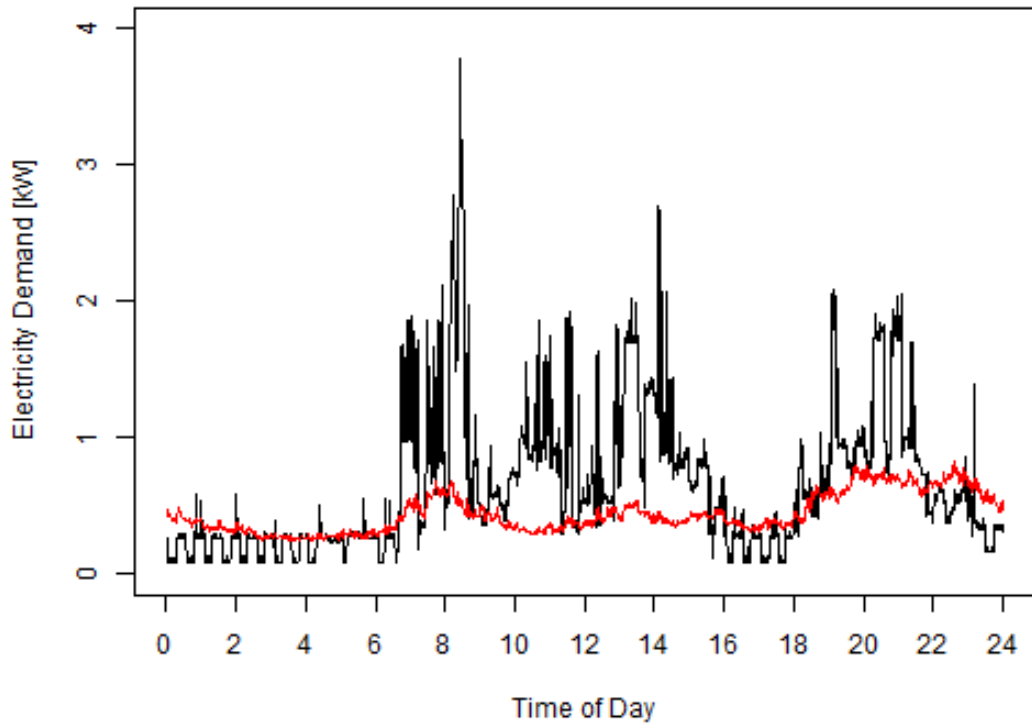


図 2 1 戸の消費電力(黒)と 40 戸統合した場合の平均消費電力(赤)

1.2 研究目的

本研究の目標は 50 世帯における 1 分間隔で計測した消費電力の実測データを用いて、コミュニティ単位での住宅の消費電力の特性を分析することとする。まず、ならし効果の特性を分析するため、コミュニティを構成する世帯数が増加するにしたがい、一日の 10 分窓における最大変化量の変動具合を確認する。また、同じ世帯数のコミュニティであっても、世帯の組み合わせによりある時刻において生じる消費電力にはばらつきがある。世帯数の変化にしたがい、そのばらつきの変化を確認する。すなわち、複数の住宅がコミュニティを組むことによる集約効果について分析を行い、さらに定量化までする。以上の分析に用いる消費電力の実測データについては第 2 章にて記述する。

コミュニティ単位における集約効果の定量化結果に基づいて、コミュニティにおける一世帯当たりの電力需要パターン作成モデルを提案する(対数正規分布モデル)。さらに、時点間の連続性を考慮するため、対数正規分布モデルにマルコフ連鎖の状態遷移確

率行列の概念を取り入れた電力需要パターン作成モデルであるマルコフ連鎖モデルを提案する。

複数の住宅で一つの蓄電池を共有すると、蓄電池を介して電力を融通しあえる。それでならし効果及び集約効果が出て、需要が平滑化される。PV システムと蓄電池が設置されている住宅を想定し、蓄電池運用モデルを用いて、ならし効果及び集約効果により逆潮する電力を、実測消費電力データを用いて評価する。また、需要作成モデルを評価するため、需要作成モデルで作成したコミュニティにおける 1 戸当たりの需要パターンを、蓄電池運用モデルのシミュレーションに用いて、実測データを用いた結果と比較を行う。シミュレーションに用いる PV 出力データとして、消費電力の実測データの計測期間と同じ期に間計測された実測データを用いる。

第2章 電力需要の集約効果及びならし効果

2.1 分析対象データ

本筋では、分析に利用した実測消費電力データについて説明を行う。また、実測データを用いたコミュニティにおける消費電力の算出方法についても記述する。

2.1.1 消費電力の実測データ

実測消費電力データのための測定対象は千葉県柏の葉キャンパス駅周辺の 50 戸の住宅である。2009 年 12 月から 2011 年の 3 月までの測定期間の間、測定が行った。測定期間中、各々の住宅の主幹データを 1 分間隔で計測した。そのとき、電流のみを計測した。そのため、本研究では力率及び電圧をそれぞれ 100% と 100V と仮定した上、消費電力への換算を行うことにする。

表 1 実測消費電力データ

測定対象	千葉県柏の葉キャンパス駅周辺 50 戸の住宅の主幹データ
測定期間	2009 年 12 月 1 日～2011 年の 3 月 31 日
測定間隔	1 分
力率	100%
電圧	100V

実測データはデータ欠損が含まれている。それで、分析を行う前に、欠損を補う必要がある。しかし、欠損が大きい場合は分析へと影響を与えると考えられる。そのため、連続 5 分を基準と設定し、使用可能または使用不可能と判断する。すなわち、ある世帯のある日のデータの中の欠損区間が基準より大きい欠損が含まれている場合は使用不可能であると判断する。例えば、世帯 A の一日の 1440 分データの中に、連続 5 分以上の欠損区間が一つでもあるとする。その場合は、世帯 A のその日のデータは使用不可能と判断する。その場合は、そのデータは分析に用いないことにする。それに対して、連続 5 分未満の欠損のみ持っているある世帯 A の別の日の一日の消費電力のデータに

については、欠損区間の前後の消費電力のデータを用いて線形補完を行ってから分析に用いる。

2.1.2 コミュニティの消費電力(アンサンブル平均値)

本節では、ならし効果及び集約効果の特性を分析する際に用いるコミュニティの消費電力を、実測データを使い算出する手法について説明する。 n 世帯で構成されるコミュニティの消費電力を算出する手法について説明する。実測消費電力データから、 n 戸分のサンプル世帯を無作為で取り出す。抽出されたサンプル世帯は一つのコミュニティを構成すると想定する。抽出したサンプル世帯の消費電力のアンサンブル平均をそのコミュニティにおける一世帯当たりの消費電力としてみなすことにする(式(1)参照)。例として、図 3 に 2010 年 8 月 2 日の 6 世帯の実測データとそのアンサンブル平均をプロットしたものを示す。

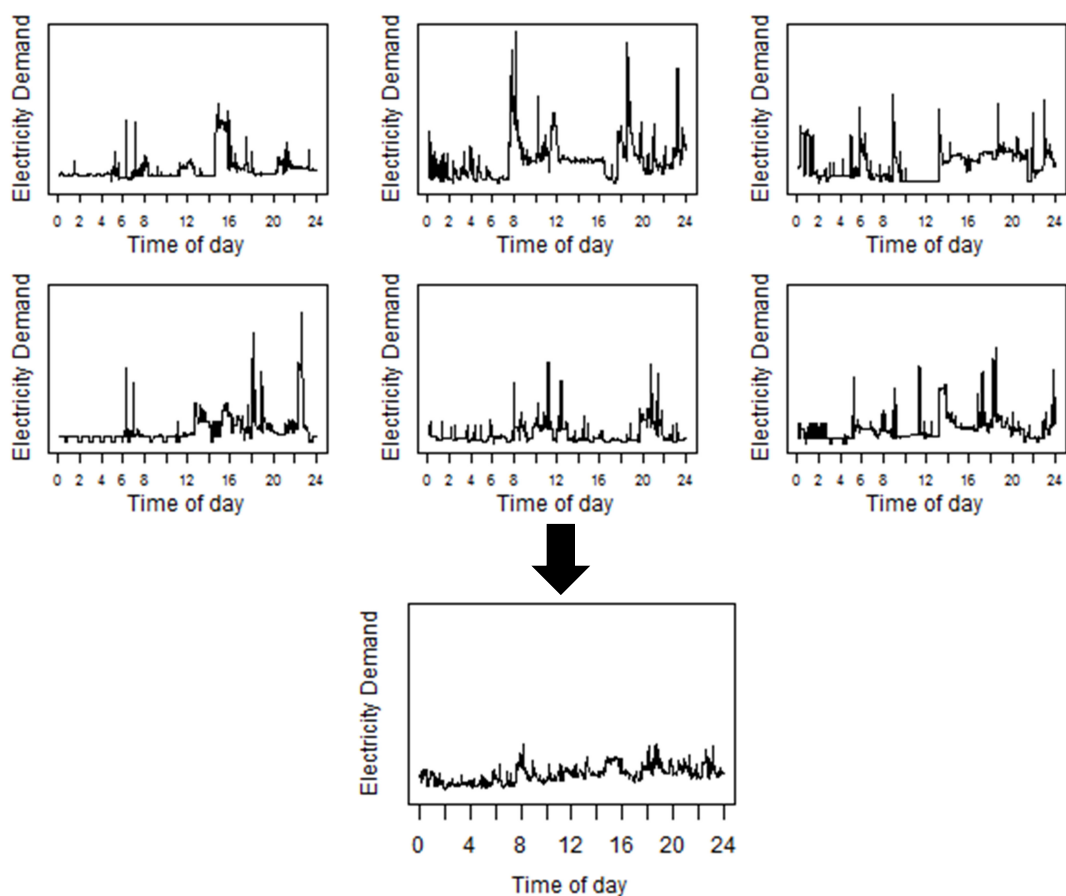


図 3 2010 年 8 月 2 日の 6 世帯の実測データ(上)とその世帯で構成されるコミュニティの 1 戸当たりの消費電力(6 世帯の実測消費電力のアンサンブル平均)

$$CED_{nd,t} = \frac{\sum_{u \in \text{sample}} ED_{u,d,t}}{n} \quad (1)$$

ただし、 $ED_{u,d,t}$ は世帯 u の d 日の t 分データで、 $CED_{nd,t}$ は n 戸のコミュニティの平均消費電力の d 日の t 分データである。

2.2 ならし効果

2.2.1 ならし効果の評価指標

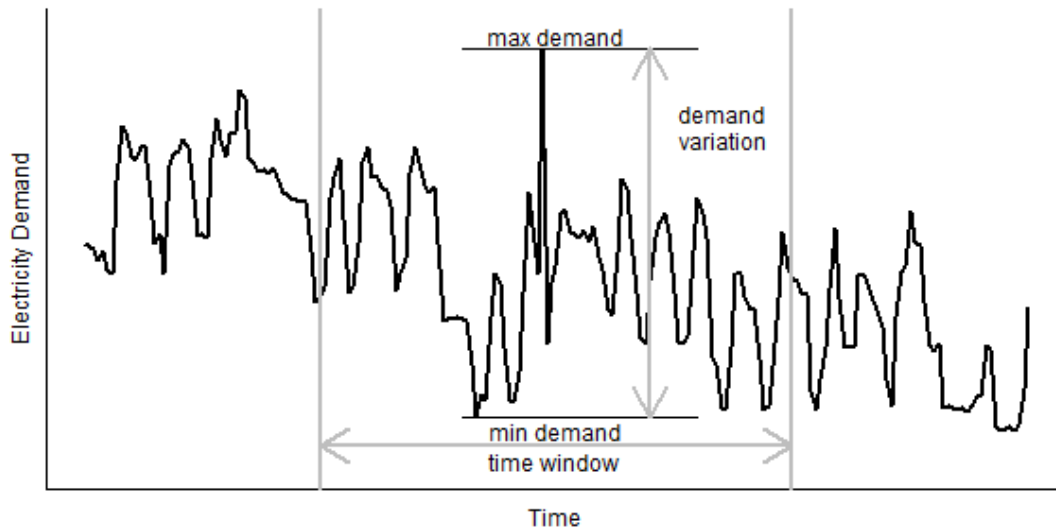


図 4 最大需要変動幅の概念図

本研究では、コミュニティを構成する世帯数の増加による一世帯当たりの消費電力の変動の低減をならし効果と呼ぶ。複数住戸を統合することによる消費電力のならし効果の評価指標として、PV システム及び風力発電の出力特性を把握するためによく使われる評価時間窓における最大出力変動幅の概念を取り入れて、最大需要変動幅を用いることにする。

最大需要変動幅の概念を図にすると、図 4 のようになる。設定した時間窓内から見いだされる消費電力の最大値と最小値の差を需要変動幅と呼ぶ。評価時間窓の開始時刻を一時点ずつ、本研究では 1 分ずつ、遅らせ、一日にわたる需要変動幅を算出する。一日の中の最大値を最大需要変動幅と呼ぶ。この値が小さいほど、変動抑制効果が大きい、すなわち、ならし効果が大きいという意味になる。

ある日における消費電力の実測データの中から無作為にサンプル世帯を取り出し、そのアンサンブル平均を求める。それも用いて、最大需要変動幅を求める。一日における一つの世帯数のサンプル世帯の消費電力から算出する最大需要変動幅を求めおる作業を複数回行う。すべての組み合わせは膨大であるため、一日、一つの世帯数に対して200回ずつ繰り返す。世帯数{1、2、3、4、5、6、7、8、9、10、15、20、25、30、35}に対して計算を行う。評価は季節ごとの平日と休日に分割して、すべての日に対して行う。ただし、季節は夏、冬、中間期の3つに分割し、評価時間窓の長さを10分と設定する。

2.2.2 ならし効果の評価

実測消費電力データを用いて、様々な世帯数における複数の組み合わせのサンプル世帯のアンサンブル平均から最大変動幅を算出した。世帯数に対する傾向は季節及び平日/休日によらず、同様であったため、代表として、図5に夏の平日の実測消費電力データを用いた結果を箱ひげ図でまとめて示す。箱ひげ図では、箱の中にある線は中央値とし、箱の下端は第1四分位値(25%値)、端の上端は第3四分位値(75%値)に相当する。また、ひげの上端と下端はそれぞれその世帯数に対して算出したすべての最大変動幅の中の最大値と最小値である。

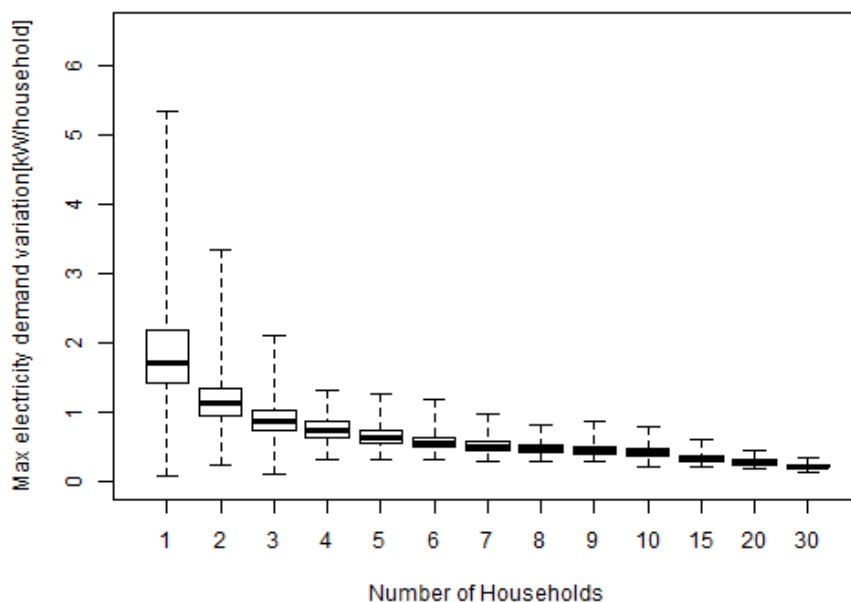


図5 世帯数に対する最大変化幅（夏の平日、評価時間幅：10分）

図 5 から、世帯数が増加するにしたがい、最大変動量が減少する様子が見て取れる。この期間中の最大変動幅を見ると、コミュニティを組まなかった場合の最大値は、約 5.3kW/household であるに対して、30 世帯のコミュニティの場合は、約 0.34kW/household となった。中央値で見ると、一世帯の場合は、1.70kW/household 程度に対し、30 世帯では約 0.22kW/household まで減少している。このようにある一つの世帯で大きな需要変動があるとしても、コミュニティ単位で需要をまとめることで、相対的に一世帯当たりの変動を減少させることができる。

しかしながら、世帯数の増加とともに最大変動量の減少具合が遅くなることも図から確認できる。これは、世帯数が増加するにしたがい、ならし効果が飽和してくるからだと考えられる。

2.3 集約効果

2.3.1 集約効果の評価手法

本研究で集約効果は、コミュニティを組むことにより、ある時刻における消費電力のばらつきが小さくなることとする。集約効果の評価は、季節、平日/休日ごとの代表日の実測消費電力データを用いて評価を行うこととする。

ところで、ある一つ世帯数に対し、様々な組み合わせのコミュニティができる。その組み合わせにより、ある時刻における消費電力にばらつきが生じる。ある一つのコミュニティの消費電力を算出する際、一日の消費電力の実測データから無作為にサンプル世帯を抽出し、アンサンブル平均を取る。時刻ごとに消費電力のばらつきを評価するため、一つの世帯数に対して、様々な組み合わせのサンプル世帯に対してコミュニティの消費電力を算出する。それから、同じ世帯数の実測データサンプルから算出したコミュニティの消費電力を、一つのグラフの上に重ねてプロットする。世帯数の変化により、プロットしたグラフがどう変化するかを評価する。それにより、コミュニティを構成する世帯数による集約効果の特性を把握することができる。世帯数{1、2、3、4、5、6、7、8、9、10、15、20、25、30、35、40}に対して計算を行う。一つの世帯数に対するすべての組み合わせは膨大であるため、一日、一つの世帯数に対して 200 回ずつ繰り返すことにする。

2.3.2 集約効果の評価結果

集約効果の評価は季節ごとに、平日と休日と分割し、それぞれ期間の代表日に対して行うことにした。世帯数に対する傾向は季節及び平日と休日によらず同様であった。そのため、ここでは夏の平日の代表日である2010年8月2日の実測消費電力データに基づいて求めた結果を代表として示す(図6及び

