

令和元年6月7日現在

機関番号：17102

研究種目：基盤研究(C) (一般)

研究期間：2016～2018

課題番号：16K06417

研究課題名(和文) 逆最適化によるモノ・サービス提供機構設計法の開発

研究課題名(英文) Development of design methods of goods/services supplying systems using inverse optimization

研究代表者

村田 純一 (Murata, Junichi)

九州大学・システム情報科学研究所・教授

研究者番号：60190914

交付決定額(研究期間全体)：(直接経費) 2,600,000円

研究成果の概要(和文)：人はモノ・サービスに便利さや快適さなどの価値を求める。一方で、モノ・サービスの提供は環境や資源に影響を与える。人が期待する価値を損なわずに環境や資源への影響を抑えるには、人の価値の感じ方を把握・配慮して、モノ・サービスを提供する必要がある。本研究は、人は自身の判断基準に基づいてモノ・サービスを消費するという理解に立ち、消費行動のデータを元に人が内部に持つ価値基準を推定する方法と、これを用いて望ましい消費行動を誘導するモノ・サービスの提供法を、逆最適化の考えに基づいて提案している。

研究成果の学術的意義や社会的意義

学術的意義は、(1)人の行動を、温度などの外的条件に対する反応としてではなく、人が持つ判断基準の最適化の結果として表現する点、(2)人が持つ複数の判断基準を考慮して人に対する働きかけ内容を決定する点にある。(1)は人の行動の本質や原理に近い表現であり、(2)は快適さや安価さなど複数判断基準のバランスのとれた働きかけを可能とする。インセンティブ型デマンドレスポンスの理論的な設計法を提案しており、かつ、これは他のモノ・サービス提供にも応用・拡張可能である。これらが社会的意義である。

研究成果の概要(英文)：People seek values such as convenience and comfort when they purchase goods or services. Supplying goods or services often gives impacts on environment and resources. Suppressing these impacts without spoiling people's expectation for values requires understanding how people appreciate the values and, based on this understanding, appropriate alteration of goods/services supply. The research proposes estimation methods of unobservable standards of values based on measurable data on people's behaviours, and also methods that determine appropriate goods/services supply that guides people's behaviours toward desirables ones, both based on the idea of inverse optimization.

研究分野：システム工学

キーワード：人の判断基準 行動誘導 逆最適化 逆強化学習 多目的最適化 デマンドレスポンス 進化計算

様式 C - 19、F - 19 - 1、Z - 19、CK - 19 (共通)

1. 研究開始当初の背景

(1) 課題

社会ではさまざまなモノ・サービスが提供されている。モノやサービスの生産と消費による資源の消費や環境への影響は、社会全体の見地から抑制が望まれる。また、生産・供給側の観点では、生産能力や輸送能力などの制約も存在する。一方で、消費側はモノ・サービスの消費による効用・満足度の向上を求める。したがって、社会全体や生産側の見地での資源・環境・能力等に起因する制約と、消費側視点での満足を両立させることが極めて重要である。例えば電力の供給では、エネルギー資源の節約、二酸化炭素ガスの排出量削減、既存設備の有効活用などが、以前にも増して重要な制約となっている。一方で、電力は生活、社会活動、経済活動に不可欠であり、また、オール電化や電気自動車の利用など電力の用途は多様化している。電力供給側に課せられた制約を満たすために電力消費を恣意的に直接制御することは、消費側の満足を大きく損なうことにつながり、その実施は困難である。そのため、電力料金の変動料金制や電力消費行動の変更に対するインセンティブ支払い等の、間接的な電力消費誘導策であるデマンドレスポンスが検討されている。デマンドレスポンスが効果を上げるには、消費者側の満足を損なわないこと、あるいは電力消費量変更によって生じる不満足を少なくとも補償することが必要である。これを的確に実現するには、消費者が電力消費を変更する際に感じる不満足度を把握し、それに応じた料金制度やインセンティブの設計を行うことが重要である。

