

氏名（本籍） いまにし まもる
今西 衛 (福岡県)

学位の種類 博士（経済学）

報告番号 乙第 1514 号

学位授与の日付 平成 26 年 3 月 25 日

学位授与の要件 学位規則第 4 条第 2 項該当（論文博士）

学位論文題目

NIALM のためのリアルタイム逆推定アルゴリズムの構成に関する研究

論文審査委員（主査）	福岡大学	教授	齋藤 参郎
（副査）	福岡大学	教授	五十嵐 寧史
	福岡大学	教授	梶井 昌邦
	福岡大学	教授	大石 迪夫
	福岡大学	教授	李 明哲
	福岡大学	教授	根葉 保彦
	名古屋産業大学	教授	石橋 健一

要 旨

本研究の契機は、経済産業省の「平成 23 年度次世代エネルギー技術実証事業」に採択された、長崎県佐世保市のハウステンボス（HTB）をフィールドとする社会実証事業にかかわったことである。本事業は経済産業省の外郭団体である一般社団法人新エネルギー導入促進協議会が公募した、次世代エネルギー技術実証補助事業（A. 次世代エネルギー・社会システム実証補完型プロジェクト）に、双日株式会社ら 12 社が応募し、採択されたプロジェクトで、長崎県佐世保市ハウステンボス町における「電力需要抑制のモデル化と高自給率コミュニティの計画・運用体系化に関する実証事業」である。このプロジェクトに福岡大学都市空間情報行動研究所（FQBIC）が、これまでの回遊行動分析の実績にもとづき、「行動分析」の専門家として参画を要請されたことが発端である。

なぜ、HTB の事業に「行動分析」なのか、疑問がわくはずである。

実は、HTB の社会システムの補完実証事業では、スタンフォード大学のアプローチを日本でも実験的に導入してみようとするねらいがあった。スタンフォード大学のアプローチとは、2010 年にスタンフォード大学が、ARPA-E (Advanced Research Projects Agency - Energy - U.S. Department of Energy) に提案して採択されたプロジェクト「行動志向のエネルギーの効率化 (Behavioral Initiatives for Energy Efficiency: 2010-2013)」で、提唱したアプローチのことである。その特徴は、電力の技術システムそのものを、その一部に人間行動を含むものとして再定義し、リアルタイムプライシングや情報フィードバックによって、人々の行動変容を引き起こし、電力の需要抑制を図っていく点にある。

このスタンフォード大学のアプローチは、FQBIC が開拓してきた「回遊行動分析」の考え方と、次の点で、根源的に一致するものである。

実は、回遊行動に着目する一つの論点は、回遊誘発による経済効果の実現である、例えば、買物、レジャー、食事での福岡都心部への年間入り込み来街者数は年間約 1 億人であるが、福岡都心部来街者は、平均して、4、5 回、商業施設に立ち寄り、買う人、買わない人含めて、1 か所、商業施設に立ち寄ると、平均して 1500 円、お金を落とすことが分かっている。これから推論すると、情報提供など何らかの政策によって、来街者に、1 か所、余分に立ち寄り先を、増やしてもらおうと、1 億人×1500 円の、1500 億円の売り上げ増が、都心部で実現することになる。すなわち、集客数を増大させることも重要であるが、1 か所立ち寄り先を増やしてもらおう、回遊誘発による経済効果も非常に大きい

ことがわかった。つまり、回遊行動研究の一つの大きなねらいは、いかに多くの回遊行動を誘発させ、都心の売り上げ増大効果を引き出し、都心の活性化を図るか、を探ることにあつた。

このように考えると、回遊行動研究が、来街者の行動に働きかけ、回遊誘発という行動変容をひきおこすことで、都心の活性化を図るというアプローチと、スタンフォード大学の行動志向のエネルギー効率化のアプローチは、変容を起こす行動の側面が異なるのみで、基本的には、同じ考え方の枠組みである、ということに気づく。