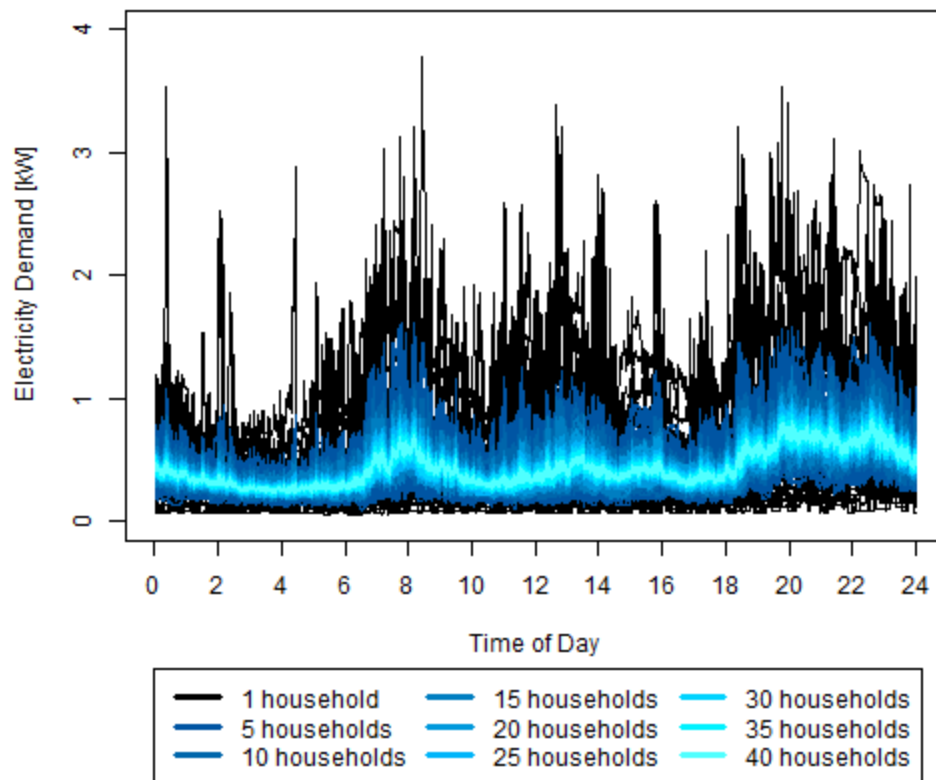


図6 2010年8月2日のコミュニティの消費電力を世帯数ごとに違う色で重ね合わせてプロット

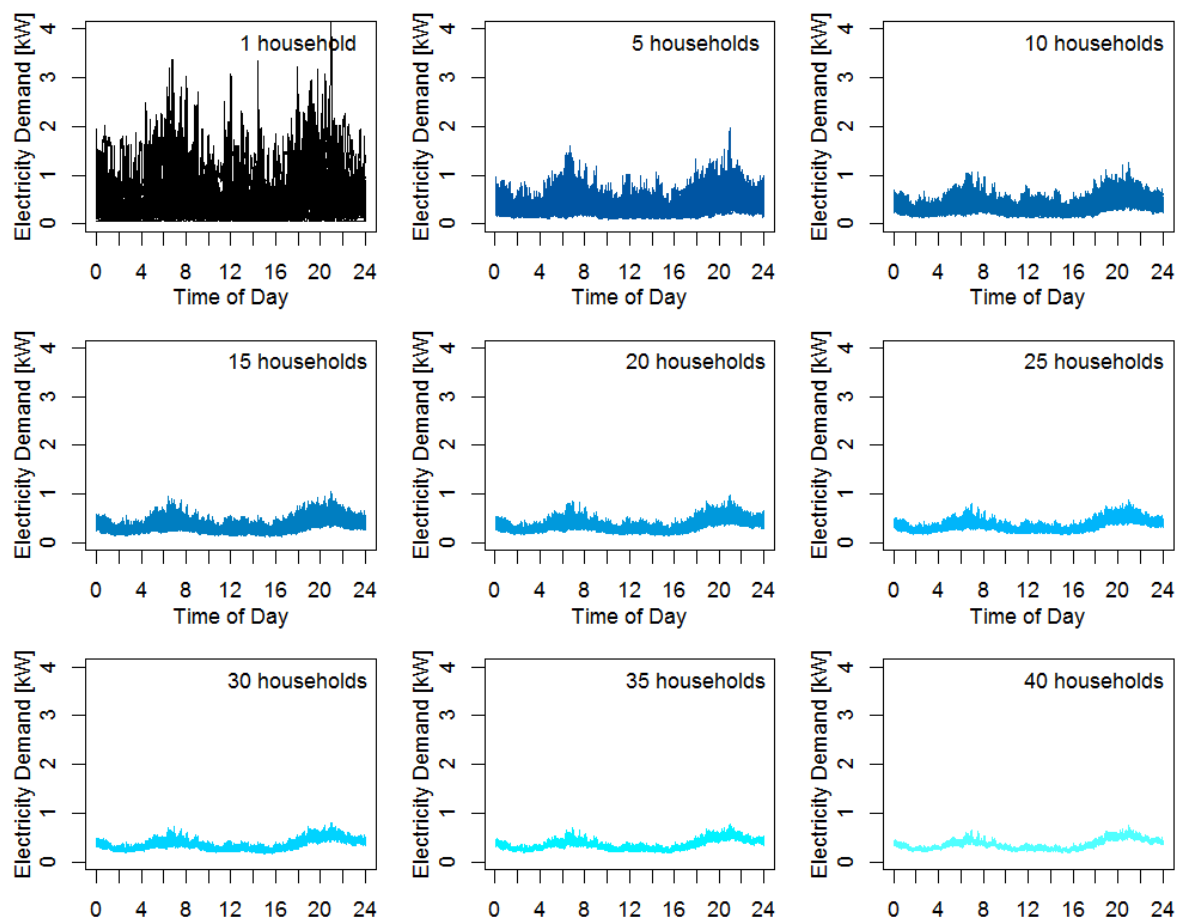


図 7 参照)。

世帯数ごとに重ね合わせてプロットすることにより幅が形成される。この幅はコミュニティの組み合わせによる平均消費電力の分布、すなわち、ばらつきを表していると考えられる。ばらつきの見ると、世帯数だけでなく、時間にも依存することが確認できる。

コミュニティを構成する世帯数が増加するとともに、消費電力の幅は小さくなることも見て取れる。これは複数の住宅の消費電力が統合することによって、ばらついていた消費電力は集約され、そのアンサンブル平均であるコミュニティ消費電力が平滑化されることを表す。これにより、コミュニティ単位での需要の一日に渡る消費電力ばらつきも各々の住宅の需要のそれより小さくなる。また、ある時刻において消費される電力量の標準偏差も小さくなる。

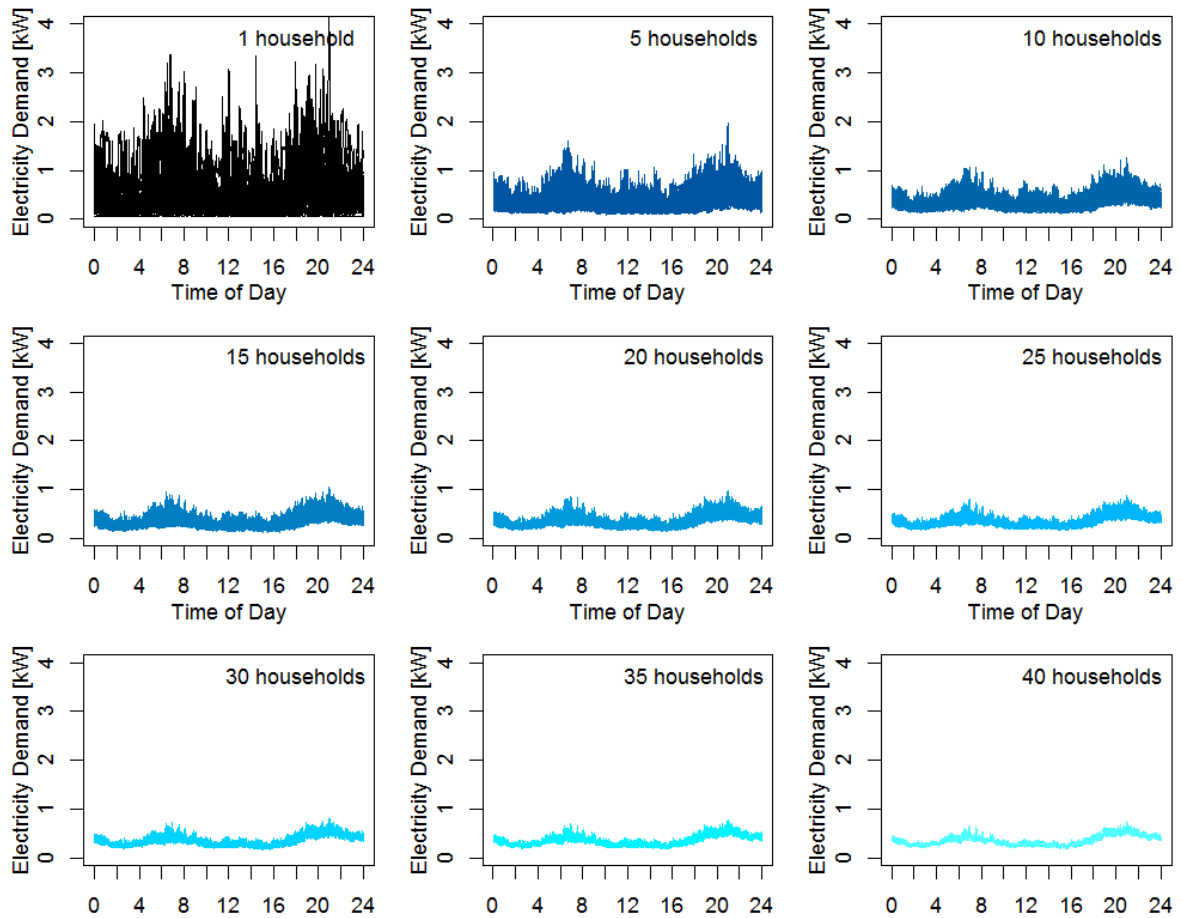


図 7 2010年8月2日のコミュニティの消費電力を世帯数ごとに違う色で重ねてプロット

また、コミュニティに含まれる世帯数が多いほど集約効果も大きいことも見て取れる。しかし、世帯数が多くなるほど、その幅が狭くなる割合が小さくなる。すなわち、集約効果の進み具合は遅くなる。したがって、コミュニティが大きくなるにつれ、集約効果は飽和していくと考えることができる。

2.3.3 集約効果の定量化手法

2.3.3.1 実測データの扱い方

母集団から標本を抽出し、その標本平均の標準偏差は標本の大きさの平方根に反比例すると言われている。しかし、母集団が有限母集団であり、母集団の大きさに対する抽出率が大きい場合は、その影響で標本平均の標準偏差はさらに小さくなる。すなわち、例えば、一日の使用可能な消費電力の実測データは多くて 50 世帯であり、その中から 40 世帯のコミュニティの消費電力の標準偏差を求めるとする。標準偏差には 40 世帯を統合することによる減少分に、さらに母集団に対する抽出率が高いことによる減少分が加わる。集約効果の定量化を行う際には、複数の世帯の消費電力を統合することによる効果だけを評価したい。そのため、ならし効果評価及び集約効果評価とは異なるデータの扱い方を要する。

ならし効果及び集約効果では、世帯数 n のコミュニティの消費電力を算出するとき、同じ日における実測消費電力データから n 世帯分を無作為に取り出し、そのアンサンブル平均を求める手法を取った。しかし、この手法だと抽出率による減少分が結果に影響を与えるだけでなく、50 世帯以上で構成されるコミュニティは考慮できなくなる。また、日により使用可能な実測データの数が異なる場合もあるため、定量化するのに困難である。

そのため、集約効果の定量化では、同じ世帯の消費電力のデータであっても、異なる

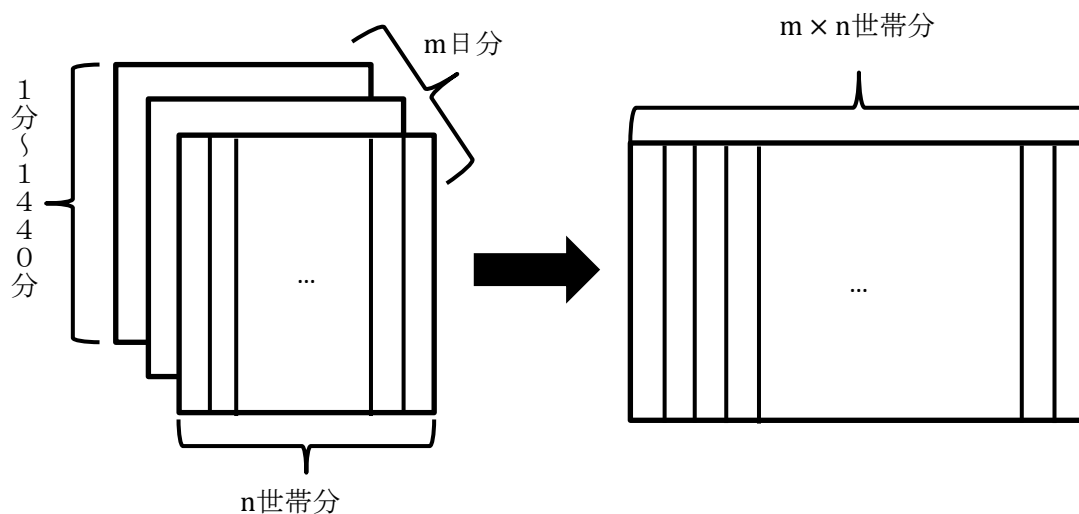


図 8 集約効果の定量化におけるデータの取り扱い方の概念図

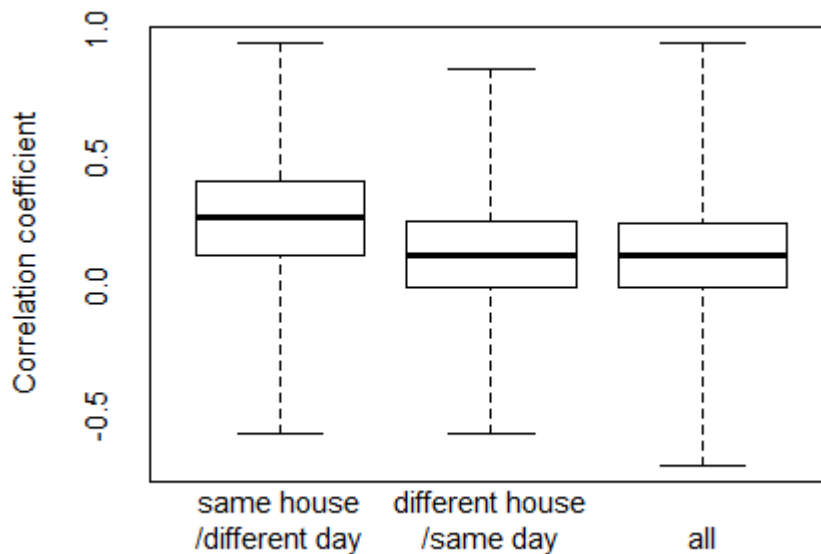


図 9 夏の平日の実測消費電力を用いて算出した同日における異なる世帯間の消費電力の相関係数および一つの世帯における異なる日の消費電力の間の相関係数

日のデータであれば、異なる世帯のデータとして扱うことにする。例えば、50 世帯の 30 日分の消費電力データを一日の 1500 世帯分のデータとして扱う(図 8 参照)。しかし、季節、平日/休日の分類は行うことにする。

ところで、同一世帯の消費電力であれば、異なる日であっても形状が似ていると考えられている。それで、実測消費電力データを用いて、同一世帯における異なる日の消費電力データの間の相関係数、同じ日における異なる世帯の消費電力データの間の相関係数、すべてのデータの間の相関係数を季節別、平日と休日別求めた。代表として、夏の平日の結果を図 9 に示す。

異なる日における同一世帯の消費電力の間の相関係数の最大値と最小値は-0.67 と 0.95 となり、中央値は 0.25 となる。同じ日の異なる世帯の場合の最大値と最小値は-0.52 と 0.82 であり、中央値は 0.13 となる。このように、異なる日における消費電力であるとしても、同一世帯数である場合が同じ日の異なる世帯との相関係数と比べて高い。図 9 の右の箱ひげは、夏の平日のすべての消費電力に対してお互い相関係数を算出し、まとめたものである。最大値と最小値がそれぞれ 0.95 と-0.69、中央値は 0.13 となる。同じ日の別世帯間の相関係数の場合と中央値は同程度である。すなわち、上記のデータの取り扱い方をしても、異なる日の異なる世帯の消費電力の割合が多いため、同一世帯における異なる日のデータ間の高い相関性による結果への影響はないと考えられる。

2.3.3.2 定量化手法

コミュニティ内の世帯数の変化によるばらつきの変化を定量化するため、ばらつきの指標として標準偏差を用いることにする。集約効果の定量化は季節別、平日/休日別、6つの場合に分けて定量化を行う。定量化する手法について説明する。前節で説明した扱い方で実測消費電力データからサンプル世帯を抽出し、コミュニティの消費電力を算出、すなわちアンサンブル平均を出すことを一世帯数に対して複数回繰り返す。ここでは、1000 回行うことにした。サンプル世帯数{1、2、3、4、5、6、7、8、9、10、15、20、30、40、50、60、70、80、90、100、150、200、250、300}となる。

コミュニティを構成する世帯数が増加するにしたがい、ばらつきが小さくなることから、各時点において世帯数に対して下記の式(2)にしたがい非線形最小二乗法で回帰分析を行う。

$$SD(n, t) = \frac{SD_{1,t}}{n^{R_t}} \quad (2)$$

ただし、 $SD_{n,t}$ は実測消費電力データから算出した n 世帯で構成されているコミュニティの t 分に消費電力の標準偏差である。すなわち、上記の式(2)の $SD_{1,t}$ はコミュニティを組まなかった場合の各々の消費電力を用いて、 t 分における標準偏差を求めたものとなる。 $SD(n, t)$ は回帰した場合の n 世帯のコミュニティにおける t 分での消費電力の標準偏差であり、 R_t は回帰分析により求めた t 分での係数である。

2.3.4 集約効果の定量化

夏の平日の実測消費電力データから算出したコミュニティの消費電力の時点及びコミュニティを構成する世帯数ごとの平均及び標準偏差を算出し、プロットしたものを図10に示す。ほかの季節及び平日/平日の実測データを用いて求めたコミュニティ消費電力の平均及び標準偏差の時間及び世帯数に対する傾向は同様であるため省略する。

コミュニティの消費電力の平均は、実測消費電力データのアンサンブル平均と一致し、世帯数に依存しないことが確認できる。すなわち、コミュニティの消費電力の平均は時間だけに依存する。それに対して、標準偏差は、時間だけでなく、コミュニティを構成する世帯数にも依存する。コミュニティ内の世帯数が増加するにしたがい、標準偏差は減少する。

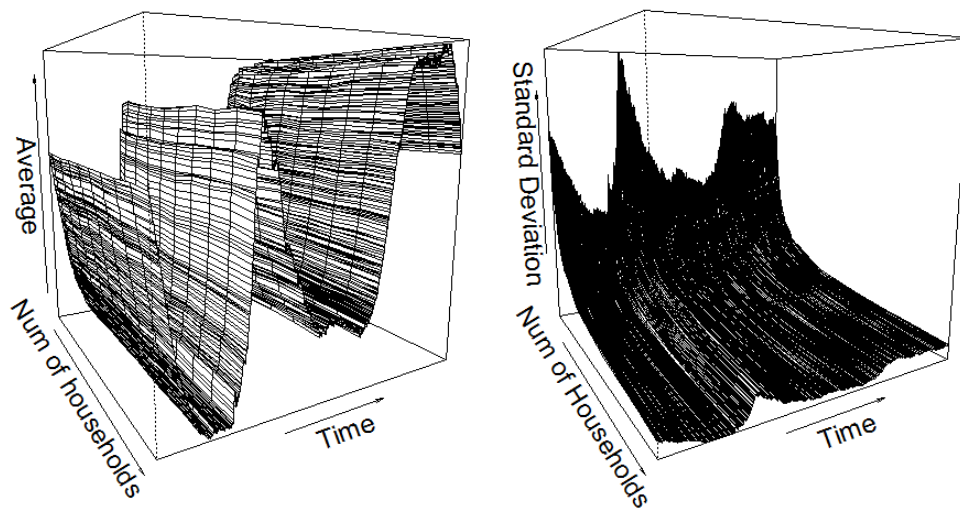


図 10 コミュニティの消費電力の平均(左)及び標準偏差(右)を、コミュニティを構成する世帯数と時間に対してプロット(夏の平日の場合)

世帯数及び時点ごとに算出した標準偏差を用いて、コミュニティを組むことによる集約効果を定量化した結果について説明する。算出したコミュニティの消費電力の時点及び世帯数における標準偏差に対して、1分から1440分まで1440回式(2)にしたがい回帰分析を行うことにより算出した R_t を図11に示す。すべての回帰結果は0.001の有意水準で有意であった。どの季節であるか、平日であるか、休日であるかに関係なく同じ結果が得られた。また、時間にもよらず、 R_t は0.5になった。これを基に、ならし効果は季節、平日/休日、また時間にも依存しないし、依存するのは世帯数のみであるといえる。 n 世帯のコミュニティの消費電力の t 分における標準偏差を式で表すと下記のとおり定量化できる。

$$SD(n, t) = \frac{SD_{1,t}}{\sqrt{n}} \quad (3)$$

ただし、 $SD_{1,t}$ はコミュニティを組まなかった場合の各々の消費電力から算出した t 分における標準偏差、 $SD(n, t)$ は集約効果の定量化結果から得られる n 世帯のコミュニティにおける t 分での消費電力の標準偏差である。