デマンドレスポンスに応じる消費者は、自身の電力消費行動を、電力を消費することによる効用と電気料金支払い額あるいはインセンティブ受取額を基準に意思決定していると考えられる。これは複数の目的関数を同時に最適化する多目的最適化問題を解いているとみなすことができる。電力消費誘導のための適切な電気料金の設定あるいはインセンティブ金額の決定は、望ましい電力消費行動を与える多目的最適化問題の目的関数の適切な設定と等しい。すなわち、最適化解が先にあり、その解が導かれるような最適化問題を決めることになる。これは逆最適化と呼ばれる。これを行うには、消費者が電力消費の効用を評価する外部からは観測できない目的関数を含む消費者の意思決定のモデルと、逆最適化の解を得る方法とが必要となる。

(2) 研究動向

デマンドレスポンス

本研究で開発する方法の典型的な適用対象であるデマンドレスポンスは、状況に応じた電気料金変更やインセンティブによって電力消費行動に変化を促す方法であり、電力供給逼迫時や過剰時の需給バランス確保や、設備利用率向上につながる電力消費平準化に効果的である。しかし、電気料金やインセンティブの設計方法は確立しておらず、さまざまな実験を通して需要家の反応データの収集と解析が行われている段階であった[1]。

逆最適化

逆最適化は、通行量を制御するための有料道路の通行料金の適切な設計など消費者行動を誘導する制度設計への応用などを想定して線形計画問題を対象に提案され、その後、組合せ最適化問題などに拡張されていた[2]。

逆最適化の電力取引への利用

逆最適化の一種である逆強化学習を電力取引に利用する先駆的な試みもなされていた[3]。ここでは消費者の効用は考慮されておらず、受け取るインセンティブ金額最大化の単目的最適化問題として扱われていた。

[1] 資源エネルギー庁、「総合資源エネルギー調査会省エネルギー・新エネルギー分科会省エネルギー小委員会(第6回)配布資料3 デマンドレスポンスについて～新たな省エネのかたち～」

http://www.meti.go.jp/committee/sougouenergy/shoene_shinene/sho_ene/pdf/006_03_00.pdf (2014)。

[2] R. K. Ahuja, J. B. Orlin, "Inverse Optimization", Operations Research, Vo.49, No.5, pp.771-783 (2001).

[3] 新井, 加賀谷, 野村, 「需要家同士の自律的デマンドレスポンス実現に向けたインセンティブ設計」, 計測自動制御学会システム・情報部門学術講演会 2014 (2014)。

2. 研究の目的

社会の要請や提供側の制約が存在する状況で、モノやサービスを提供する適切な仕組みの設計方法を開発する。具体的には、消費者の意思決定・消費行動を表現するモデルを構築する方法の開発と、このモデルに基づいて逆最適化を利用して消費を誘導する仕組みを設計する方法の開発を行う。この研究の遂行と結果の評価を、インセンティブ金額の支払いによって節電を促すインセンティブ型デマンドレスポンスを適用例として実施する。

(1) 消費者の意思決定・消費行動を表現するモデルの構築

このモデルを構築するために、まず(A)モデルの表現形式を決定し、その上で(B)モデルの推定方法を開発する。モデルの表現形式は対象の特徴に応じて

(A1) 外部から観測可能な消費行動とその観測可能な決定要因の間の関係を表す形式

- (A2) 消費者が持つ外部からは観測できない目的関数を用いて消費行動決定過程を表現する形式
 - (A3) 消費者が意思決定に用いる複数の目的関数の値が観測可能である場合に、目的関数間の優先度を用いて消費行動決定過程を表現する形式
- を設定し、(A1)から(A3)のそれぞれに応じてモデルを推定する以下の方法
- (B1) 消費行動データと事前情報を用いてモデルを推定する方法
 - (B2) 消費行動データから逆最適化を用いてモデルを推定する方法
 - (B3) 消費者による選択肢の評価結果からモデルを推定する方法
- を開発する。さらに、
- (C) 個人差や時間変化への対応方法を考案する。

(2) 逆最適化を利用して消費者の行動を誘導する仕組みを設計する方法の開発
行動誘導の仕組みの設計法として

- (D1) 事前情報を利用し逆最適化を用いて設計する方法
 - (D2) 事前情報が少ない場合に逆強化学習を用いて設計する方法
- を開発する。その際に
- (E) 種々の制約条件を考慮する方法
- を考案し、さらに
- (F) 誘導の具体的実施方法を提案する。