一方、スマートシティやスマートグリッドの研究で焦点になっているのが、ビッグデータである。Beyea(2010)によれば、アメリカはオバマ政権のグリーンニューディールによって、今後、4、5年で4千万台、また、ヨーロッパでも今後10年間で2億4千5百万台のスマートメーターが導入され、アメリカ全世帯の電力使用を1秒単位で記録すると、約50ペタ(1ペタ=10の6乗ギガ)バイトのビッグデータにもなるとしている。これまで多数の主体の相互作用をモデル化する試みはあつたが、それらとビッグデータとの大きな違いは、直接、多数の主体の行動結果を観測・記録し、フィードバックできる点である。これが制御の仕組みと結びつくと、電力のリアルタイムプライシングやデマンドレスポンス、電力の需要抑制など、これまでの制御の範囲を大きく拡大できることを示唆している。これらの動きを、Lazer(2009)らは、「コンピューテーショナル・ソーシャル・サイエンス(計算社会科学)」と呼んでいる。

数千万世帯にもおよぶ家計の需要変動を計測し、電力の効率的利用に結びつけいく制御の問題自身もこれまでにない新しい問題であり、これをどのように最適化していくか、M2M (Machine to Machine) などの問題として活発に研究が進められている。

このように電力の発送電システムにかかわるスマートグリッドの最適化の問題と同様、小さなコミュニティでのマイクログリッドの設計、一つのビルの中での BEMS (Building Energy Management System) によるエネルギー利用の最適化、さらには、家計の中での HEMS (Home Energy Management System) エネルギー利用の最適化へと進んでいる。とくに、電気自動車(EV: Electric Vehicle) や太陽光発電 (PV: Photovoltaics) などの発電、蓄電装置を家計が備え、電力を買うばかりではなく、売電にも関与できるとともに、電力料金が需給の状況に応じて変動するリアルタイムプライシングの制度が整いつつある現在、家計内の電力使用を経済的に最適化する装置や仕組みの開発が急加速している。

本研究は、このような HEMS 研究の流れの一環として位置づけられる。

しかし、HEMS には、実用化に向けての大きな課題が現在でも存在する。それはセン

サーなど、計測のためのコストの問題である。通常、家計の電力使用の「見える化」などによく使われる単純な方法は、各家電機器に、電力使用量を計測するタップを取り付け、有線あるいは無線ネットワークを介して、各家電機器の稼働状況と電力使用量を捕捉し、家計内の総電力使用量をモニターする方法である。最近話題のエアコンや冷蔵庫内の在庫状況をスマートフォンに送信し、遠隔操作させるなどの仕組みは、そのような考え方の一例である。家計内のすべての家電機器をセンシングするためにタップを装着し、HAN (Home Area Network) を構築し、家計の電力使用状況を「見える化」するには、電力使用の節約便益に比べて、大きなコストがかかる。実際、通常の家計での1か月の電気使用料金を1万円と想定すると、仮に10%、節約できたとしても、1000円/月の節約であり、年間でも1.2万円強の節約に過ぎないのに対し、センサーの装着費用は、数十万円にもなるであろう。このような仕組みでは、社会実験であれば可能であったとしても、家計が節電、省エネルギーに向けて、必要な装置を自ら導入するインセンティブを与え、自律的に社会全体が効率的なエネルギー使用に向けて自己変革していく枠組みとなっていない。

そこで考えられた解決策が、非侵入型使用電力モニタリング、すなわち、NIALM (Non-intrusive Appliance Load Monitoring) と呼ばれている方法である。NIALM は、家計の総電力使用量から、個別家電機器の種類と使用状態を推定するアルゴリズムの構成問題を指している。NIALM は、家計の総電力使用量を、その構成要素である個別家電機器の電力使用量に分解し、推定する問題の解法アルゴリズムのことであり、その意味から、非集計 (Disaggregation) 問題とも呼ばれている。