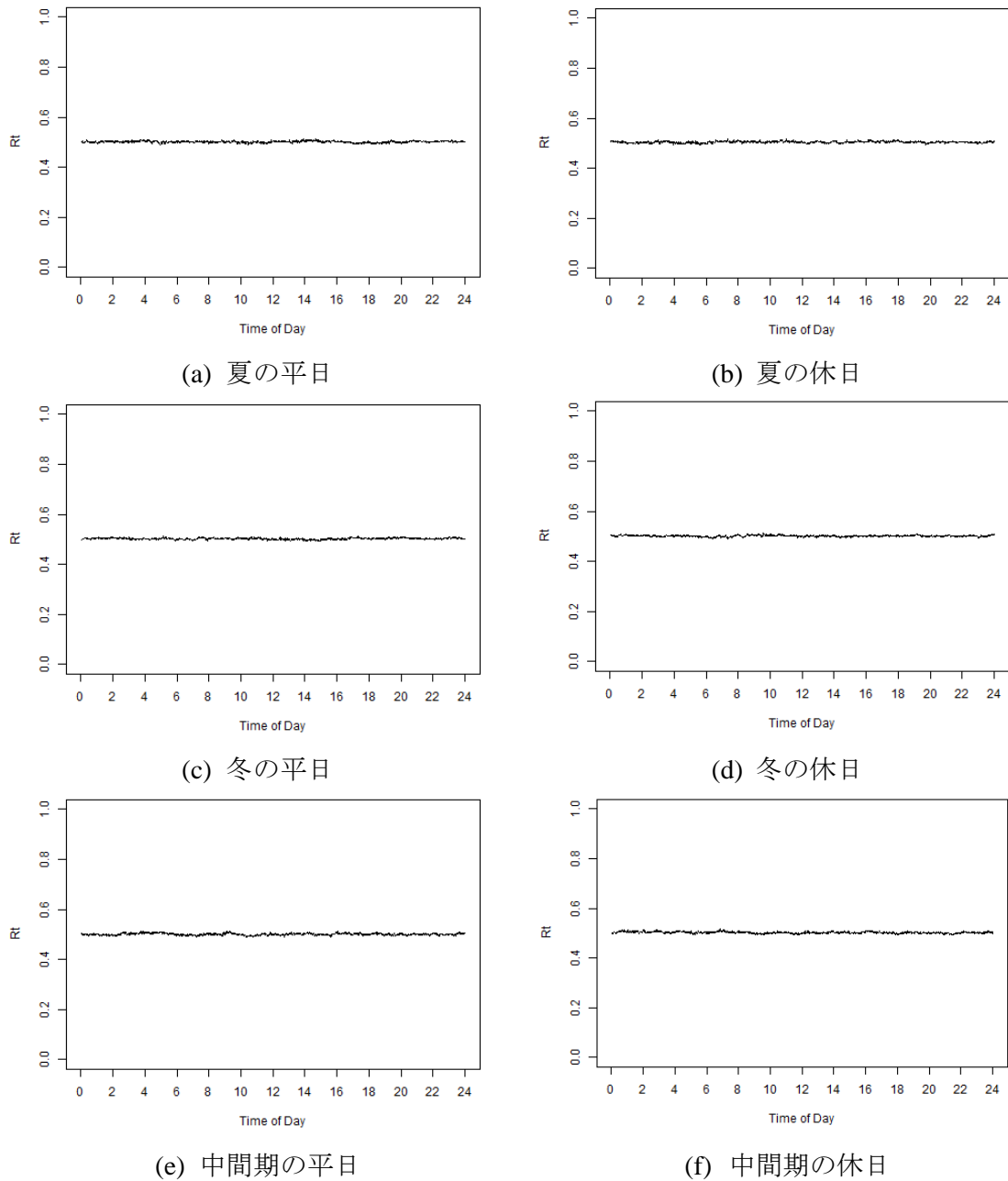


図 11 R_t 回帰結果

以上の結果が出た理由について説明する。統計における標本平均の平均及び分散の式は下記の式(4)と式(5)のとおりとなる。ここで、標本はお互い独立であり、無作為に抽出するとする。

$$\begin{aligned}
E(\bar{X}) &= E\left(\frac{X_1 + X_2 + \dots + X_n}{n}\right) \\
&= \frac{E(X_1) + E(X_1) + \dots + E(X_n)}{n} \\
&= \frac{\mu + \mu + \dots + \mu}{n} = \frac{n\mu}{n} = \mu
\end{aligned} \tag{4}$$

$$\begin{aligned}
V(\bar{X}) &= V\left(\frac{X_1 + X_2 + \dots + X_n}{n}\right) \\
&= \frac{1}{n^2} \{V(X_1) + V(X_2) + \dots + V(X_n)\} \\
&= \frac{\sigma^2}{n}
\end{aligned} \tag{5}$$

ただし、 $\{X_1, X_2, \dots, X_n\}$ は母集団から無作為に抽出した n 個の標本、 $V(\bar{X})$ は標本数 n の場合の標本平均の分散及び標準偏差、 μ は母集団の平均、 σ は母集団の標準偏差である。

ここで、ある季節の平日または休日の実測消費電力データが母集団、その実測データのアンサンブル平均は式(4)の μ 、 $SD_{1,t}$ は式(5)の σ 、抽出した n 世帯分のデータはそれぞれ抽出された標本 $\{X_1, X_2, \dots, X_n\}$ 、コミュニティの消費電力は標本平均に相当する。式(4)は、標本平均の平均は標本数に依存せず母集団の平均になることを示している。これにより、図 10 左で、コミュニティの消費電力の平均が世帯数に依存しないことが説明できる。また、式(4)から分かるように、標本平均の標準偏差は、標本数の平方根に反比例するため、 R_t が 0.5 に回帰することが説明できる。

第3章 コミュニティの電力需要パターンの作成モデル

3.1 対数正規分布モデル

3.1.1 一時点における消費電力の確率分布

消費電力は対数正規分布に近いという意見がある^[9]。消費電力は負の値になることがない。また、ある時点での消費電力が飛び離れて値を取ることが、確率は小さいが、可能ではある。また、消費電力の平均値が大きくなる時間帯では、標準偏差も大きくなる傾向があるため、平均と標準偏差との間に相関があると考えられる。さらに、モードの位置が必ず平均値より小さいところにあるということが実測データを用いることで確認できた。ただし、ここでモードとは頻度が最も高くなる位置である。以上を基に、ある一つの時刻における消費電力の確率分布は正規分布ではなく、対数正規分布に近似すると仮定する(図 12 参照)。

対数正規分布の確率密度関数は確率変数 X の場合、以下の式で定義される^[11]。

$$f(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma x}} e^{-\frac{(\log x - \mu)^2}{2\sigma^2}} \quad (6)$$

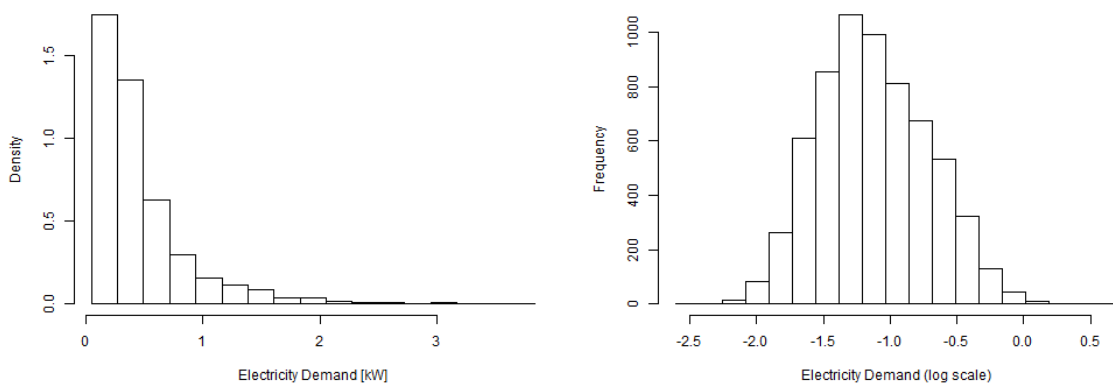


図 12 夏の平日の 8 時における消費電力のヒストグラム (左：自然対数取る前、右：自然対数取った後)

ただし、 μ と σ は X における平均と標準偏差に対応しないパラメータである。それぞれ、確率変数が $\log(X)$ のときの平均と標準偏差となる。 X における平均と分散を、 μ と σ を用いて表すと、

$$E(x) = e^{\mu + \frac{\sigma^2}{2}} \quad (7)$$

$$V(x) = e^{2\mu + 2\sigma^2} - e^{2\mu + \sigma^2} \quad (8)$$

となる。

3.1.2 対数正規分布モデルの概要

本節では、対数正規分布モデルの概要について述べる。本モデルにおいて基本となる仕組みは、対数正規分布にしたがう乱数を発生させることでt分における消費電力を決定することである。これを1分から1440分まで繰り返すことで一日の需要パターンを作成する。対数正規分布にしたがう乱数を生成するのに必要なパラメータを適切に入れると、一世帯の電力需要パターンから複数の世帯で形成されたコミュニティでの一世帯当たりの需要パターンまで作成することができる。

電力需要パターンの作成手順を図13に示す。需要パターンを作成するためには、①どの季節であるか、②平日であるか、休日であるか、③いくつの世帯数で構成されているコミュニティであるかの3つの条件を入力する必要がある。コミュニティ内にn世帯があると仮定し説明する。ただし、対数正規分布モデルでは、入力条件に合う実測電力需要データのアンサンブル平均 AVR_t と、同じ実測データの各時刻における標準偏差 $SD_{1,t}$ が与えられるとする。

t分での消費電力を決定するためには、まずt分における対数正規分布のパラメータ(式(6)のパラメータ μ 、 σ)を算出する必要がある。図13の $AVR_{log}(n, t)$ と $SD_{log}(n, t)$ はそれぞれパラメータ μ 、 σ に相当する。n世帯のコミュニティのt分における $AVR_{log}(n, t)$ 及び $SD_{log}(n, t)$ を算出するため、まず入力条件により決まる $SD_{1,t}$ を用いて、 $SD(n, t)$ を算出する。このとき、前章の集約効果の定量化の結果である式(3)を用いる。

図10の左側に図から確認できるように、コミュニティの消費電力の平均は世帯数に依存しないため、 AVR_t をn世帯のコミュニティの消費電力のt分における確率分布の平

均として扱うことができる。SD(t)及びAVR_tを下記の式に代入し、AVRlog(n,t)及びSDlog(n,t)を算定する。式(9)と式(10)は式(7)と式(8)を用いて求めることができる。

$$\text{AVRlog}(n,t) = \log(\text{AVR}(t)) - \frac{1}{2}(\text{SDlog}(n,t))^2 \quad (9)$$

$$\text{SDlog}(n,t) = \sqrt{\ln\left(1 + \frac{\text{SD}(n,t)}{\text{AVR}(t)}\right)} \quad (10)$$

算出したAVRlog(n,t)及びSDlog(n,t)をパラメータとして持つ対数正規分布にしたがう乱数を一つ生成し、t分での消費電力として扱う。この一連の過程を一日の開始時間である1分から1440分まで繰り返すことで、一日の需要パターンを求めることができる。

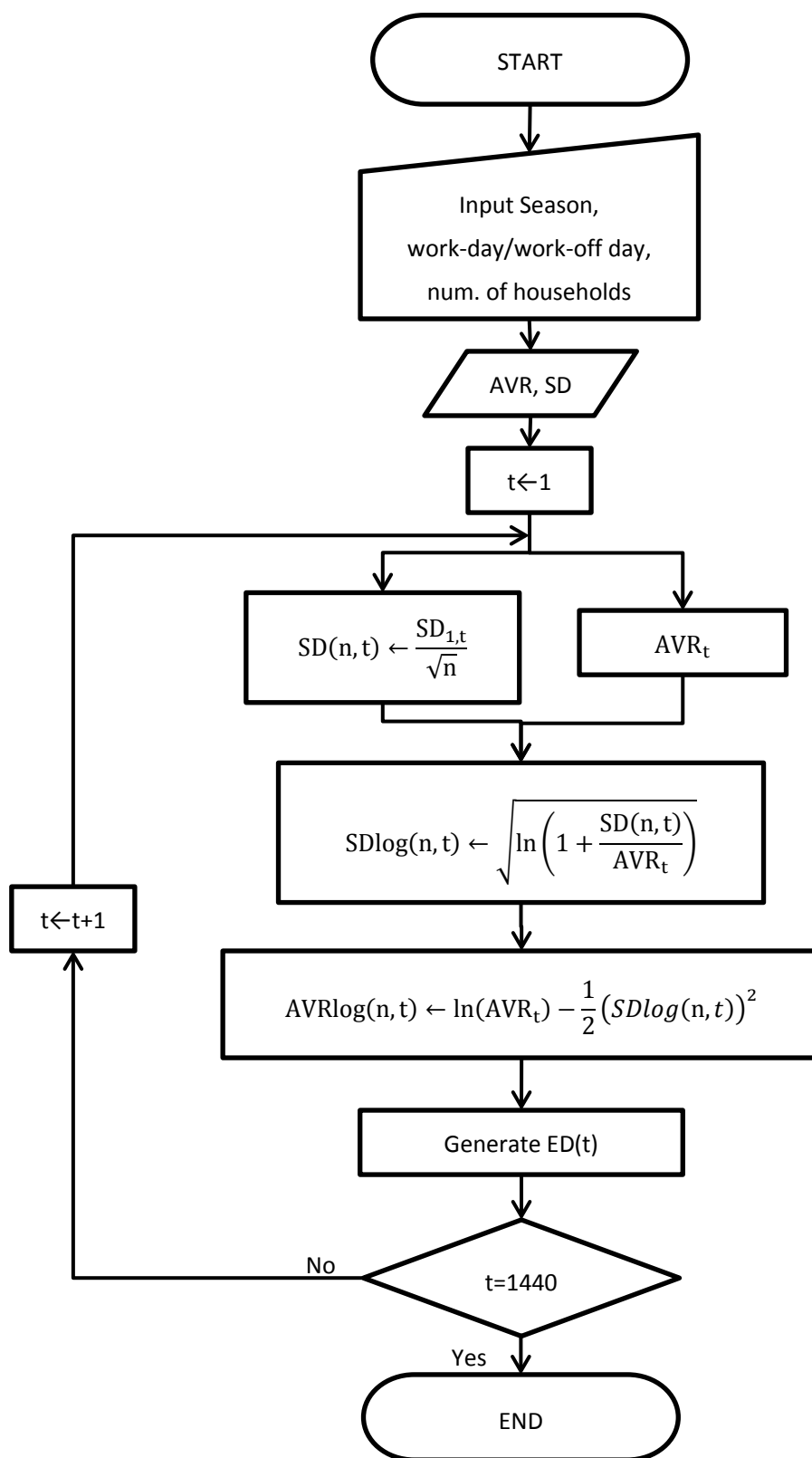


図 13 対数正規分布モデルのフローチャート

3.1.3 結果

対数正規分布モデルを用いた電力需要パターンの結果について説明する。代表として、夏の平日の 10 世帯で構成されるコミュニティにおける作成例を用いて説明する。実測データから算出した 10 世帯のコミュニティの消費電力における時点ごとの標準偏差と、集約効果の定量化を基に算出した時点ごとの標準偏差を図 14 に示す。これを基に、10 世帯のコミュニティの夏の平日の電力需要パターンを作成した。図 15 にモデルの結果に無作為抽出で 10 世帯の実測データを用いて算出した需要パターンを重ね合わせてプロットした。2つの需要パターンを比較すると、本モデルを用いて作成した需要パターンのほうが、実測データの場合より遥かに激しい変動をすることが分かる。

変動の激しさを定量的に評価するため、変化量の絶対値の合計(Mean Sum of Absolute Difference、MSAD)を用いることにする(式(11)参照)。

$$MSAD = \frac{\sum_{c=1}^{Nc} \sum_{t=2}^{1440} |ED_{c_t} - ED_{c_{t-1}}|}{Nc} \quad (11)$$

世帯の組み合わせによりばらつきが出るため、平均的な値が出るまで繰り返すことに

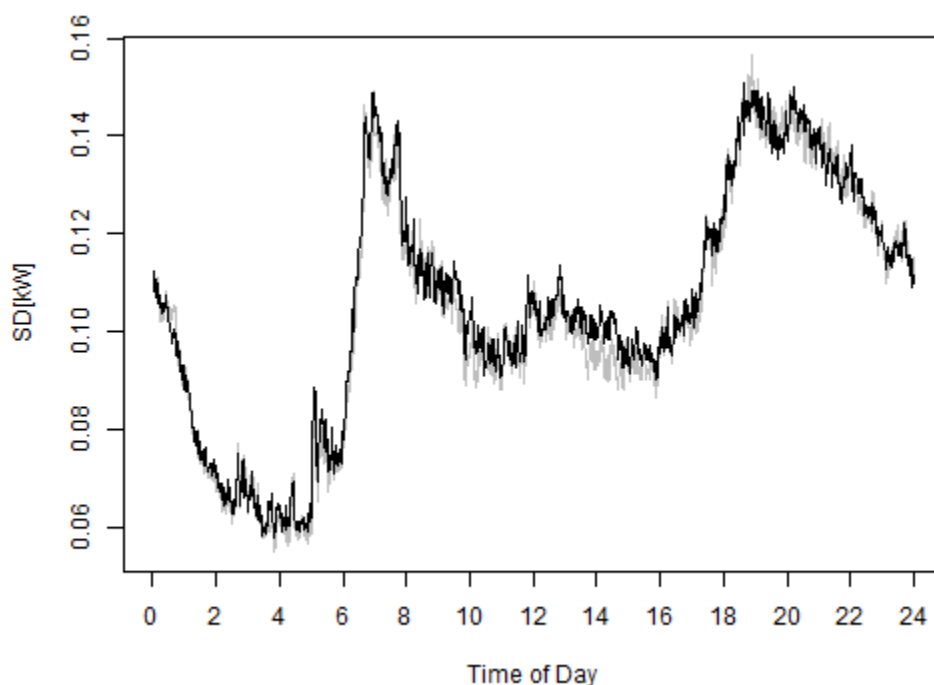


図 14 夏の平日の 10 世帯のコミュニティにおけるモデルを用いて推定した標準偏差(黒)と実測データから算出した標準偏差(灰色)

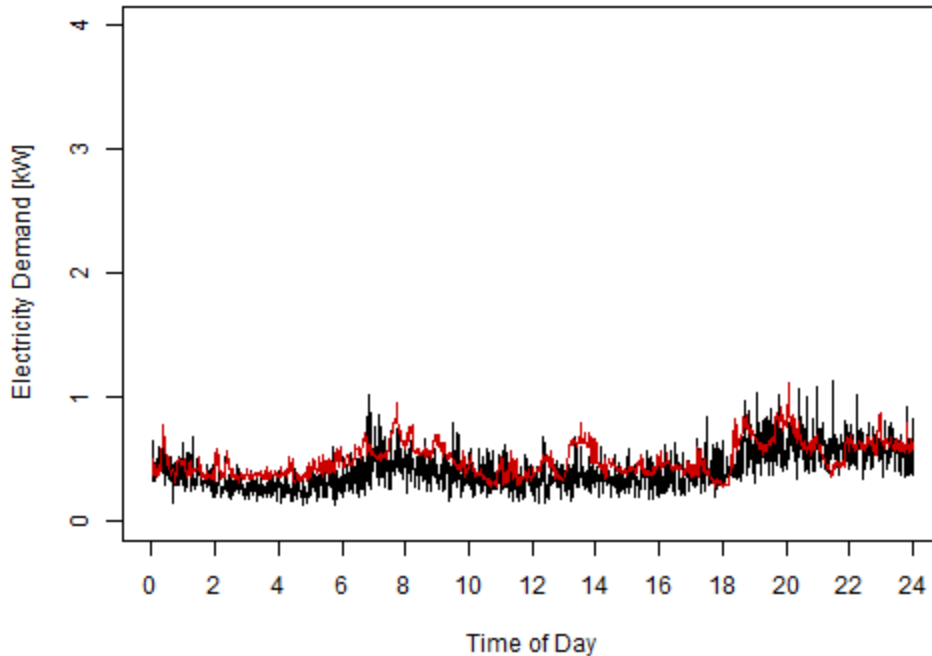


図 15 夏の平日の場合、対数正規分布モデルを用いて作成した 10 世帯のコミュニティでの 1 戸当たり電力需要パターン(黒)及び 10 世帯の実測消費電力データのアンサンブル平均(赤)

する。ここでは、実測データから求めたコミュニティ消費電力に対して、また対数正規分布モデルから作成した需要パターンに対してそれぞれ 500 回繰り返した。

対数正規分布モデルを用いて作成した夏の平日における 10 世帯の需要パターンから求めた MSAD の平均は 163.9kW である。同じ条件の下で実測データから無作為抽出した 10 世帯分のデータのアンサンブル平均の MSAD の平均は 40.1kW となり、対数正規分布モデルから作成した需要パターンの変動が約 4 倍激しいといえる。

図 16 は本モデルを用いて作成した夏の平日における需要パターンを用いて評価時間は場を 10 分と設定の上、最大需要変動幅を世帯数ごとに数回繰り返し求めた結果を箱ひげ図にまとめたものである。コミュニティを組まなかった場合の最大値は、15.60kW/household、30 世帯のコミュニティの場合は 0.60kW/household となる。中央値の場合は、それぞれの世帯数に対して、5.04kW/household、0.43kW/household となる。世帯数の増加にしたがい、最大変動幅が減少することで、ならし効果が表現できたと考えられる。しかし、実測データの結果と比較して、2 倍以上大きい結果となる。