3. 研究の方法

(1) 消費者の意思決定・消費行動を表現するモデルの構築

- (A1) 消費行動とその決定要因の関係を表す形式
- 節電を促すインセンティブ型デマンドレスポンスを念頭に、希望消費電力量が何に依存して定まるかを表現する形式を定める。

(A2) 消費者が持つ目的関数を用いて消費行動決定過程を表現する形式
インセンティブ型デマンドレスポンスに参加する消費者を、節電による不満足度と、節電量に応じて受け取るインセンティブ金額の二つの目的関数を最適化して行動を決定する主体として表現する。この際の不満足度を、不満を相殺するために必要な金銭額として数値化する。これにより、不満足度とインセンティブ金額を単純に足し算することが可能となる。

(A3) 複数の目的関数間の優先度を用いて消費行動決定過程を表現する形式
各目的関数にその優先度を表す重み係数を乗じた和により単一の目的関数を構築し、これを最適化することによって消費行動が決定されると表現する。

(B1) 消費行動データと事前情報を用いてモデルを推定する方法
デマンドレスポンス実証試験データを解析することにより、電力消費量を表現する関数形を選定し、また関数に含まれるパラメータの値を推定する。

(B2) 消費行動データから逆最適化を用いてモデルを推定する方法
消費者を意思決定者としてモデル化する際に必要な目的関数のうち、外部から観測できない不満足度を節電量の関数として表現する。汎用的な方法とするために、この関数形を限定せずに基底関数展開表現を用い、基底関数に掛け算される係数の値を、消費行動データに対して逆最適化、特に逆強化学習を適用することにより推定する方法を開発する。

(B3) 消費者による選択肢の評価結果からモデルを推定する方法
複数ある目的関数の各々は既知であり、その重み係数が未知の場合を対象に、重み係数を推定する方法を構築する。複数の目的関数それぞれの重要度を消費者に尋ねても正確な回答が得られるとは限らない。これよりも、二つのサービス内容を比較してどちらがどの程度良いかを回答する方が、回答も容易であり正確であると推測される。この回答に基づいて重み係数を推定する方法を構築する。また、この質問を繰り返すことにより、その消費者が好むサービスの選定(サービスの最適化)を行いながら回答を集積し、重み係数を推定する方法も開発する。

(C) 個人差や時間変化への対応方法
個人差を把握するには複数人についてのデータが必要である。当初そのようなデータが入手可能であると想定していたが、データ取得者からデータ提供が受けられなくなったため、開発した方法を評価する際に統計的に個人差を発生させることにより、その影響を評価する。また、データ収集と行動モデルのパラメータ推定を常時行うことにより時間変化に対処できるシステムを考案する。

(2) 逆最適化を利用して消費者の行動を誘導する仕組みを設計する方法の開発

(D1) 事前情報を利用し逆最適化を用いて行動誘導法を設計する方法
逆最適化は、解が先に与えられていて、その解を与える目的関数を見出すものである。与えられた解において最大値(問題によっては最小値)をとる関数はすべて逆最適化の解であり、これは無数に存在する。デマンドレスポンスにおける消費行動誘導策はインセンティブであり、その金額も目的関数の一つである。これを逆最適化によって定めるために、まず、所望の節電

行動において、消費者の不満足度とインセンティブ受取り金額の合計が最大になるための条件を導く。上記(B1)で得られるモデルは比較的単純であるのでこの条件は解析的に得ることができる。次に、インセンティブを一意に定めるために、インセンティブ総支払額最小化や消費者からみた公平性を追加条件として考慮する。

(D2) 事前情報が少ない場合に逆強化学習を用いて行動誘導法を設計する方法

消費者の不満足度が(D1)で扱ったような単純な関数ではない場合であっても、行動誘導法を設計することができるように、逆最適化の一種である逆強化学習を消費行動データに適用した方法を開発する。消費者の行動が真に最適ではない可能性があることなどに応じて、逆最適化問題の解の条件を厳密に適用したり緩和して適用したりすることができる仕組みを導入する。

(E) 消費行動誘導の具体的実施方法

一般家庭に普及が進みつつある HEMS (Home Energy Management System)等のユーザーインターフェースを活用して、最適と判断した消費電力量に一致する家電製品の利用方法などを消費者に助言することを考案する。