NIALM に関する研究は、Hart(1992)による波形分析のアルゴリズムが嚆矢となっている。Hart の方法は、個別家電機器の電力使用の波形を、単純な箱型のパルス形と想定し、これが重ね合わさって、総電力使用量の波形となるとの考えから、総電力使用量の波形を分析し、パターン認識によって、個別家電機器に分解しようとするものである。その後、インバータなど単純な波形を持たない個別機器が出現し、波形分析を高度化する研究が現在でも活発に行われている。しかし、パターンマッチングによる電力使用量の波形分析には、膨大なコストがかかる。これは常に新しい家電機器が世の中に生み出されていく中で、家電機器の特性を調べ、膨大なデータベースに波形パターンを格納していかなければならないからである。

したがって、実用に耐えうる NIALM アルゴリズムを構築するためには、次の要件を満たすことが課題となっていた。それは、1) 事前に各家庭にどのような種類の家電機器が何台設置されているかの情報がなく、2) 高価な電力測定器ではなく、通常の使用電力

の1分間隔程度の総使用電力のリアルタイムデータの計測環境といった、実家庭環境下において有効に作動する、3) 動学的アルゴリズム、である。

本研究の目的は、この課題を解決することであり、実家庭環境において有効に作動する、総電力使用量から個別家電機器の種類と稼働状態をリアルタイムに推定する動学的アルゴリズムの構成である。

より具体的に本研究の目的を明確化すれば、以下の通りとなる。実家庭環境において、通常の電力計で計測される家計の総使用電力(W)の1分間隔のリアルタイムデータの入力ストリームのみから、当該家庭でどのような種類の家電機器が稼働しているか、その種類を特定するとともに、特定した家電機器の稼働状態を、入力ストリームと同じ1分間隔のリアルタイムで、動学的に推定および改定していく、非侵入型家電機器電力使用モニタリング(NIALM)アルゴリズムの構成である。

本研究は、既存研究にみられる電力使用の波形分析のアプローチとは全く異なる、統計的逆推定の方法を開発し、総電力使用量からリアルタイムに個別家電機器の種類とその稼働状態を推定する、実家庭環境下でも有効に作動する動学的アルゴリズムを構成し、上記の課題を解決した。

その特徴は、総電力使用量の時系列のデータを、確率的事象と捉え、これを統計的モデルとしてモデル化し、その推定アルゴリズムとしてNIALMのアルゴリズムを構築し、さらには、これをリアルタイムの動学的モデルとして構成している点である。

より具体的には、混合ガウスモデル (Mixed Gaussian Model) と呼ばれる k-Means モデルを統計的モデルとし、その推定に EM (Expectation-Maximization) アルゴリズム用い、カルマンフィルターによる動学的システムのモデル化と融合し、NIALM の課題を解決したものである。

既存研究には、総電力使用量のデータを確率的事象の生起として捉え、NIALM を定式化している研究は見当たらない。さらにいえば、このような統計的モデルの考え方を時間変動の時系列データに展開し、リアルタイムの動学的プロセスとして明確に表現した NIALM のモデルは現在のところ依然として存在せず、本研究の独創的な貢献である。

本論文ではそのアルゴリズムの内容を、順をおって説明しているが、その構成は以下の通りである。

第1章では、「本研究のねらいと目的」を述べている。

第2章「リアルタイム逆推定アルゴリズムの構成の概観」では、本研究で構築したリアルタイム逆推定アルゴリズムの理解を容易にするため、その構成を概観する。具体的には、本研究のリアルタイム逆推定アルゴリズムの基本的な構成要素となる、k-Means

モデル、その解法アルゴリズムとしての EM アルゴリズム、カルマンフィルターがそれぞれ相互にどのように連携し、リアルタイム逆推定アルゴリズムの全体を構成しているかについて解説する。

第 3 章「個別家電機器の機種推定アルゴリズム」では、個別家電機器の機種を推定するアルゴリズムの構築をおこなう。まず、個別家電機器の種類をその家電機器の規格(定格)電力と単純化し、総使用電力の時間変動に着目して、k-Means モデルを適用する枠組みを構築する。次に、その解法アルゴリズムとして EM アルゴリズムを導入し、クラスタリングされるクラスの数を変とする可変的 k-Means を構築する。