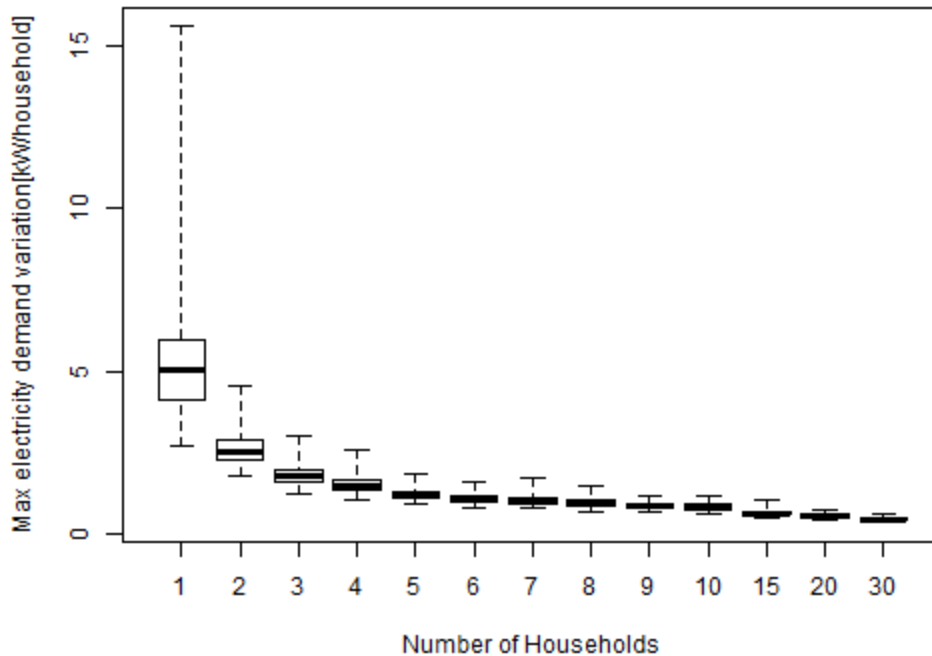


図 16 対数正規分布モデルから作成した夏の平日の電力需要パターンを用いて算出した世帯数に対する最大変動幅(評価時間幅：10分)

このように、実測消費電力データから求めたコミュニティの消費電力と比較して、対数正規分布モデルで作成した需要パターンの変動が激しい理由は、各時点での需要を決定する際、時点ごとに対数正規分布にしたがう乱数を取るため、時点間の連続性が考慮されないからであると考えられる。

3.2 マルコフ連鎖モデル

対数正規モデルは、ある時点での消費電力が、次の時点の消費電力へ与える影響について考慮されていない。それを補完するため、マルコフ連鎖の概念を取り入れた電力需要パターンの作成モデルであるマルコフ連鎖モデルを提案する。

3.2.1 マルコフ連鎖

本節では、マルコフ連鎖について説明する。現時点での状態により、次の状態への状態

遷移確率が定まる離散時間確率過程のことをマルコフ連鎖と呼ぶ。マルコフ連鎖において、 n 時点における状態 X_n が i である場合、次の時点での状態 X_{n+1} が j となる確率を $P(X_{n+1} = j | X_n = i)$ と表す。また、状態遷移確率とも呼ぶ。そして、すべての時点に対し、

$$P(X_{n+1} = j | X_n = i) = P(X_n = j | X_{n-1} = i) \quad (12)$$

を満足している場合は時間的に一様である、または斉次であるという。状態遷移確率を

$$p_{ij} = P(X_{n+1} = j | X_n = i) \quad (13)$$

と書くことができる。ここで、状態遷移確率から成る行列

$$P = [p_{ij}] \quad (14)$$

を状態遷移確率行列と呼ぶ。また、ある一つの状態から次に遷移できるすべての状態の遷移確率を足すと1となる。

$$\sum_{j \in S} p_{ij} = 1 \quad (15)$$

3.2.2 状態遷移確率行列の算出手法

斉次マルコフ連鎖を加えた電力需要パターン作成モデルに用いる状態遷移行列を求める手法について述べる。実測消費電力データを基に季節別、平日/休日別、時間帯別、コミュニティ内の世帯数別に異なる遷移確率行列を求める。人の住宅内の行動パターンによる時間帯に対する消費電力の変動は時間帯ごとに状態遷移確率を変えることにより表現する。一日は表2のように午前、午後、夕方、夜中と4つの時間帯に分割する。

表2 時間帯

夜中	20分~399分
午前	400分~499分
午後	500分~1049分
夕方	1050分~1440分、1分~19分

電力の消費量は 0kW 以上 0.1kW 未満は状態 1、0.1kW 以上 0.2kW 未満は状態 2 というように 0.1kW 刻みで状態を分割する。実測データを基に、コミュニティ内の世帯数、季節、平日/休日、時間帯ごとに、状態 1 から状態 1 へ、状態 1 から状態 2 へなど、ありうるすべての状態変化に対する場合の数を数える。それを行列の形にし、式(15)を満足するように、確率として転換する。t分からt+1分へと時間が進むとき、消費電力が状態iから状態jへと遷移する確率を $p_{ij}(t)$ と表す場合、t分と τ 分とが同時間帯に属していれば、下記の式(16)を満足する。

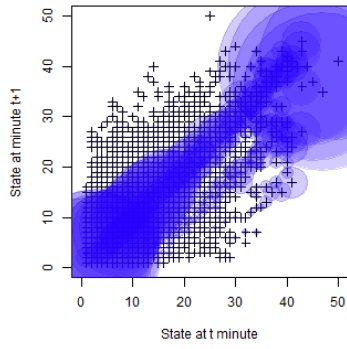
$$p_{ij}(t) = p_{ij}(\tau) \quad (16)$$

ただし、季節は夏、冬、中間期と分類し、世帯数{1、2、3、4、5、6、7、8、9、10、15、20、30、40、50、60、70、80、90、100、150、200、250、300}に対して状態遷移確率行列を算出する。

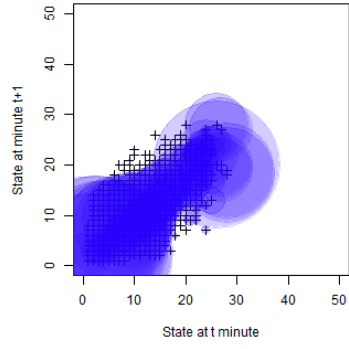
3.2.3 状態遷移確率

実測消費電力データに基づいて状態遷移確率行列を算定した。それぞれの状態遷移確率行列の中の値は異なるが、世帯数の変化に対する傾向は同様であったため、代表として夏の平日の朝の時間帯における様々な世帯数に対する状態遷移確率を図 17 に示す。各グラフでの横軸は t 分での状態を、縦軸は t+1 分での状態を表す。図 17 での+記号は確率がゼロでない状態遷移を表している。それぞれの記号に、円が描いてあるが、その直径は確率を表していて、大きいほど確率が高いことを意味する。

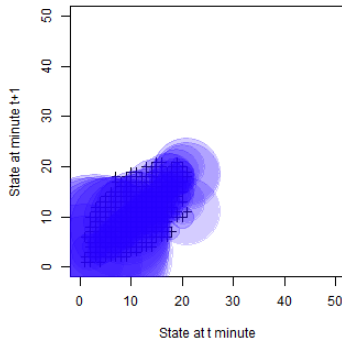
図 17 から確認できるように、次の時点に、現状態と近い状態へと遷移する確率が高い。しかし、t 分で高い状態であるほど、t 分での状態より低い状態へと遷移する確率が高くなる。世帯数が増加するにしたがい、高い消費電力が発生する確率が低くなることも見て取れる。飛び離れた値へと遷移する確率も低減する。しかし、世帯数の増加にしたがい、ならし効果の飽和により進み具合が遅くなることが、この結果からも見て取れる。



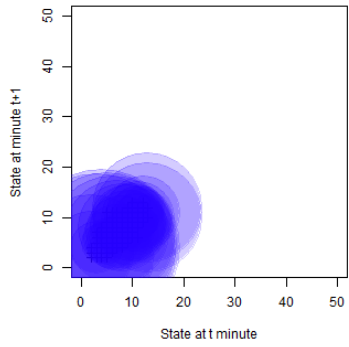
(a) 1 世帯



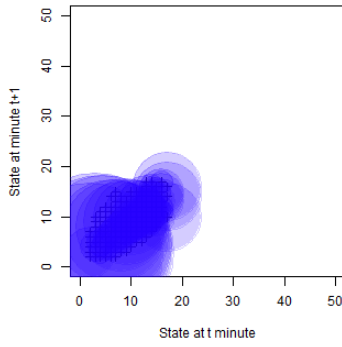
(b) 2 世帯



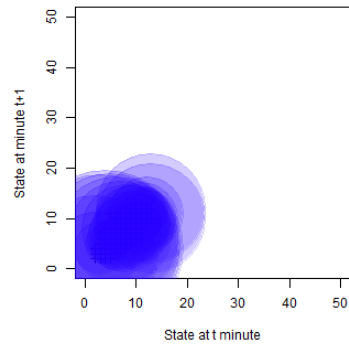
(c) 3 世帯



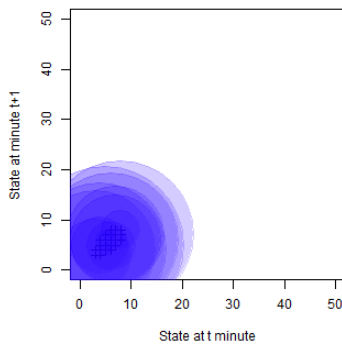
(d) 4 世帯



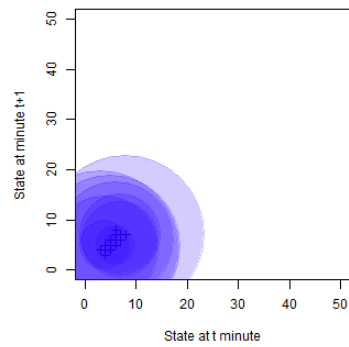
(e) 5 世帯



(f) 10 世帯



(g) 50 世帯



(h) 100 世帯

図 17 夏の平日のマルコフ連鎖の状態遷移確率行列のプロット。ただし、黒い十字印は移動する確率がゼロでない場所、青い円の半直径が確率を表す。

3.2.4 マルコフ連鎖モデル手法

マルコフ連鎖モデルを用いて電力需要パターンを作成する手法について説明する。対数正規分布モデルと比較して本モデルの特徴となるのは、 $t-1$ 分での消費電力が t 分での消費量へと影響を与えることである。その仕組みは、本モデルの基本となる。 $t-1$ 分での消費電力を知っている状態で、 t 分の消費電力を算定する手順を図 18 及び図 19 に示す。 $t-1$ 分での消費電力が 0.27kW 、すなわち状態 3 であるとする。0 以上 1 までの区間上、一様乱数 $U(t)$ を発生させる。それから、 $U(t)$ に対応する t 分での状態を決める(図 19 の(a)参照)。 t 分における電力消費量が状態 4 になると決まった仮定する。その場合、前節の対数正規分布モデルにしたがう乱数が 0.3kW 以上 0.4kW 未満の区間内に入るまで撮り直す。これを一日、すなわち、 t が 1 分から 1440 分までの間に対して行う。しかし、 t が 1 分である場合は、対数正規分布に従う乱数を生成し、それが $t-1$ 分(0 分)での需要であると仮定することにする。ただし、本モデルでは、状態遷移確率行列を求めた世帯数で構成されるコミュニティの需要パターンしか作成できない短所がある。

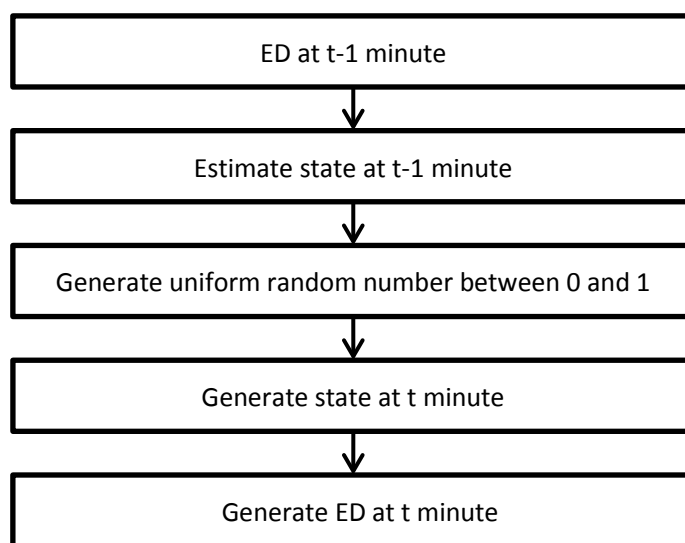
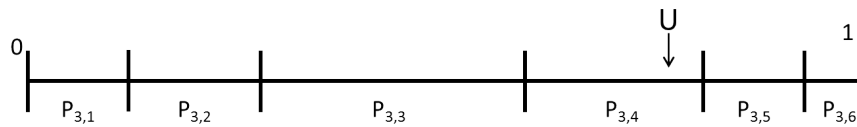
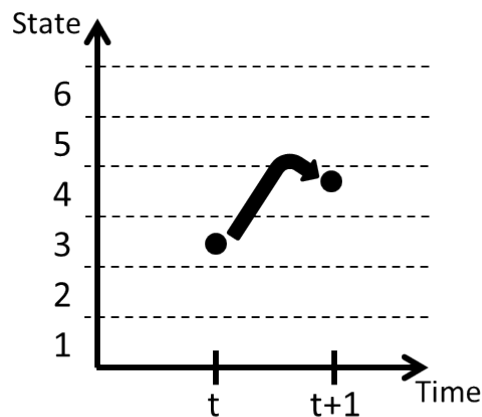


図 18 t 分での需要を発生させる手順



(a) 状態遷移確率



(b) 状態変化

図 19 (a)一様乱数 U が状態遷移確率に対応する方法(b)状態変化

3.2.5 結果

マルコフ連鎖モデルを用いた電力需要パターンの結果について説明する。代表として、10 世帯のコミュニティの夏の平日の需要パターンの結果例を図 20 に示す。同じ条件の下における実測データ 10 世帯分を用いたアンサンブル平均も重ね合わせてプロットする。対数正規分布モデルと比較すると、変動が減少したが、実測データから求めた 1 戸当たりの需要パターンよりはまだ変動が激しい。

変動を定量的に比較するため、式(11)の一日の変動量の絶対値の合計 MSAD を用いることにする。世帯の組み合わせによるばらつきがあるため、平均的な値を 500 回繰り返すことで算出する。その結果、マルコフ連鎖モデルを用いて求めた夏の平日の 10 世帯で構成されるコミュニティの消費電力の MSAD の平均は 70.6kW である。対数正規分布よりは低減した。しかし、実測データの場合と比較すると、まだ高いことが定量的に確認できた。MSAD をより低くするためにできることとして、状態を分割する刻みを現在より小さくすることと、時間帯をより小さく分割することが挙げられる。しかし、その分需要を作成するのに必要な情報量が多くなると考えられる。

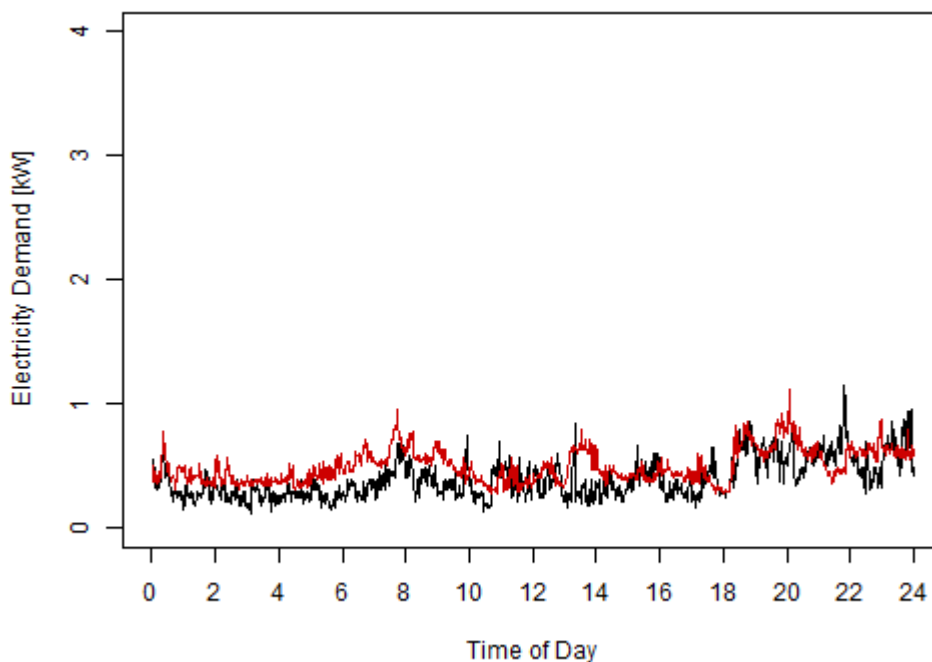


図 20 夏の平日場合、マルコフ連鎖モデルを用いて作成した 10 世帯で構成されるコミュニティの 1 戸当たりの電力需要パターン

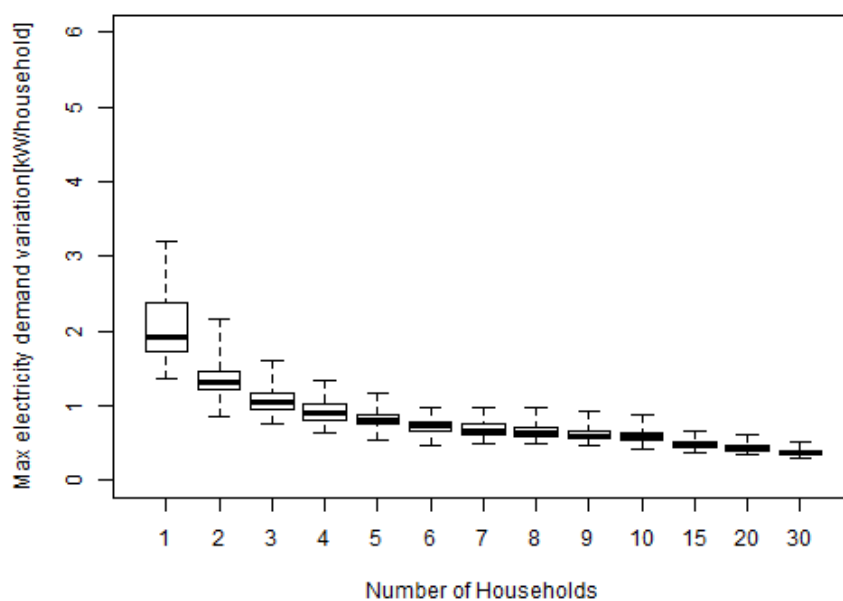


図 21 マルコフ連鎖モデルから作成した夏の平日の電力需要パターンを用いて算出した世帯数に対する最大変動幅(評価時間幅 : 10 分)

本モデルを用いて作成した夏の平日における需要パターンを用いて評価時間は場を 10 分と設定の上、最大需要変動幅を世帯数ごとに数回繰り返し求めた結果を図 21 に示

す。コミュニティを組まなかった場合の最大値は、1.36kW/household、30 世帯のコミュニティの場合は 0.30kW/household となる。中央値の場合は、それぞれの世帯数に対して、2.00kW/household、0.37kW/household となる。世帯数の増加にしたがい、最大変動幅が減少することで、ならし効果が表現できたと考えられる。

対数正規分布モデルと比較して実測消費電力データから求めた結果(図 5 参照)に近い。しかし、世帯数が少ないコミュニティの消費電力においては、実測データから算出した最大変動幅のほうがもっと大きい変動が起きる場合があることも見て取れる。