第 4 章「個別家電機器の稼働状態の動的推定アルゴリズム」では、推定された個別家電機器がどのような稼働状態にあるか、家電機器の種類と稼働状態がともに時間的に変化していく動学的プロセスのモデル化をカルマンフィルターによって構築する。

第 5 章「NIALM 逆推定アルゴリズムの実家庭環境データへの適用」では、構築されたリアルタイム逆推定アルゴリズムを実際の疑似家庭環境・実家庭環境から得られたデータに応用した適用例について考察する。とくに、構築したアルゴリズムを実環境に適用する際のいくつかの課題の解決とアルゴリズムのパフォーマンスに着目して、構築したアルゴリズムの実環境への適用可能性について評価する。

第 6 章では、本研究の結論と今後の展望を述べる。

博士論文審査の結果の要旨

論文題目

「NIALM のためのリアルタイム逆推定アルゴリズムの構成に関する研究」

福岡大学都市空間情報行動研究所 (FQBIC) 今西 衛

論文審査委員

主査 福岡大学 教授 斎藤 参郎
副査 教授 五十嵐 寧史
教授 大石 迪夫
教授 梶井 昌邦
教授 李明哲
教授 根葉 保彦 (工学研究科)
名古屋産業大学 准教授 石橋 健一

審査の結果の要旨

最近、ビッグデータへの関心が産業界で急速に高まっている。本研究は、ICT (Information and Communication Technology) と電力システムとの融合といわれる、スマートシティやスマートグリッドに関わるものであるが、そこでもビッグデータが焦点となっている。Beyea(2010)によれば、アメリカはオバマ政権のグリーンニューディールによって、今後、4、5年で4千万台、また、ヨーロッパでも今後10年間で2億4千5百万台のスマートメーターが導入され、アメリカ全世帯の電力使用を1秒単位で記録すると、約50ペタ(1ペタ=10の6乗ギガ)バイトのビッグデータにもなるとしている。これまで多数の主体の相互作用をモデル化する試みはあったが、それらと近年のビッグデータの動きとの大きな違いは、直接、多数の主体の行動結果を観測・記録し、フィードバックできる点である。これが制御の仕組みと結びつくと、電力のリアルタイムプライシングやデマンドレスポンス、電力の需要抑制など、これまでの制御の範囲を大きく拡大できることを示唆している。これらの動きを、Lazer(2009)らは、「コンピューテーショナル・ソーシャル・サイエンス(計算社会科学)」と呼んでいる。

数千万世帯にもおよぶ家計の需要変動を計測し、電力の効率的利用に結びつけていく制御の問題といった、全く新しい問題が出現し、これをどのように最適化していくか、M2M (Machine to Machine)などの問題として、現在、活発な研究が展開されている。

このような流れの中で、スマートグリッドの研究も、電力の発送電システムにかかわるスマートグリッドの最適化の問題と並んで、小さなコミュニティでのマイクログリッドの設計、一つのビルの中での BEMS (Building Energy Management System)によるエネルギー利用の最適化、さらには、家計の中での HEMS (Home Energy Management System)に

よるエネルギー利用の最適化のためシステム設計の研究へと進んでいる。とくに、電気自動車(EV: Electric Vehicle)や太陽光発電(PV: Photovoltaics)などの発電、蓄電装置を家計が備え、電力を買うばかりではなく、売電にも関与できるとともに、電力料金が需給の状況に応じて変動するリアルタイムプライシングの制度が整いつつある現在、家計内の電力使用を経済的に最適化する装置や仕組みの開発が急加速している。