3.3 対数正規分布モデルとマルコフ連鎖モデルの比較

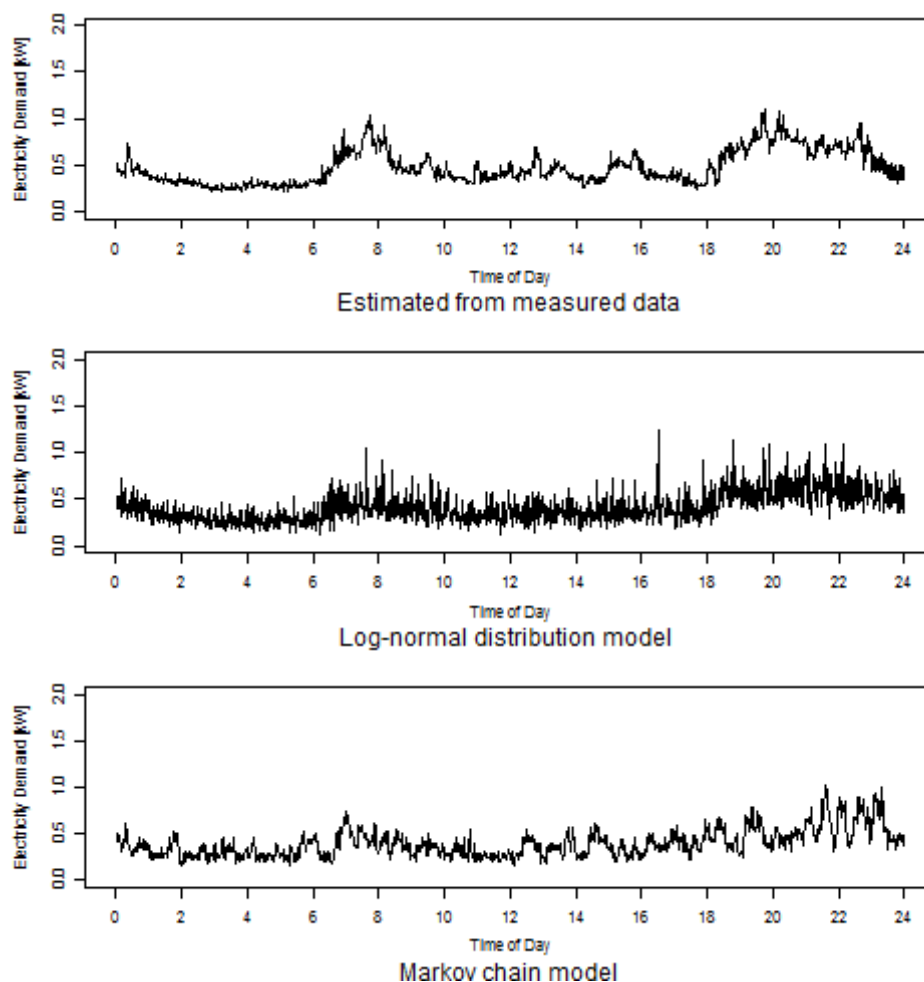


図 22 夏の平日の 10 世帯の実測データのアンサンブル平均(上)、対数正規分布モデルで作成した電力需要パターン(中)、マルコフ連鎖モデルで作成した電力需要パターン(下)

図 22 の上から順に、夏の平日の 10 世帯の実測データのアンサンブル平均、対数正規分布モデルで作成した電力需要パターン、マルコフ連鎖モデルで作成した電力需要パターンを示す。対数正規分布モデルで作成した電力需要パターンに比べて、マルコフ連鎖で作成した需要パターンのほうの変動が少ないことを、MSAD を算出することで定量的に確認した。その理由はマルコフ連鎖モデルでは、時間的連続性を考慮しているからである。

実測データから計算したコミュニティ消費電力、対数正規分布モデルとマルコフ連鎖モデルそれぞれを用いて作成した需要パターンの、コミュニティを構成する世帯数の変化にしたがう変動量の推移を定量的に比較するため、MSAD を使用する。組み合わせによるばらつきがあるため、需要の種類及び世帯数ごとに複数回繰り返して MSAD を算出し、その平均値を用いて比較を行うこととする。ここでは、500 回繰り返すこととする。また、世帯数{1、2、3、4、5、6、7、8、9、10、15、20、30、40、50、60、70、80、90、100、150、200、250、300}に対して計算を行う。その結果を図 23 に示す。

どの需要パターンからの結果でも、世帯数が増加するにしたがい MSAD が減少する傾向は同様である。世帯数と関係なく、対数正規分布モデルよりマルコフ連鎖モデルのほうが実測データに近いが、それでもまだ変動が激しいことが確認できる。マルコフ連鎖モデルをもっと実測データから作ったコミュニティ消費電力に近似させる方法とし

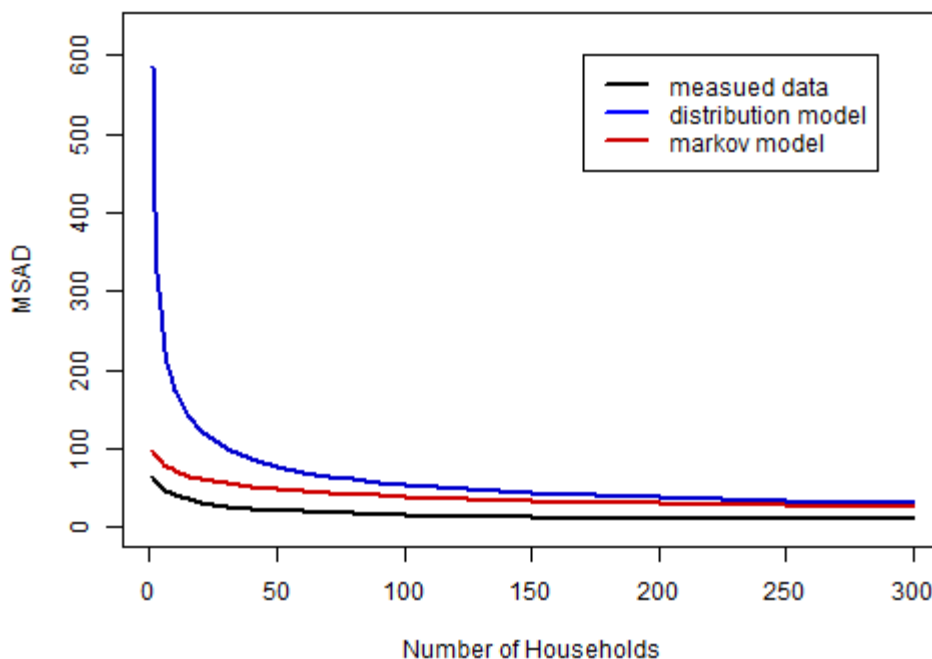


図 23 夏の平日の世帯数に対する MSAD の変化

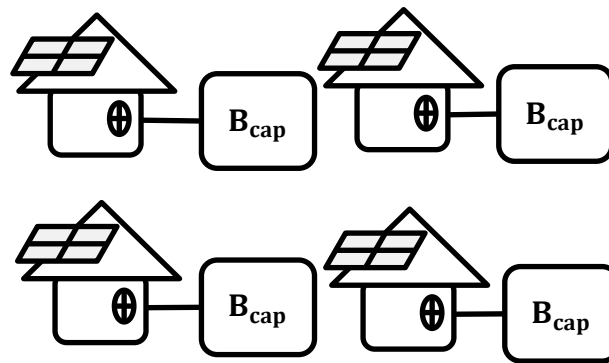
て、状態を分割する刻みをより細かくする方法がある。また、時間帯をより細かく分割することも実測データに近づかせる方法として考えられる。しかし、このような方法だと、必要な情報量が多くなる短所がある。

しかし、対数正規分布モデルはどの世帯数のコミュニティの需要パターンが作成できる。それに対して、マルコフ連鎖モデルで作られるコミュニティの需要パターンは状態遷移確率行列を求める際用いた世帯数に依存する。すなわち、本研究の場合は世帯数{1、2、3、4、5、6、7、8、9、10、15、20、30、40、50、60、70、80、90、100、150、200、250、300}に対して状態遷移確率行列を求めたため、例えば35世帯で構成されるコミュニティの電力需要パターンは作成できないということである。状態遷移確率も世帯数及び時間(または時間帯)に関する関数として表現できれば解決できると考えられる。

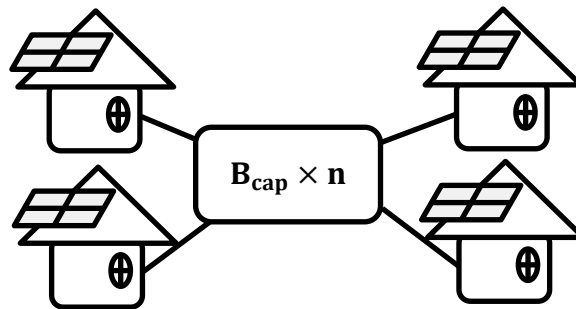
第4章 蓄電池運用モデルによる評価

4.1 蓄電池評価モデルの概要

本章では、PV システムの普及率が高くなり、逆潮流をできるだけ減らすための工夫が必要な時期であると想定し、複数の世帯間で蓄電池の共有することによる逆潮流への影響について分析する。分析に用いる蓄電池運用モデルについて説明する。蓄電池を共有することの概念図を図 24 に示す。図 24 の(a)は世帯ごとに PV システム及び蓄電池が設置されている場合を表す。ここでは世帯ごとに設置されている PV システムと蓄電池それぞれの容量が世帯間等しいと仮定する。その下の図 24 の(b)は、世帯ごとに PV システムが設置されていることは図 24 の(a)と同じであるが、同じ総容量の蓄電池を複数の住宅が共有している場合を表す。



(a) 世帯ごとに蓄電池を持っている場合



(b) コミュニティで蓄電池を共有する場合(n世帯数)

図 24 蓄電池運用システムの概念図

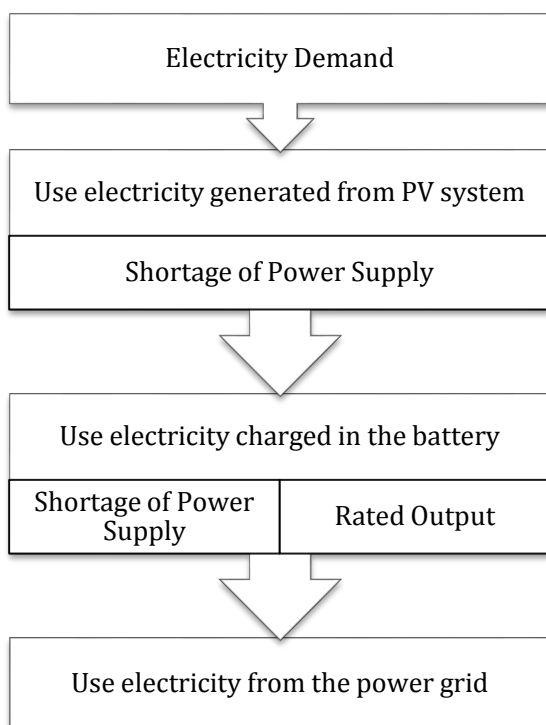


図 25 需要を賄う手順

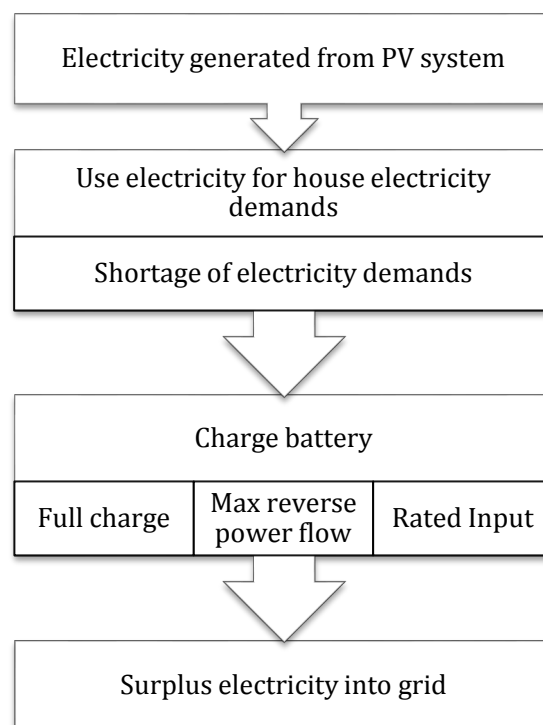


図 26 PV 出力の

モデルにおいて、需要側で需要を賄うために使う電力の優先順位について説明する(図 25 参照)。まず PV システムから発電された電力を消費する。しかし、消費電力が PV 出力を上回ってしまい、PV 出力だけでは賄い切れない場合は蓄電池から電力を取り出して利用する。しかし、蓄電池の充電量が充電下限値になる場合、または蓄電池の定格出力以上の電力が必要とされる場合は、足りなかった分、または定格出力を超えた分を電力会社から購入する。

続いて、蓄電池運用モデルにおける PV 出力の流れについて説明を行う(図 26 参照)。本モデルでは、PV 出力を抑制することはないとする。PV システムの出力は、とりあえず、家庭内の需要に割り当てられる。消費電力より上回ったら、蓄電池に充電される。しかし、充電される量及び系統に逆潮される量は逆潮流上限値、蓄電池の定格入力、蓄電池の充電状態により決まる。

消費量のデータと発電量データを用いて、蓄電池充電量、残量、系統へと逆潮する量、系統から買ってくる電力を 1 分ごとに対して算出する。図 27 はモデル全体のフローチャートである。Charge①、Charge②、Charge③、Discharge①、Discharge②のフローチャートはそれぞれ図 28、図 29、図 30、図 31、図 32 に示す。フローチャートに用いたパラメータを表 3 に示す。ただし、本研究では蓄電池を用いた夜間充電は考慮しない

とする。

表 3 蓄電池運用モデルにおけるパラメータ

	説明
ED_t	t分における消費電力
PV_t	t分における PV システムの出力
RPF_{max}	逆潮流上限値
D	$PV_t - ED_t$
B_t	t分における蓄電池残量、
G_{out_t}	t分における系統へと逆潮する電力
G_{in_t}	t分における系統から購入した電力
B_{cap}	t分における蓄電池の容量及び充電上限値
B_{eff}	蓄電池の充放電効率
R	定格入出力
B_{low}	下限設定値

ある時刻において PV 出力が消費電力を上回る場合($PV_t > ED_t$)、蓄電池は充電をする。しかし、PV 出力から消費電力を引いた分が逆潮流上限値及び定格入力を超えるか超えないかにより充電量は変わる。

PV 出力から消費電力を引いた分を D と呼ぶことにする。逆潮流上限値がない場合を除いて、 D のすべてが充電されることはない。図 28 に示すように D が逆潮流上限値より低い場合は、 D は充電されず、すべて電力系統へと逆潮される。

D が逆潮流上限値より高い場合は、 D から逆潮流上限値を引いた分が定格入力を上回らないかを確認する。上回らない場合、図 29 のフローチャートに沿って計算が行われる。逆潮流上限値を上回った分を前の時点の蓄電池残量 B_{t-1} に加算して、 B_{cap} を超えないかを確認する。超えない場合は逆潮流上限値を上回った分が充電される。しかし、 B_{cap} 以上になると判断された場合は B_{cap} まで充電し、残りは系統に逆潮させるとする。

D から逆潮流上限値を引いた分が定格入力以上となる場合のフローチャートは図 30 のようになる。定格入力で充電した場合、充電上限値を超えるか超えないかを確認する。超えない場合は、定格入力まで蓄電池に充電し、それ以外は系統に逆潮する。しかし、定格入力まで充電する前に満充電になる場合、充電できなかった分は逆潮する。