本研究もこのような HEMS 研究の流れの一環である。

しかし、HEMS には実用化に向けての大きな課題が存在している。それはセンサーなど、計測のためのコストの問題である。通常、家計の電力使用の「見える化」などによく使われる単純な方法は、各家電機器に、電力使用量を計測するタップを取り付け、有線あるいは無線ネットワークを介して、各家電機器の稼働状況と電力使用量を捕捉し、家計内の全電力使用量をモニターする方法である。最近話題のエアコンや冷蔵庫内の在庫状況をスマートフォンに送信し、遠隔操作させるなどの仕組みは、そのような考え方の一例である。

しかし、家計内のすべての家電機器をセンシングするためにタップを装着し、HAN(Home Area Network)を構築し、家計の電力使用状況を「見える化」するには、電力使用の節約便益に比べて、大きなコストがかかる。実際、通常の家計での一か月の電気使用料金を1万円と想定すると、仮に、10%、節約できたとしても、1000円/月程度の節約であり、年間でも1.2万円強の節約に過ぎないのに対し、センサーの設置費用は、数十万円にもなる。このような状況では、家計が節電、省エネルギーに向けて、必要な装置を自ら導入するインセンティブをもち、自律的に社会全体が効率的なエネルギー使用に向けて自己変革していく仕組みとはならない。

そこで考えられた解決策が、非侵入型使用電力モニタリング、すなわち、NIALM (Non-Intrusive Appliance Load Monitoring)と呼ばれる方法である。NIALM は、家計の総電力使用量から、個別家電機器の種類と使用状態を推定するアルゴリズムのことを指している。NIALM は、家計の全電力使用量を、その構成要素である個別家電機器の電力使用量に分解し、推定する問題の解法アルゴリズムのことであり、その意味から、非集計(Disaggregation)問題とも呼ばれている。

NIALM に関する研究は、特許ともなっている、Hart(1992)による使用電力の波形分析から始まった。Hart の方法は、個別家電機器の電力使用の波形を、単純な箱型のパルス形と想定し、これが重ね合わさって、総電力使用量の波形となるとの考えから、総電力使用量の波形を分析し、パターン認識によって、個別家電機器に分解しようとする方法である。その後、インバータなど単純な波形を持たない家電機器が出現し、波形分析を高度化する研究が現在でも活発に行われている。

しかし、パターンマッチングによる電力使用量の波形分析には、膨大なコストがかかる。これは常に新しい家電機器が世の中に生み出されていく中で、家電機器の特性を調べ、膨大なデータベースに波形パターンを格納していかなければならないからである。

したがって、実用に耐えうる NIALM のアルゴリズムとするためには、1) 事前に各家庭にどのような種類の家電機器が何台設置されているかの情報がなくても、2) 高価な電力測

定器ではなく、通常の使用電力(W)の1分間隔程度の総使用電力のリアルタイムデータの計測環境といった、実家庭環境下において有効に作動する、3)リアルタイムの動学的アルゴリズムの構築が最大の課題となっていた。

本研究の最も大きな意義は、Hart(1992)による電力使用の波形分析のアプローチとは全く異なる、統計的逆推定の方法を新たに考案し、総電力使用量からリアルタイムに個別家電機器の種類とその稼働状態を推定するとともに、実家庭環境下でも有効に作動するリアルタイムの動的アルゴリズムの構築をおこなって、上記の NIALM が抱えていた最大の課題を解決したことである。

本研究のリアルタイム逆推定アルゴリズムの特徴は、総電力使用量の時系列のデータを、確率的事象と捉え、これを統計的モデルとしてモデル化し、その推定アルゴリズムを構築するとともに、これをリアルタイムの動学的モデルと統合し、NIALM のためのリアルタイム逆推定アルゴリズムとしている点である。