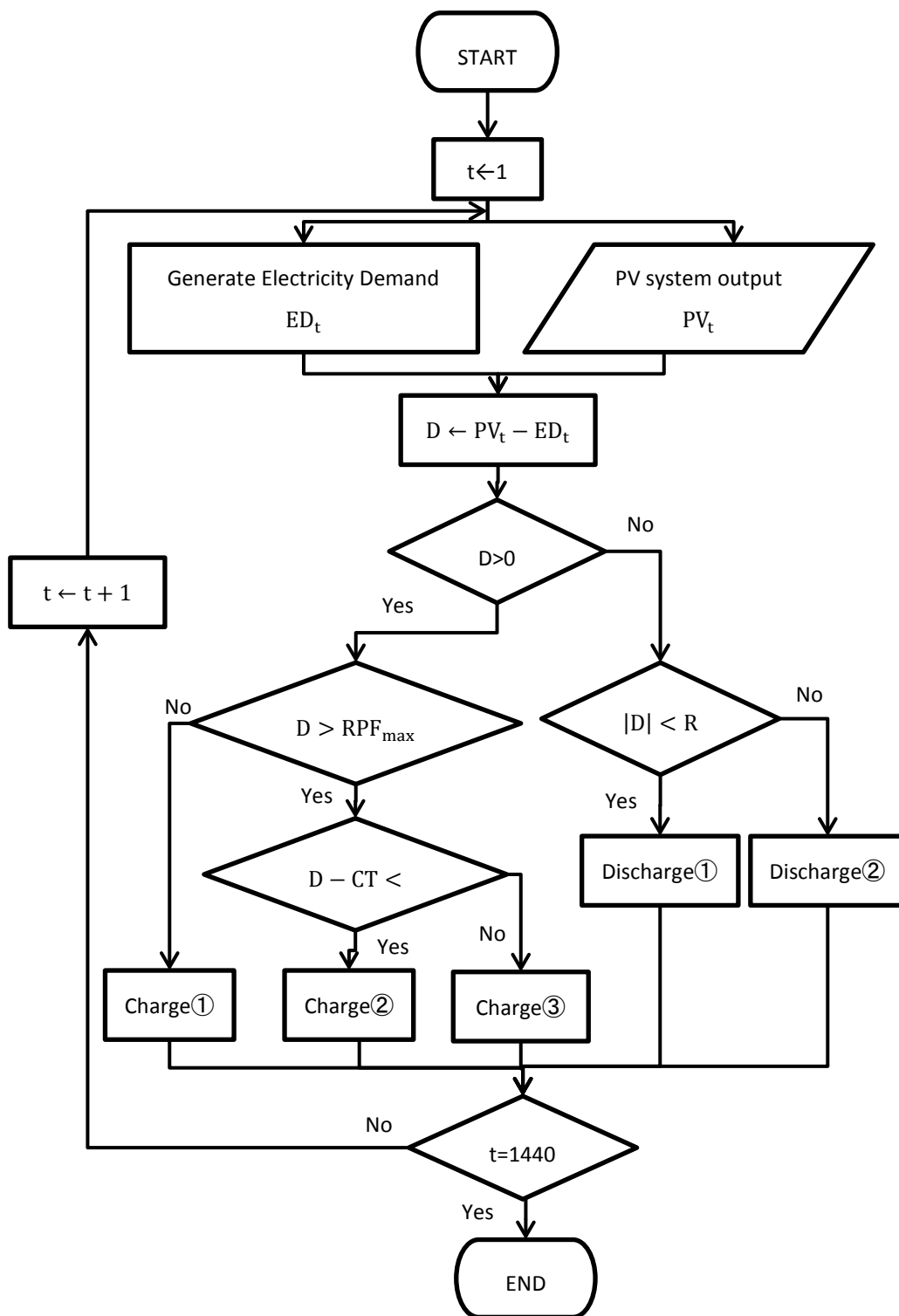


図 27 蓄電池運用モデルのフローチャート

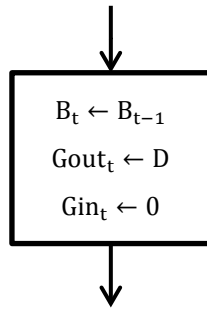


図 28 Charge①のフローチャート

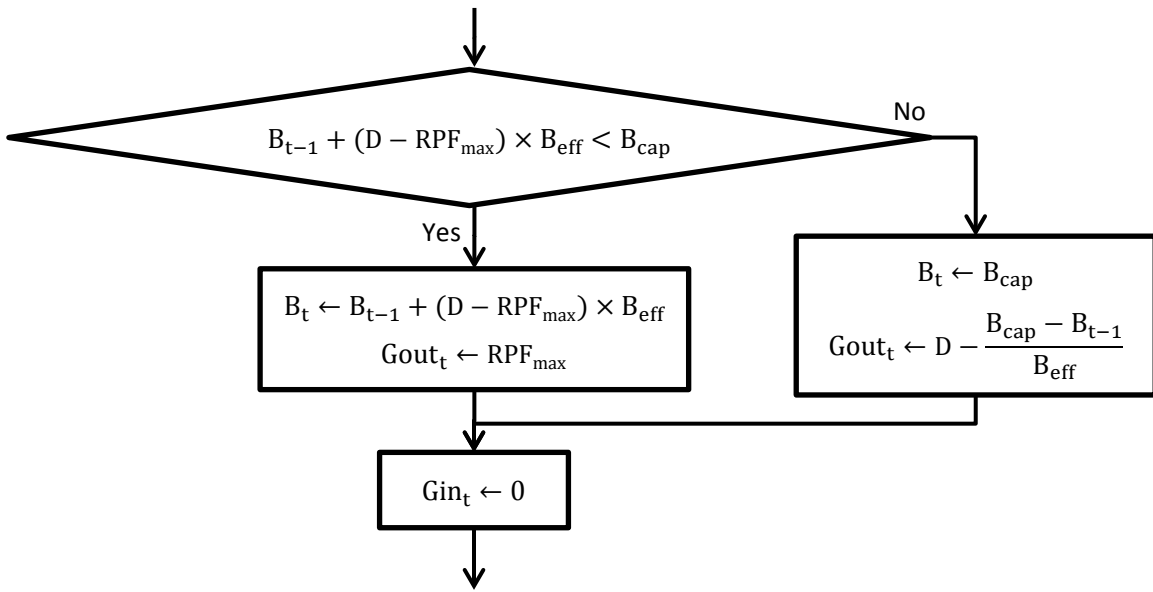


図 29 Charge②のフローチャート

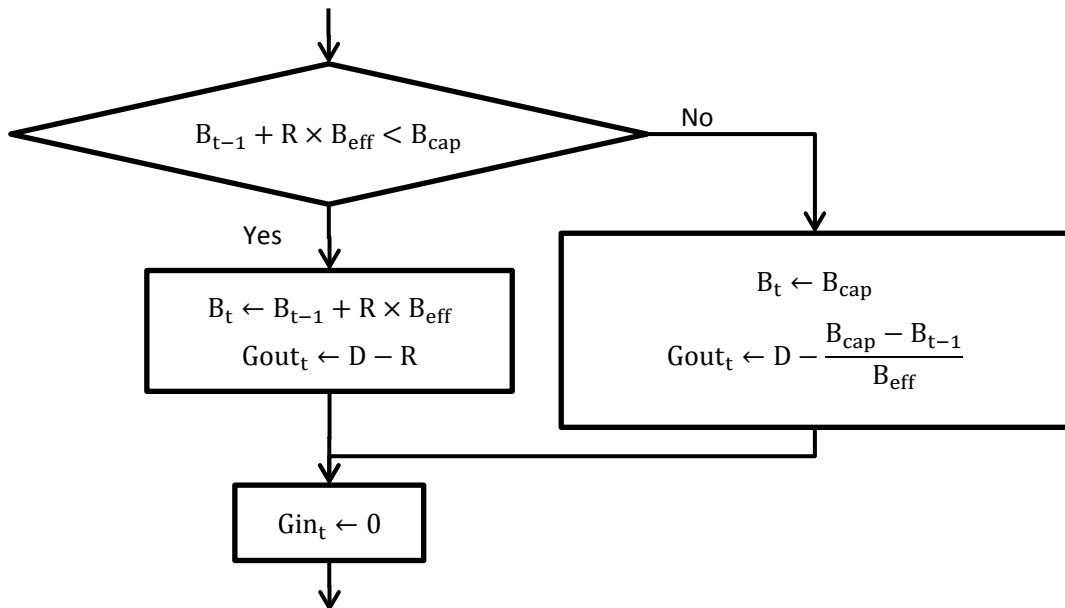


図 30 Charge③のフローチャート

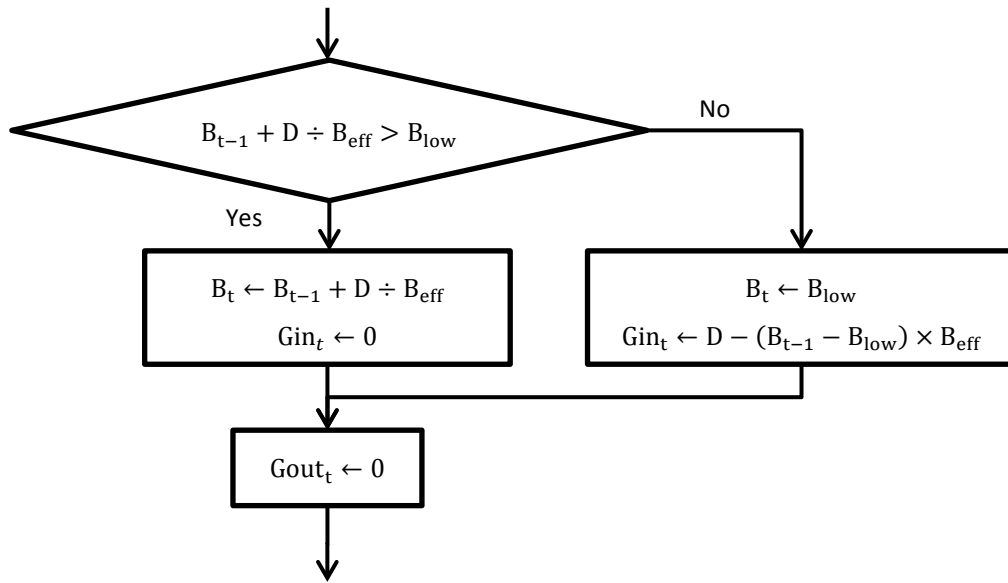


図 31 Discharge①のフローチャート

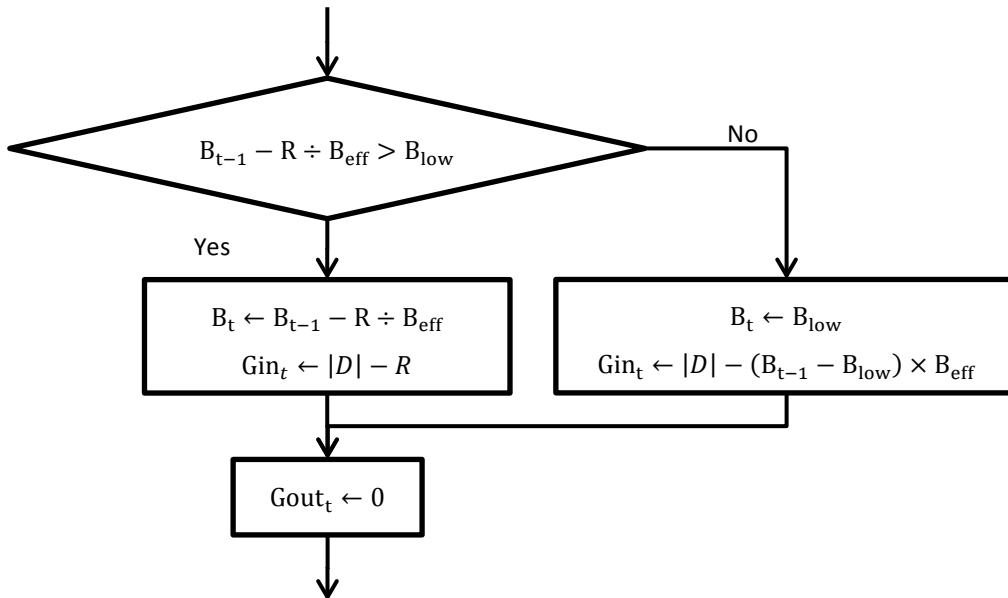


図 32 Discharge②のフローチャート

これから、消費量が PV 出力を上回る場合($PV_t < ED_t$)について説明する。PV 出力から消費量を引いた分に相当する D が負数となり、その絶対値は家庭内の需要を賄うのに追加的に必要な電力と考えられる。まず、 D の絶対値が蓄電池の定格出力以下であるかを確認する。定格出力以下であれば、図 31 に示す Discharge①のフローチャートに沿って計算を行う。必要な電力を蓄電池から賄う場合は、とりあえず蓄電池内の充電量が下限設定値より低くならないかを確認する。必要な電力を蓄電池から取り出しても下

限設定値以上の充電量が蓄電池に残るとすると、系統から電力を購入しないで蓄電池の電力で賄うことになる。しかし、下限設定値以下になると判断された場合は、下限設定値までの電力を放電し、残りは系統から使うことにする。

しかし、 D の絶対値が定格出力以上となる場合は、図 32の Discharge②のようになる。上回った分は系統から購入することとなる。それから、蓄電池から定格出力分取り出しでも下限設定値を上回る場合は定格出力分放電する。しかし、その反対の場合は、設定下限値まで放電させ、需要を賄うのに足りない分は系統から更に購入する。この一連の過程を 1 分から 1440 分に対して行うことで、ある一世帯に相当する消費電力の一日における計算が終了する。

4.2 シミュレーション手法

本章では個別に蓄電池を設置する場合と、複数の住宅が同じ総容量の蓄電池を共有する場合の一日における最大逆潮流を比較する。季節別、平日/休日別と分けて評価をする。しかし、コミュニティを構成する世帯の組み合わせにより需要の形状にばらつきがあり、結果に影響を与えると考えられる。そのため、複数回繰り返してシミュレーションを行うことにする。

蓄電池運用モデルに用いるパラメータの値を表 4 に示す。逆潮流上限値については後述する。

表 4 蓄電池パラメータ

	値
B_{cap}	5.5kWh
B_{eff}	90%
B_{low}	$B_{cap} \times 30\%$
R	2.0kVA

シミュレーションに用いる電力需要データとしてはまず、実測消費電力データを使用する。実測データを抽出する手法は、ならし効果の定量化と同様な手法を取る。その結果を分析し、コミュニティ化の逆潮流への影響について評価する。それから、対数正規分布モデル及びマルコフ連鎖モデルを用いて作成した電力需要パターンを用いてシミュレーションも行い、結果を比較する。コミュニティの世帯数が{1、2、3、4、5、6、7、

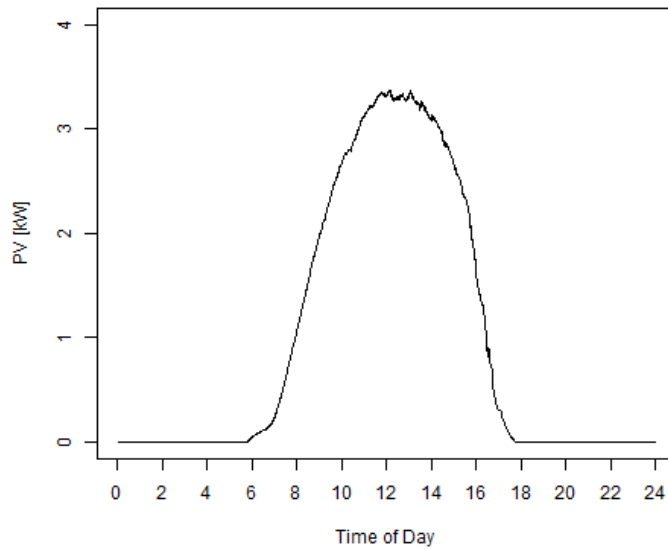


図 33 用いる PV 出力データ

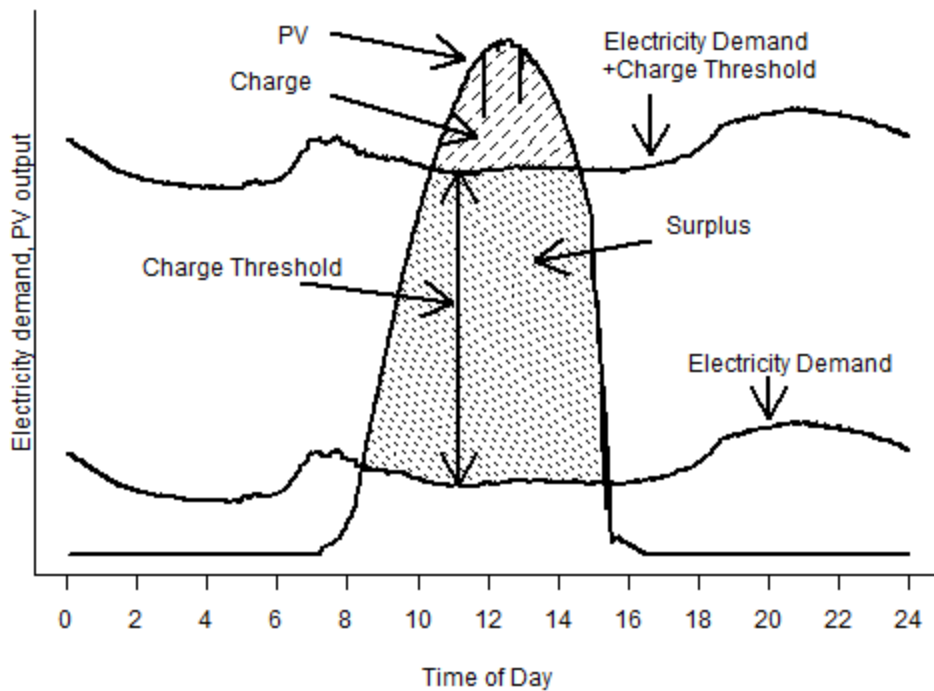


図 34 最適 CT が算定された場合の概念図

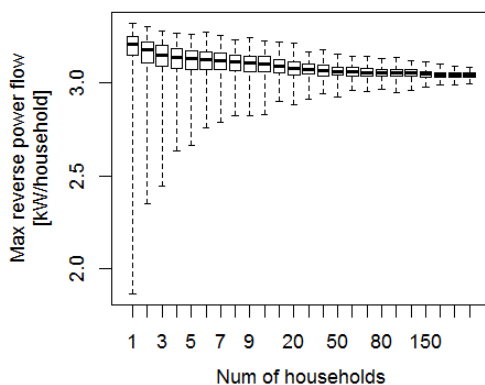
8、9、10、15、20、30、40、50、60、70、80、90、100、150、200、250、300}の場合についてシミュレーションを行う。PV 出力としては容量 4.266kW の PV システムからの晴れの日で 1 分間隔で計測したものをを用いる。使用するデータを図 33 に示す。

シミュレーションは、逆潮流上限値(RPF_{max})がない場合とある場合に分けてシミュレーションを行う。逆潮流上限値がないと、定格入力以下の余剰電力はすべて充電することになる。その場合は逆潮流上限値 RPF_{max} を 0 と設定しシミュレーションをする。

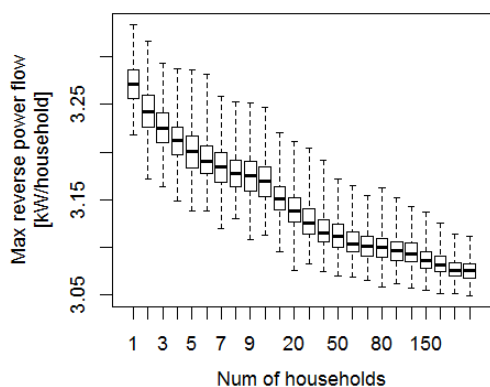
一方、逆潮流上限値がある場合は、世帯、またはコミュニティごとに蓄電池を有効に使うと同時に逆潮流をできるだけ抑える最適な RPF_{max} を、二分法を用いて算定する。すなわち、 RPF_{max} 以外のパラメータは上記と同様に設定し、 RPF_{max} を変えながら、PV出力から需要と逆潮流上限値を引いた分の合計が蓄電池を満充電させる RPF_{max} を算定する(図 34 参照)。

4.3 逆潮流上限値がない場合—結果

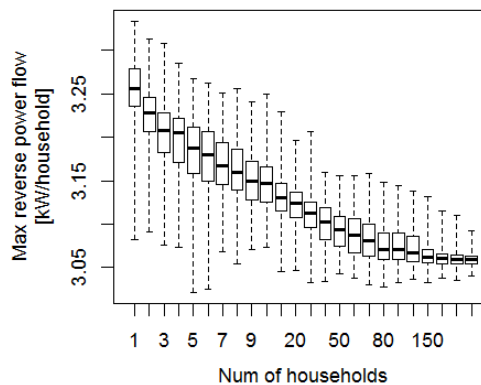
逆潮流上限値がない場合の結果の代表として、夏の平日の場合の結果を図 35 に箱ひげ図として示す。実測消費電力データから求めたコミュニティの消費電力を用いて、最大逆潮流を求めた結果は図 35 の(a)のようになる。箱ひげ図の上限と下限はそれぞれ最



(a) 実測消費電力データ



(b) 対数正規分布モデル



(c) マルコフ連鎖モデル

図 35 実測消費電力データ(上)、対数正規分布モデルを用いて作成した需要パターン(左下)、マルコフ連鎖モデルを用いて作成した需要パターン(右下)を用いて算出した最大逆潮流(充電閾値 0kW)

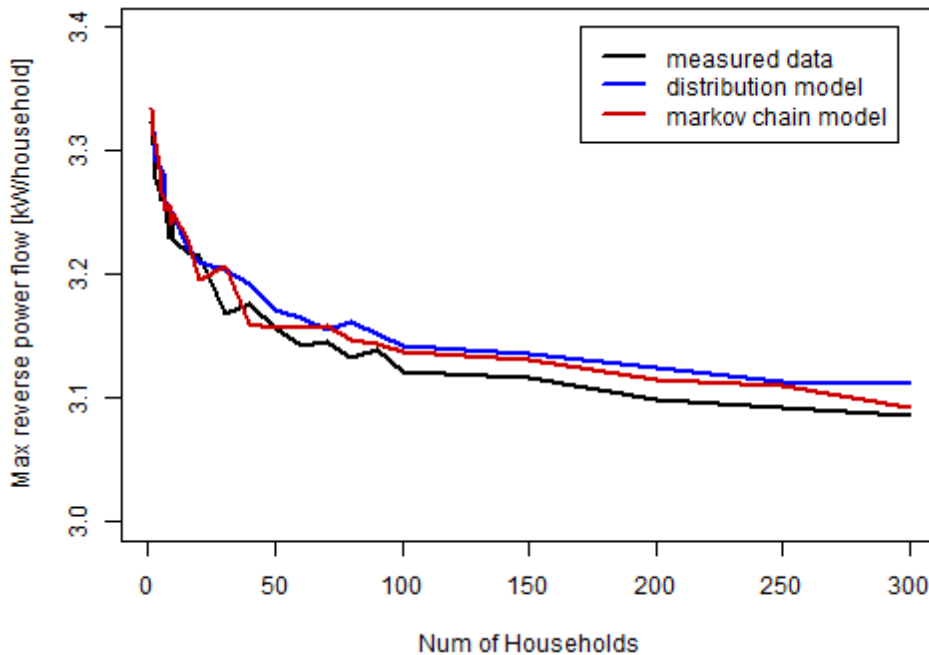


図 36 需要データの種類によるコミュニティ内世帯数に対する最大逆潮流の傾向 (充電閾値 0kW)

大値と最小値を表している。世帯数の増加にしたがい、最大値と最小値の間が狭くなる。一世帯の場合の最大値は 3.32kW/household となる。30 世帯のコミュニティの場合は 3.17 となり、300 世帯の場合は 3.09kW/household となる。世帯数の増加にしたがい最大逆潮流は小さくなる。しかし、小さくなる割合は世帯数が大きいほど減少する。

対数正規分布モデル及びマルコフ連鎖モデルで作成した需要パターンを用いて最大逆潮流を算出しても、その傾向は同様である。しかし、実測消費電力を用いた場合と比較して、最大値と最小値の間が近いことが確認される。

図 36 に夏の平日の実測データから求めた逆潮流上限値 0 の場合の最大逆潮流の最大値を示す。実測データを用いたときの傾向と、対数正規分布モデルやマルコフ連鎖モデルから作成した需要パターンを用いた傾向と同様である。

複数の世帯間で蓄電池を共有することで、蓄電池を介して電力を融通しあえる。そのため同じ容量の蓄電池でも、系統への負担を減らし、太陽光エネルギーを有効活用できると考えられる。しかし、この運用方法では図 37 に示すように蓄電池が満充電になる瞬間、一気に逆潮流が増えてしまう。系統へと悪い影響を与えるのは変わらないと考えられる。

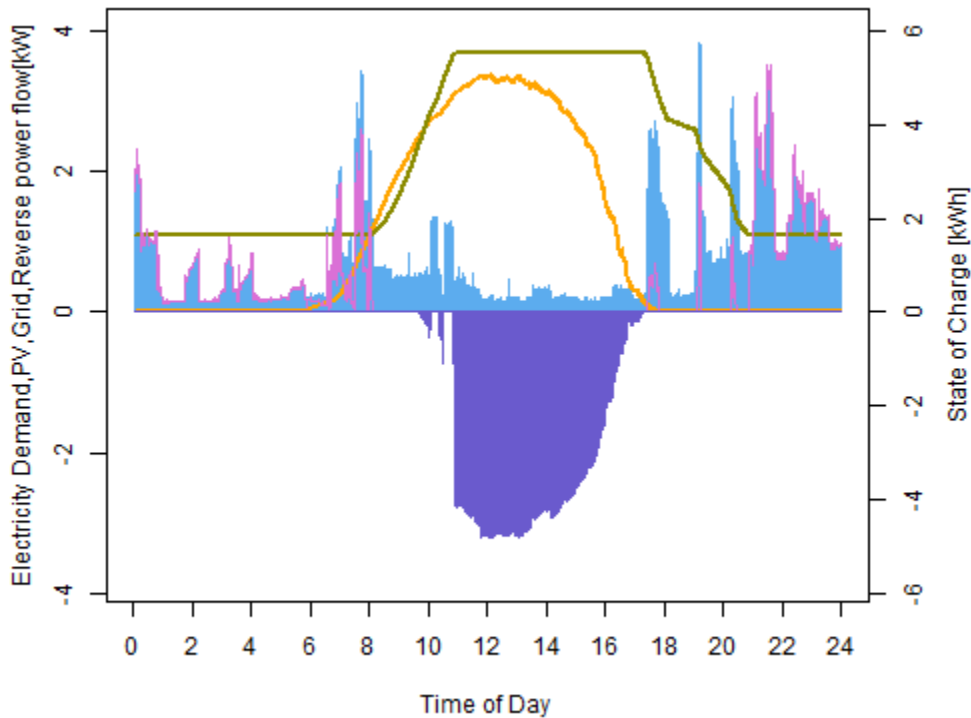


図 37 一世帯の実測データを用いてシミュレーションを行った結果例
(逆潮流上限値 0kW)