その具体的な構造と意義をより詳細に記述すれば、次の通りである。

- 1) まず、個別家電機器の種類をその規格電力で識別する。
- 2) 総使用電力の変動(ジャンプ量)は、通常の電力の揺らぎなどの測定誤差に加え、個別家電機器のスイッチの ON/OFF による、当該家電機器の規格電力分の正、負の変動が加わった確率的事象と捉える。
- 3) この想定の下で、総使用電力の変動の時系列データを、 k 種類の個別家電機器からの規格電力の変動に誤差が加わった時系列データとみなすことができる。すなわち、総使用電力の変動の時系列データを、 k 個の未知の規格電力 μ_k からの出力に誤差が加わったサンプルとみなす。
- 4) さらに、 k 個の未知の規格電力 μ_k からの出力に誤差が加わったものを、 k 個の未知平均 μ_k をもった正規分布からのサンプルとみなし、その未知平均 μ_k の推定を行う、混合ガウスモデル(Mixed Gaussian Model)とも呼ばれる k -Means モデルを適用する。
- 5) 通常の k -Means モデルでは、クラスター数 k は与件として固定されているのに対し、本研究では、総使用電力の変動の時系列データを取得する過程で、新しい個別家電機器の種類を特定し、その規格電力の推定がおこなえることを可能にするため、個別家電機器の種類が、つまり、クラスター数 k が変わる可変的 k -Means モデルを構築し、その推定アルゴリズムに EM (Expectation-Maximization) アルゴリズム適用している。EM アルゴリズムを適用することで、家計の電力使用の習慣や季節変動などの情報を事前情報として導入することを可能としている。
- 6) 一方、 t 時点までに特定された k_t 個の個別家電機器の、 t 時点の稼働確率 $x_t^k, k=1, \dots, k_t$ を状態変数とする状態空間モデル(State Space Model)の枠組を採用し、 k -Means モデルと連動させた、状態(遷移)方程式、観測方程式を構成し、状態変数の最適推定にカルマンフィルターを適用し、動学的なリアルタイム逆推定アルゴリズムを構成している。
- 7) カルマンフィルターと k -Means モデルとの統合は、次のように行っている。 k -Means

モデルで推定された、 t 時点での個別家電機器の規格電力とその分散のリストをもとに、総使用電力の変動が、どの個別家電機器の稼働状態の変化に起因したものの確からしさを、 k -Means モデルからの出力である確率 nzu_t^k として推定し、状態方程式の入力変数ベクトル u_t^k へとつなげる。

- 8) 総使用電力の変動の正、負の符号は、その変動を引き起こした個別家電機器の稼働状態の変化の方向が、スイッチ ON なのか、OFF なのか、に対応する。また、個別家電機器 k の、 t 時点での稼働状態の変化の方向は、当該家電機器の $t-1$ 時点での稼働状態 x_{t-1}^k によって制限される。これを表現するため、総使用電力の変動の正負と $t-1$ 時点の状態変数の状態によって、 k -Means モデルからの入力 nzu_t^k による状態変化の仕方、すなわち、状態方程式が異なる、マルコフスイッチングモデルによる定式化を行っている。
- 9) 推定された、 t 時点での個別家電機器の規格電力とその稼働確率 x_t^k が分かれば、 t 時点での総使用電力を推定(予測)できる。これと t 時点で観測された総使用電力との乖離を観測方程式とし、カルマンフィルターによって、動的に状態変数の最適推定を更新していく。

本研究は、以上の手順によって、 k -Means モデルとカルマンフィルターによる動的システムのモデル化とを融合し、総使用電力の時系列データを観測していく途上で、順次、各家計が保有する個別家電機器の種類をその規格電力として特定し、各家計に保有される家電機器の稼働状態をリアルタイムに最適推定し、更新していくシステムとして、リアルタイム逆推定アルゴリズムを実現したものである。

以上が本論文の骨子であるが、以下では、各章を簡潔に要約し、最後に結論を述べる。

第 1 章「研究のねらいと目的」では、本研究の背景や動機、ねらいと目的を述べている。

第 2 章「リアルタイム逆推定アルゴリズムの構成の概観」では、本研究で構築したリアルタイム逆推定アルゴリズムの理解を容易にするため、その構成を概観している。具体的には、 k -Means モデル、その解法としての EM アルゴリズム、また、カルマンフィルターの概要を述べるとともに、それぞれが相互にどのように連携し、リアルタイム逆指定アルゴリズムを構成しているかについて解説している。