4.4 逆潮流上限値がある場合—結果

逆潮流上限値は各々の消費電力に合わせて求められる。すなわち、最大逆潮流は需要ごとに最小に成るよう算定される。図 38 に逆潮流上限値だけを変え、図 37 と同じ需要とパラメータを用いてシミュレーションを行った結果を示す。逆潮流上限値を需要に合わせて設定するだけで、いきなり増加する逆潮流もなくなった上に、最大逆潮流もだいぶ減少することが見て取れる。

図 38 はただの一例を表しているだけであり、世帯数ごとに複数回繰り返して求めた最大逆潮流を図 40 に示す。また、図 40 のそれぞれの世帯数における箱ひげの上限である最大逆潮流の最大値を図 39 にプロットする。

図 40 の(a)は実測消費電力データから算出した結果である。世帯数の増加にしたがい、最大値は減少し、最小値は増加することにより、最大値と最小値の間が狭くなる。一世帯の場合の最大値は 2.20kW/household で、30 世帯のコミュニティの場合は 2.03 kW/household、300 世帯の場合は 1.99kW/household となる。世帯数の増加につれ、最大

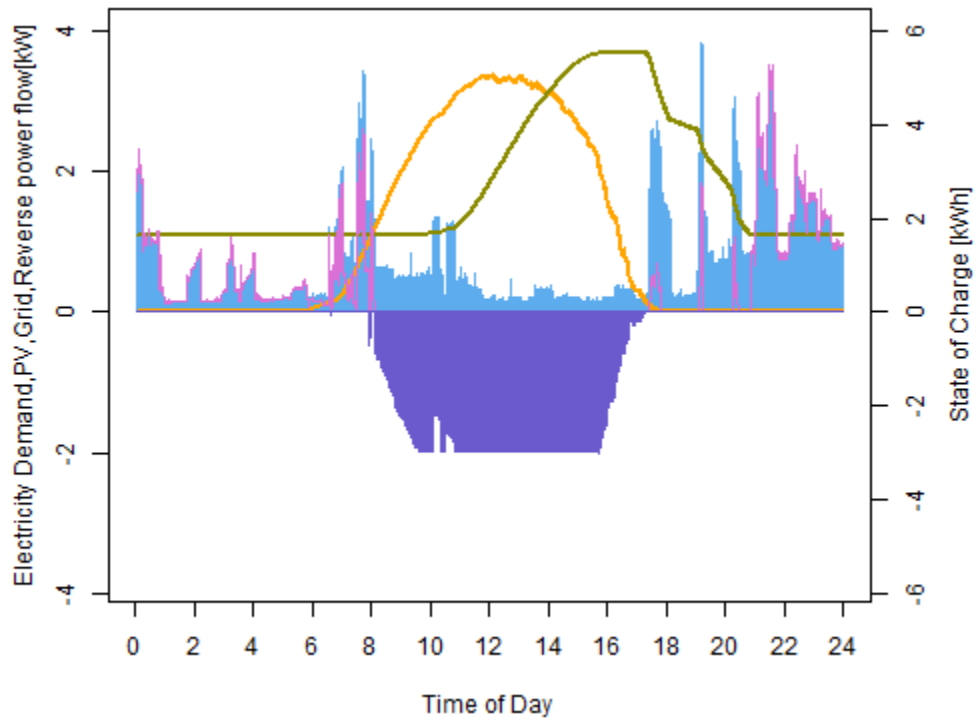


図 38 一世帯の実測データを用いてシミュレーションを行った結果例
(充電閾値 1.99kW)

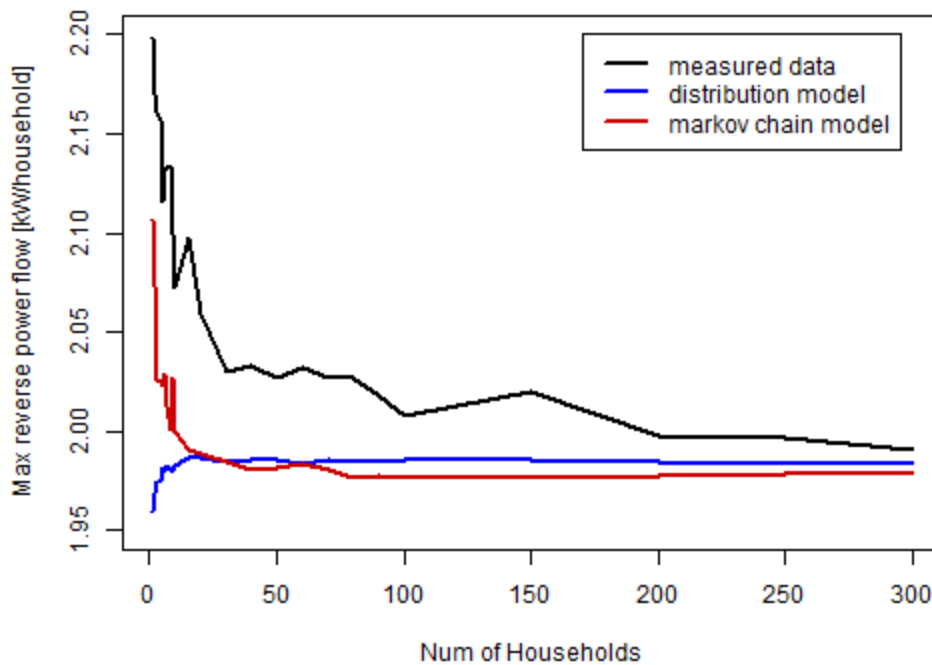
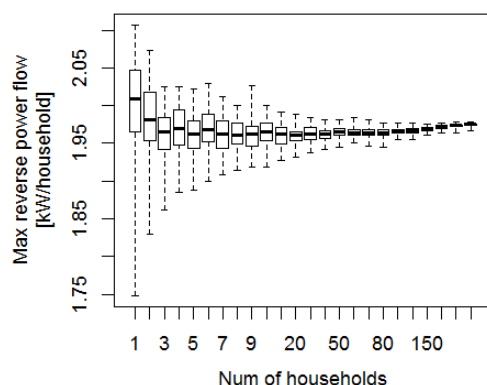
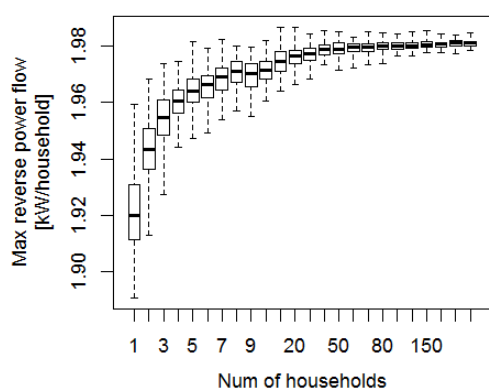


図 39 需要データの種類によるコミュニティ内世帯数に対する最大逆潮流の傾向
(充電閾値 0kW)

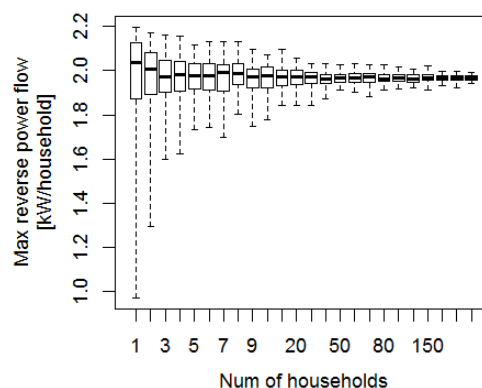
逆潮流は小さくなり、その割合は世帯数が大きくなるほど減少する。逆潮流上限値を 0 に設定して行ったシミュレーション結果とコミュニティを構成する世帯数に対する傾



(a) 実測消費電力データ



(b) 対数正規分布モデル



(c) マルコフ連鎖モデル

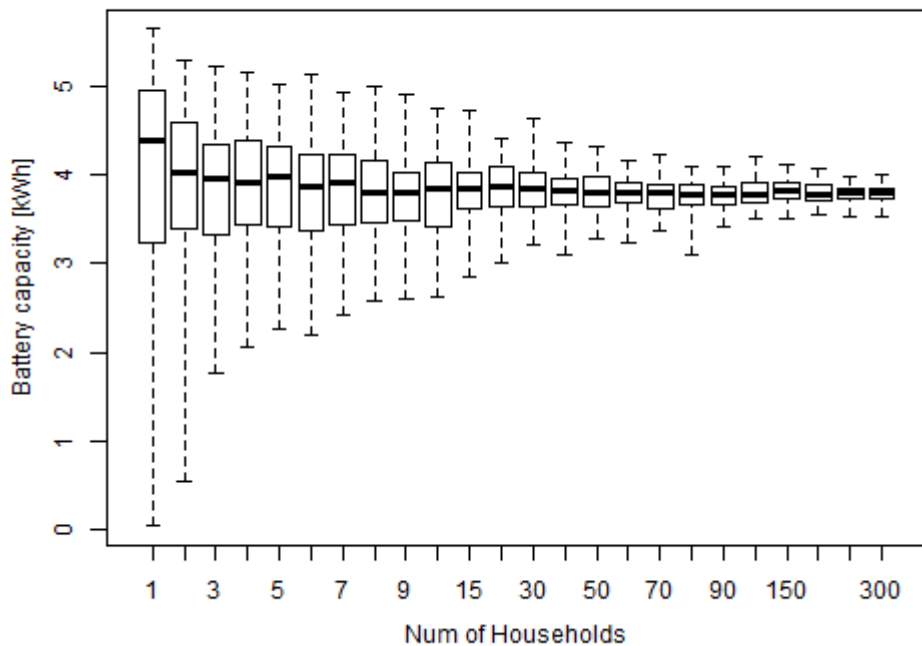
図 40 実測消費電力データ(上)、対数正規分布モデルを用いて作成した需要パターン(左下)、マルコフ連鎖モデルを用いて作成した需要パターン(右下)を用いて算出した最大逆潮流(充電閾値は需要パターンにより異なる)

向は変わらない。しかし、最大逆潮流が約 1kW/household 減少した。図 40 の(c)はマルコフ連鎖モデルを用いて作成した電力需要パターンを用いた結果を示す。世帯数に対する傾向が実測データを用いた場合と近い。

一方、逆潮流上限値がない場合と異なる傾向を見せたのは、対数正規分布モデルを用いて作成した需要パターンで行ったシミュレーションの結果である。図 39 の青い線と図 40 の(b)から、世帯数が増加すると、最大逆潮流が減るのではなく増加する傾向が見て取れる。このような結果になる原因は昼の間の消費電力量(kWh)にある。最適な逆潮流上限値 RPF_{max} は、PV 出力が出ている時間帯の電力消費量に相関がある。その時間帯に電力消費量が高ければ、 RPF_{max} は小さくなり、電力消費量が低い場合は RPF_{max} が高くなる。対数正規分布モデルで作成した需要パターンは、世帯数が少ないほど激しい振動をするが、電力消費量は高い。そのため、対数正規分布モデルの少ない世帯数における需要パターンは小さい RPF_{max} になる。

本シミュレーションにおいては、逆潮流上限値を最適化で算定した。しかし、実際の運用に対してはそれができない。予測した需要及びPV出力を基に逆潮流上限値を決めるしかない。そのとき、予測はずれで最大逆潮流が増えたり、蓄電池を有効に使いなかつたりすると考えられる。しかし、複数の住宅を統合することで、だいたいどのくらいの蓄電池で、どのくらいの逆潮流上限値であれば最大逆潮流を最低限にすることができるということが予想される。すなわち、一つの世帯の場合の蓄電池の運用方法を変えることで、より逆潮流をさらに減らすことも可能ではあるが、コミュニティ単位で管理すると、より簡単な方法を用いても制御ができると考えられる。

4.5 同じ逆潮流上限値－結果



第5章 結論

5.1 知見

本研究では、50 世帯における 1 分間隔で計測した実測消費電力データを用いて、コミュニティ内の家庭用需要の集約効果及びならし効果に関して検討を行った。また、集約効果の定量化を行い、それを基にした電力需要パターン作成モデルである対数正規分布モデルを提案した。そのモデルにさらにマルコフ連鎖の概念を取り入れることで、電力消費における時点間の連続性を考慮したマルコフ連鎖モデルを提案した。また、蓄電池運用モデルを用いて複数世帯で蓄電池を共有することの効果について評価した。

本研究の知見を以下に示す。

- 世帯数が増加するにしたがい、10 分の評価時間窓における最大需要変動幅は小さくなる一方、最大需要変動幅の減少率は低減する。これにより、ならし効果及びその飽和が確認できる。
- 世帯数の増加に応じて、コミュニティにおける世帯の組み合わせによるばらつきが小さくなる。そこで、集約効果が確認できる。しかし、ならし効果の場合と同様に、ばらつきの減少率は世帯数が大きくなるほど小さくなる。すなわち、世帯数が多いと集約効果も飽和するといえる。
- コミュニティの消費電力の平均は世帯数のよらず、時間だけに依存する。それに対して、標準偏差は時間だけでなく世帯数にも依存し、世帯数の増加にしたがい減少傾向がある。
- 世帯の組み合わせによるばらつきを時間及び世帯数ごとの消費電力の標準偏差として表せる。各時点における標準偏差を世帯数に対して最小二乗法で回帰分析を行うことで、集約効果を定量化することができる。コミュニティの消費電力の標準偏差は時間と関係なく世帯数の平方根に反比例する。
- 提案した対数正規分布モデル及びマルコフ連鎖モデルはならし効果と集約効果を表現することができる。時点間の消費電力の連続性を考慮しなかった対数正規分布

モデルより、マルコフ連鎖モデルのほうが実測消費電力データから求めた結果に近いことが分かる。

- マルコフ連鎖モデルに用いるために算出した状態遷移確率行列も世帯数の増加にしたがい値が変わる。
- 逆潮流上限値を設定しなかった場合も、需要ごとに最適な逆潮流上限値を設定した場合も、蓄電池運用モデルを用いたシミュレーション結果から、蓄電池を融通しあうことにより逆潮流を減らすことができることがわかる。ただ、逆潮流上限値を最適に設定した場合がそうでない場合より逆潮流が約 1kW/household が減る。この値は PV システム及び蓄電池の容量により変わると考えられる。

5.2 今後の課題

今後の課題として以下のことが挙げられる。本発表で提案したマルコフ連鎖モデルでは、求めた状態遷移確率行列以外の世帯数に対しては電力需要が作成できない。状態遷移確率行列を世帯数に対する行列関数にすることで、必要な情報量を減らすと同時に、一般化することができると考えられる。また、今回は蓄電池及び逆潮流において評価する際に、一日に対する評価を行ったが、一年を通じた評価を行うことが必要と考えられる。

謝辞

本研究を行うに当たって様々な方からアドバイスやご指導をいただきました。この場を枯れてご恩礼を申し上げます。

指導教員である岩船由美子准教授には丁寧なご指導を賜りました。1年間の休学から戻ってきて研究のスタートが遅れていた私に対してときには厳しく、ときには優しくご指導してくださりました。心から感謝いたします。

八木田特任研究員には研究室ミーティングや日々の生活など多岐にわたりお世話になりました。心よりお礼申し上げます。

研究生活荻本研究室の池上貴志さんにはいつもの的確な研究へのアドバイスをいただきました。本当にありがとうございます。

博士2年の渡邊裕美子さん、修士2年の山田雄吾さん、修士1年の Aachiq Mustapha さんに常に支えられ、楽しい研究室生活を送ることができました。ありがとうございます。

2013年2月

鄭 叡韻

参考文献

- [1] 経済産業省：技術戦略マップ (2010)
- [2] 経済産業省：太陽光発電システムなどの普及動向に関する調査：平成 23 年度新エネルギー等導入促進基礎調査 (2011)
- [3] NEDO.：太陽光発電ロードマップ(PV2030+) (2009)
- [4] NEDO：革新的太陽光発電技術研究開発（革新型太陽電池国際研究拠点整備事業）
http://www.nedo.go.jp/activities/FF_00112.html
- [5] 国立環境研究所：「我が国における再生可能/分散型エネルギー導入戦略への提言」(2005)
- [6] 信行崇夫, 藤原平井.：「分散型電源の導入拡大に従う諸問題－配電系統を中心に」, 電気学会誌, 第 125, 1340-5551 (2005)
- [7] 荻元和彦, 池田裕一, 片岡和人, 池上貴志, 野中俊介、東仁：「長期の電力需給計画における再生可能エネルギー大量導入の課題解決の可能性検討」, 第 26 回エネルギーシステム・経済・環境コンファレンス, 4-4 (2010)
- [8] 荻元和彦：「エネルギーインテグレーションー再生可能エネルギー導入+集中/分散エネルギーマネジメントの協調=スマートグリッドー」, 生産研究, 62, 5, pp513-525
- [9] 村田晃伸, 山口浩, 大谷謙仁：「広域的に多数台導入された太陽光発電に関する出力変動幅の推定法」, 電気論 B, 127, 5, pp.646-652 (2007-5)
- [10] 環境省：“温室効果ガス「見える化促進戦略会議」”
<http://www.env.go.jp/council/37ghg-mieruka/y371-09a.html>
- [11] 松原望, 縄田和満, 中井検裕：「統計学入門」財団法人 東京大学出版会, ISBN 4-13-042065-8 (2001)
- [12] Thomas E. Hoff, Richard Perez：「Quantifying PV power Output Variability」, Solar Energy 84: 1782-1793 (2010)
- [13] 佐伯修, 船木剛, 三村英二, 浅利一成：「実測に基づく集合住宅におけるピーク電力のならし効果に関する分析」, エネルギー・資源学会研究発表会講演論文集, 30, 18-1, pp221-224(2011)
- [14] 佐藤大樹, 山口容平, 藤本卓也, 下田吉之：「住宅の電力需要が太陽光発電と蓄電池の複合システムの運用に及ぼす影響の評価」, エネルギー・資源学会研究発表会講演論文集, 30, 18-2, pp225-228(2011)
- [15] 辻英美子, 瀬戸寿之, 佐々木正一, 村上朝之：「太陽光発電に併設する蓄電池容量の

低減に関する検討－世帯間共有による効果の推定－」, 電気学会新エネルギー・環境研究会資料, FTE-09, 66-80, pp19-24 (2009)

[16] Paatero V. Jukka, Lund D. Peter.: 「A model for generating household electricity load profiles」, International Journal of Energy Research, 30:273–290 (2006)

[17] Richardson, Ian; Thomsan, Murray; Infield, David; Clifford, Conor.: 「Domestic electricity use: A high-resolution energy demand model」, Energy and Buildings, doi:10.1016/j.enbuild (2010)

[18] Joakim Widen, Ewa Wackelgard : 「A high-resolution stochastic model of domestic activity patterns and electricity demand」, Applied Energy, 87, pp1080-1892 (2010)

発表実績

1. 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ならし効果に関する分析」，平成 24 年エネルギー・資源学会研究発表会講演論文集、31、5-1、2012
2. 鄭叡韻、岩船由美子：「実測データに基づくコミュニティ単位での住宅の消費電力の分析及び蓄電池評価モデル」，電気学会電力・エネルギー部門大会、288、2012.9.14
3. 鄭叡韻、岩船由美子：「実測データに基づくコミュニティ単位での住宅の消費電力の分析及び蓄電池評価モデル」，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、29、14-5、2013
4. 鄭叡韻、岩船由美子：「マルコフ連鎖を用いたコミュニティでの住宅電力需要パターン作成モデル」，電気学会全国大会(2013 年 3 月発表予定)