第 3 章「個別家電機器の機種推定アルゴリズム」では、個別家電機器の種類をその規格電力で識別すると単純化し、総使用電力の変動に着目して、 k -Means モデルを適用する方法を構築している。同時に、 k -Means モデルの解法として EM アルゴリズムを導入し、可変的 k -Means モデルへの拡張と EM アルゴリズムによって、家計の電力使用の特徴や季節変動などの事前情報の導入を可能にする拡張を行っている。

第 4 章「個別家電機器の稼働状態の動的推定アルゴリズム」では、推定された個別家電機器がどのような稼働状態にあるのか、家電機器の種類と稼働状態がともに時間的に変化していく動的なプロセスのモデル化を、マルコフスイッチングモデルとカルマンフィルターによって実現する方法を構築している。

第 5 章「NIALM 逆推定アルゴリズムの実家庭環境データへの適用」では、構築された

リアルタイム逆推定アルゴリズムを実家庭環境から得られたデータに適用し、その結果をもとに、開発されたリアルタイム逆推定アルゴリズムの評価を行っている。

第6章では、「結論と今後の展望」を述べている。

以上が、各章の要約である。本論文の貢献は、次の点にまとめられる。

- (1) NIALM の既存研究にみられる電力使用の波形分析といったアプローチとは、全く異なる統計的逆推定のモデリングの方法を提示し、総使用電力の時系列データのみから、リアルタイムに、その規格電力としての個別家電機器の種類を同定するとともに、その稼働状態を最適推定できる動的プロセスとしてアルゴリズムを構築できることを示した点。
- (2) k -Means モデルにおいて、クラスター数変動する可変的 k -Means モデルへの拡張を工夫するとともに、EM アルゴリズムによる解法にも工夫を加え、家計の電力使用の習慣や曜日変動、季節変動などの情報を事前情報として導入できる解法を与えた点。
- (3) k -Means モデルの出力を、状態空間モデルの状態方程式の入力変数に活用することで、 k -Means モデルとカルマンフィルターモデルが統合できることを示すとともに、 k -Means モデルの動学化の実現にも寄与している点。
- (4) 個別家電機器の稼働確率を状態変数とする状態空間モデルにおいて、状態遷移を表現する状態方程式にマルコフモデルを導入した、マルコフスイッチングモデルを構成し、NIALM のためのモデルを明確な確率モデルとして提示した点。
- (5) 本研究で開発した、NIALM のためのリアルタイム逆推定アルゴリズムが、理論レベルにとどまるのみではなく、1分間隔で計測した、実家庭環境での総使用電力の時系列データに適用し、実用化が十分可能であることを検証した点。

NIALM に関する既存研究は、最近の一つの例外を除いて、総使用電力の時系列データを確率的事象と捉えた研究はほとんどなく、統計的モデルとしての定式化も見当たらない。さらにいえば、このような統計的モデルの考え方を時系列データに展開し、リアルタイムの動的プロセスとして明確に表現したモデルも現在のところ依然として皆無である。

以上のように、本研究は、NIALM の研究に、総使用電力の時系列データを明確に確率的事象と捉え、その統計的モデルを定式化し、最適推定の動的な逐次改定のプロセスを実現できる理論的枠組みを提示するとともに、実際のデータに適用し、その適用可能性を示した世界で初めての貢献である。

同時に、本研究が開発したアルゴリズムは、家計が保有する個別家電機器の種類を事前に知ることなく、総使用電力のみで個別家電機器の種類と稼働状況を推定できる実用性の高いアルゴリズムといえる。今後、規格電力のみによる個別家電機器の種類の特定からさらに精度の高い機種特定に結び付けることで、その実用化が大いに期待できる。

以上のことから、今西衛氏の論文「NIALM のためのリアルタイム逆推定アルゴリズムの構成に関する研究」は博士（経済学）の学位を授与するに十分値するものと評価する。