付録

付録A. 集約効果の結果

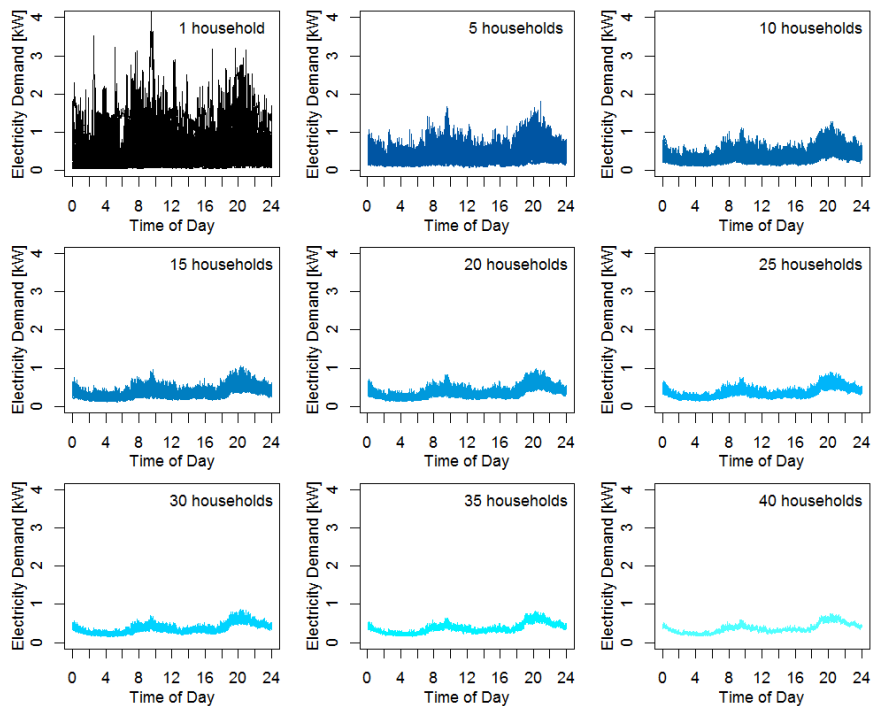


図 A-1 夏の休日

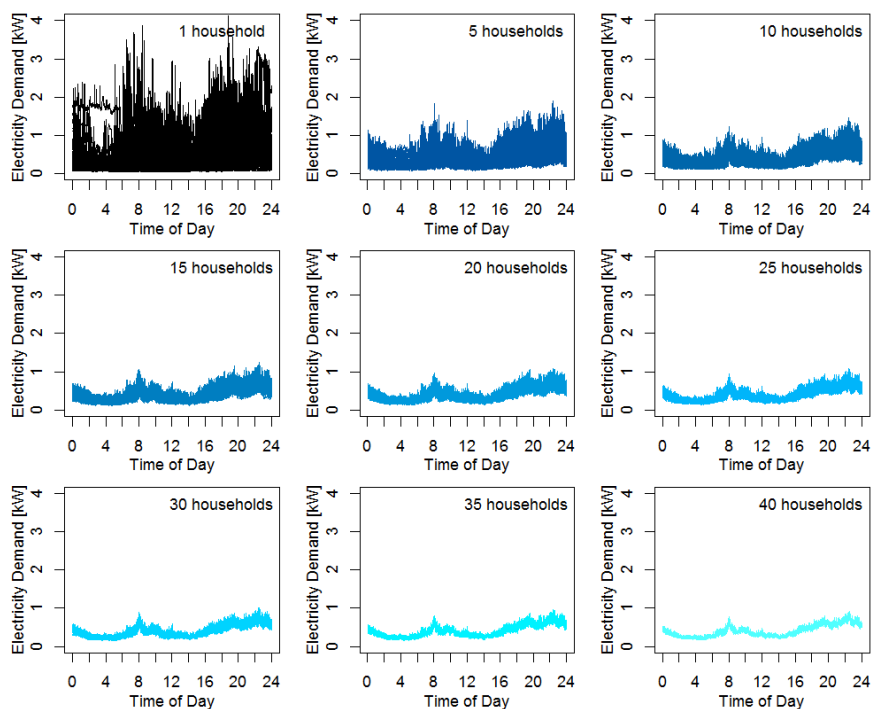


図 A-2 冬の平日

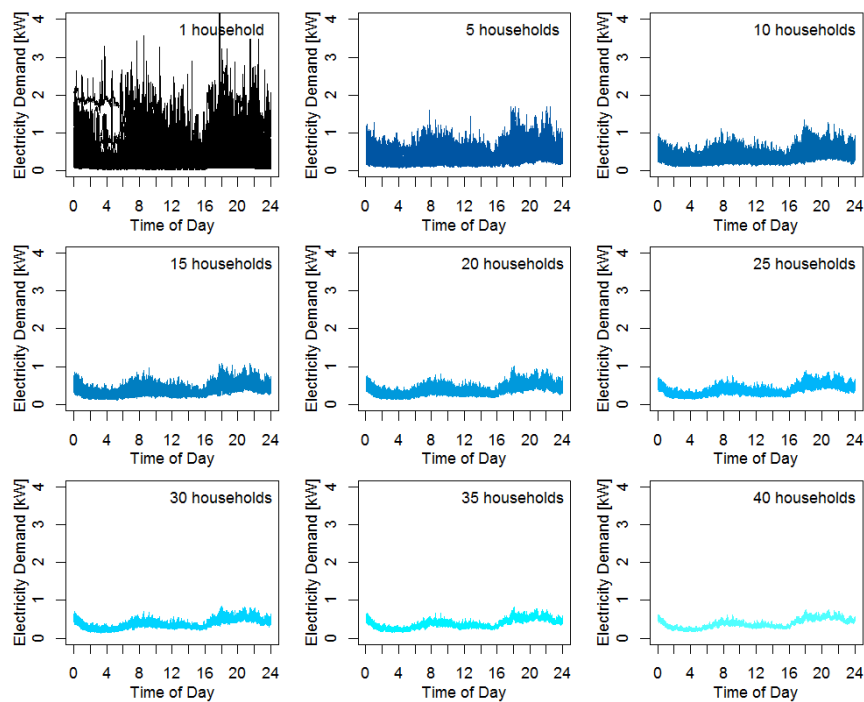


図 A-3 冬の休日

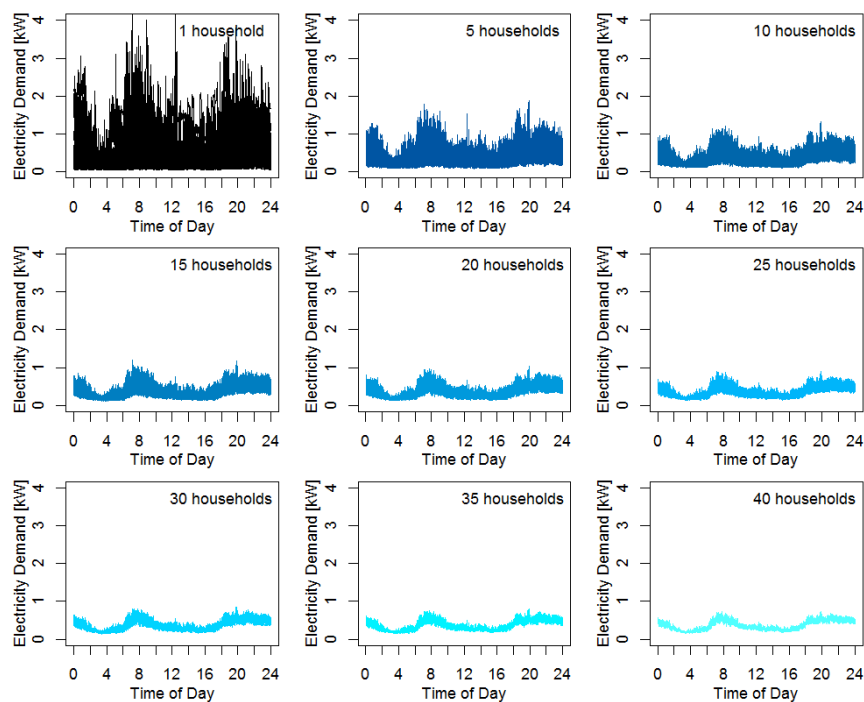


図 A-4 中間期の平日

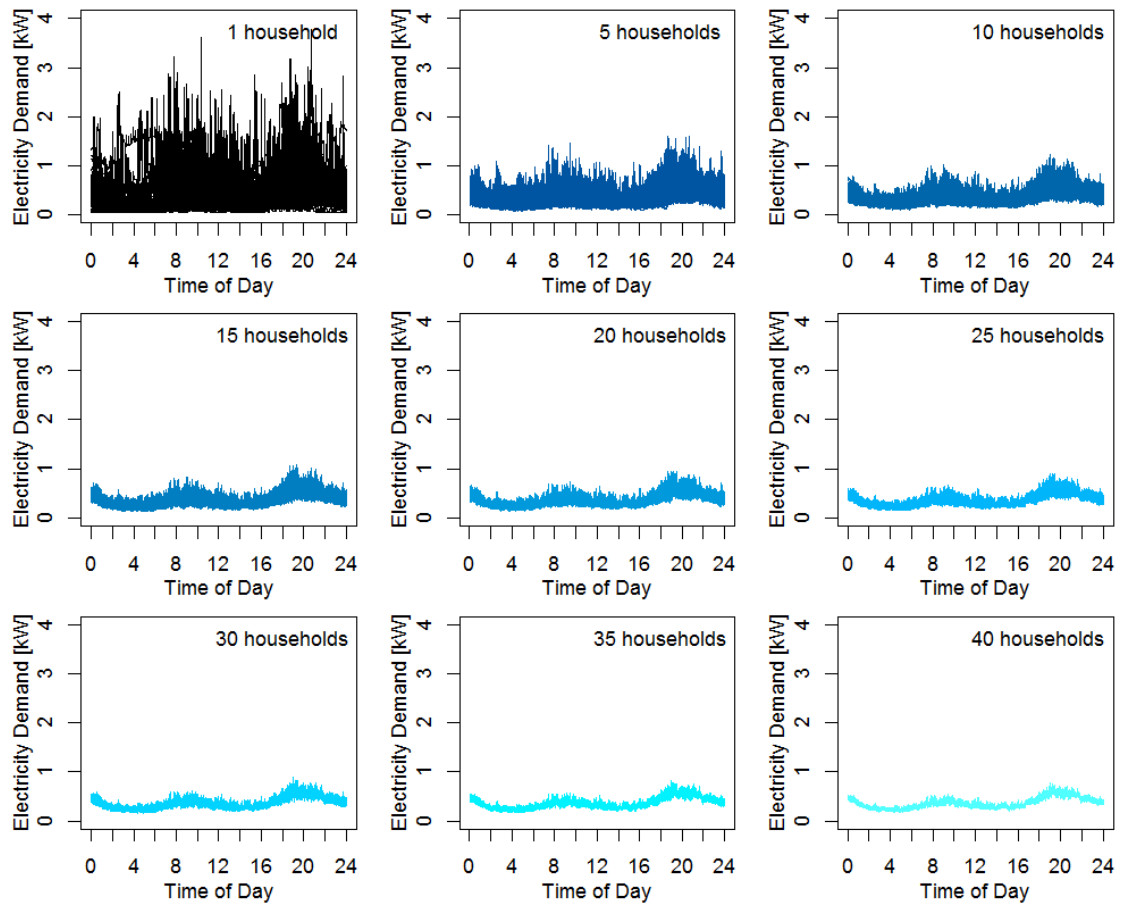


図 A - 5 中間期の休日

付録B. ならし効果の結果

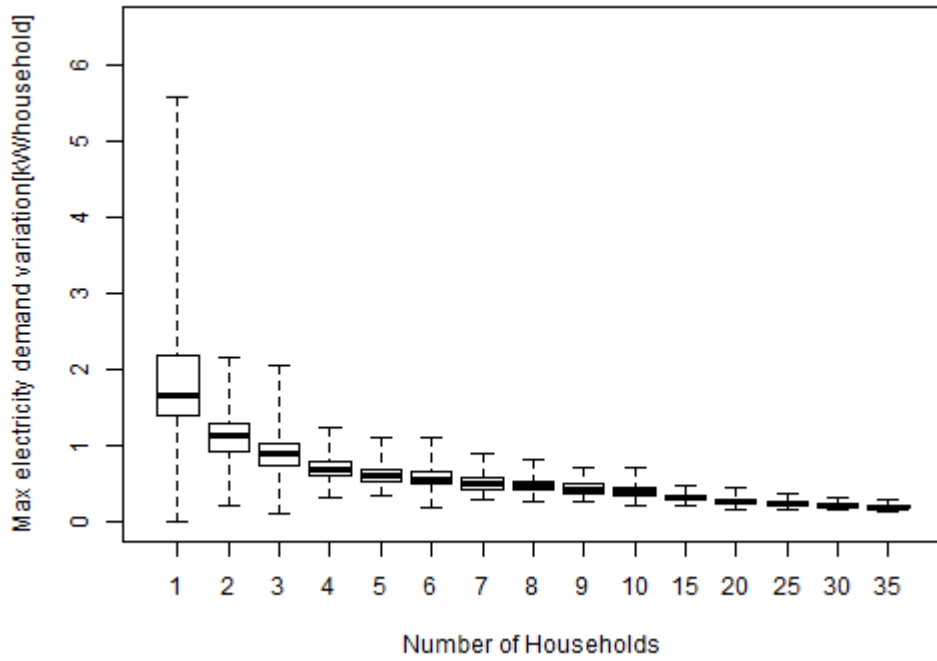


図 B-1 夏の休日

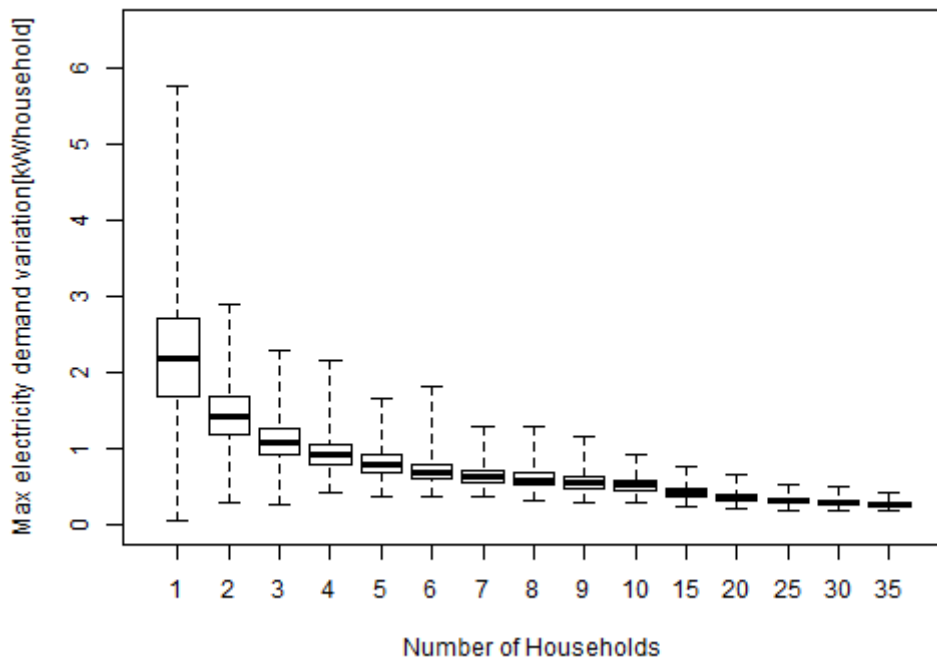


図 B-2 冬の平日

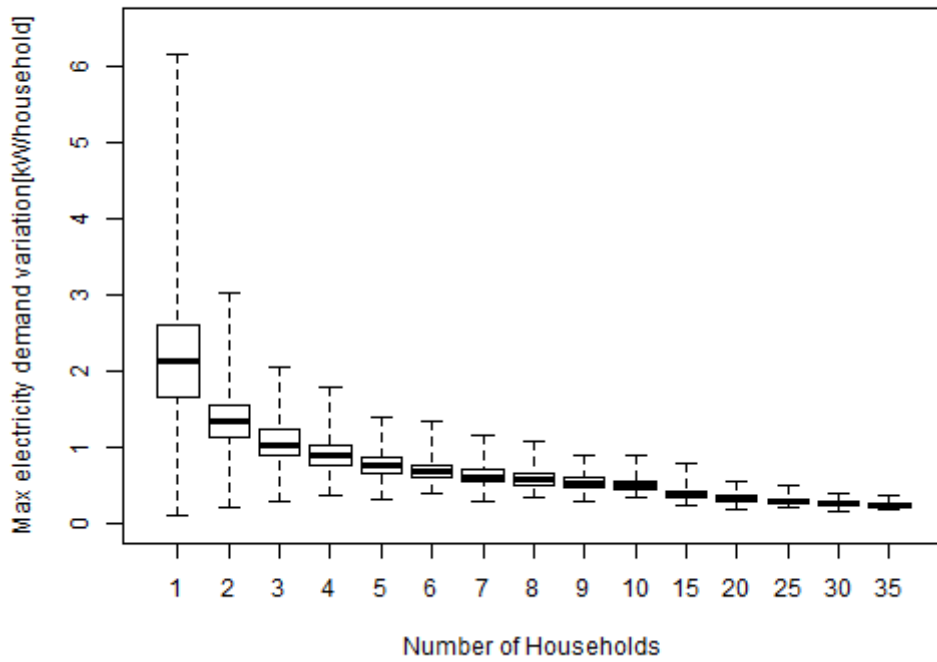


図 B-3 冬の休日

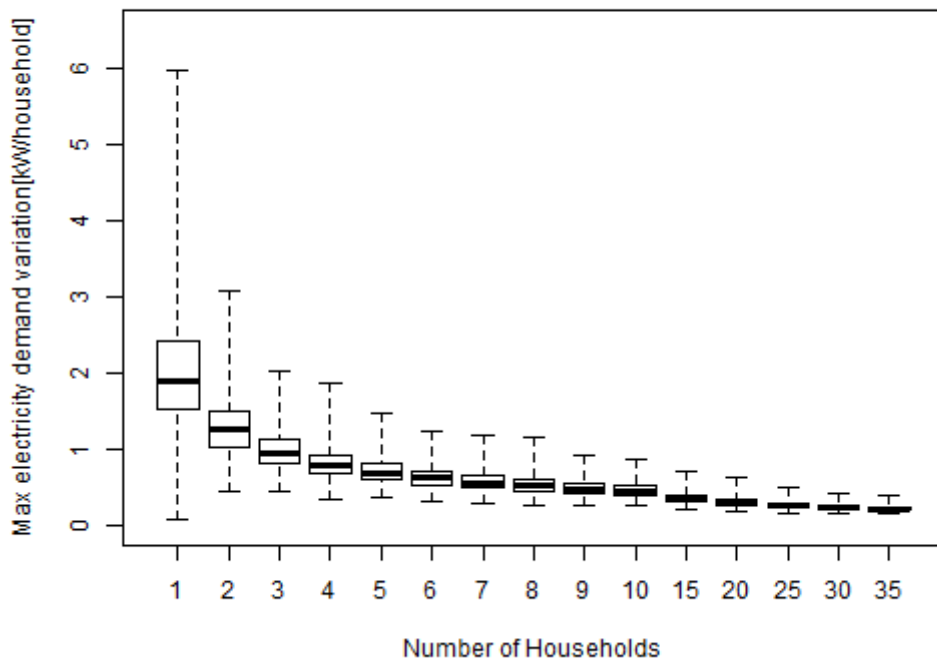


図 B-4 中間期の平日

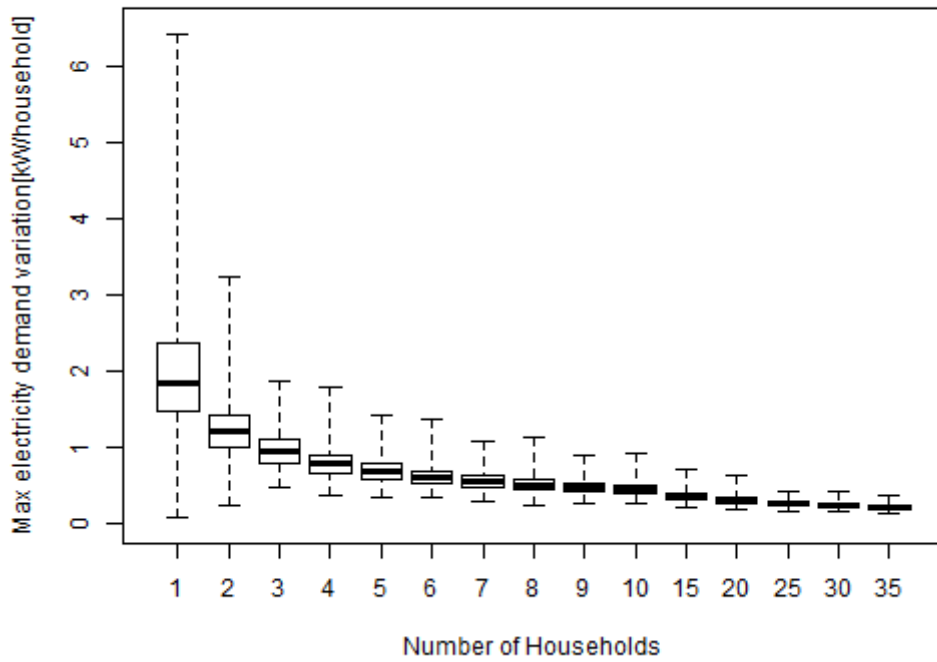


図 B - 5 中間期の休日

付録C. マルコフ連鎖モデルの状態遷移確率行列