4. 研究成果

(1) 消費者の意思決定・消費行動を表現するモデルの構築

(A1)(B1) 消費行動とその決定要因の間の関係を表すモデル形式、および消費行動データと事前情報を用いたモデルを推定する方法

インセンティブ型デマンドレスポンスに参加する消費者のモデルの表現形式をデマンドレスポンス実証試験データから得た知見に基づいて決定した(雑誌論文, 学会発表,)。電力消費量は気温等との関係を用いてモデル化されることが多いが、ここでは、実証試験データから、過去の節電量や節電継続時間に応じて節電意欲が変化することが見いだされたため、既存研究では考慮されていない消費行動の時間変化に着目し、これを表現できる動的なモデルとした。

この表現形式のモデルの関数形とパラメータ値とをデマンドレスポンス実証試験データから推定した(学会発表)。特に、過去の節電量が現在の節電行動に影響を与える程度を表す独自のパラメータの値を推定した。また、節電量とインセンティブ金額の関係から、両者の関係を表す式を推定した。このモデルは、本研究課題とは直接には関係しない内容ではあるがシドニー大学の研究者との共同研究にも活用している。

(A2)(B2) 消費者が持つ目的関数を用いて消費行動決定過程を表現するモデル形式、および消費行動データから逆最適化を用いてモデルを推定する方法

節電によって得られるインセンティブ金額と節電による不満を比較して意思決定する過程を表現するには、節電による不満足度を金額で表現することが望ましい。そこで、不満足度をこれを相殺できる受取り金額で表現することとした。また、過去の履歴への依存性を表現するために、不満足度を節電量と累積節電量の2変数の関数として表現する。さらに、関数形を限定せずに推定することができるように、Radial Basis Function 型の基底関数による展開表現を利用することとした(学会発表, ,)。

この表現形式のモデルを逆最適化を利用して推定する方法を構築した(学会発表, ,)。消費者の行動結果およびインセンティブ金額は外部から観測可能である。一方、節電によって感じる不満足度は観測できない。不満足度を負の報酬であるにとらえ、行動結果から報酬を推定する逆強化学習を活用して、不満足度を、観測可能なインセンティブ金額に換算して推定する方法を開発した。逆強化学習問題の解は無数に存在するため、これらの解を適切に絞り込むことができる問題設定と付加的情報利用の方法を考案した。特に、消費者の行動が真に最適ではない可能性があることなどに応じて、逆最適化問題の解の条件を厳密に適用したり緩和して適用したりすることができる仕組みを導入し、これによって十分な推定が可能であることを示した。

(A3)(B3) 複数の目的関数の間の優先度を用いて消費行動決定過程を表現するモデル形式、および消費者による選択肢の評価結果からモデルを推定する方法

デマンドレスポンスに限らず、一般には意思決定の際に使用される目的関数は複数存在し、その目的関数の値は外部から観測可能であるが、消費者がどの目的関数を重視するかは観測不能であることが多い。そこで、各目的関数に重み係数を乗じた和により単一の目的関数として表現し、重み係数を未知パラメータとして推定することとした(雑誌論文, 学会発表, ,)。

サービス等の費用や楽しさなどの属性も行動決定の目的関数である。どの目的関数を重視しているか、また複数の目的関数のどれを重視しているかを、消費者に提供する最適なサービス探索の過程で消費者が選択したサービスの結果のデータをもとに推定する方法を開発した。二つのサービスのどちらが良いかについて消費者が回答した場合、目的関数の値に関する一つの不等式が得られる。回答が増えると不等式が増え、これらが構成する連立不等式を解くことにより、目的関数の重み係数を得ることができる。特に、どのサービスがどの程度良いのかも尋ねることにより、正確かつ効率的に重み係数を得る方法を開発した(学会発表)。また、サービス最適化を進化計算で行うと、複数の消費者にとって良いサービスの候補を得ることができる。これらの候補が持つ属性の分布を知ることにより、どの属性が重要視されているか、さらに、属性間の相互関係を知ることができる。これを統計的な手法で実現する方法を提案した(雑

誌論文 , 学会発表 , ,)

(C) 個人差や時間変化への対応方法

消費者の個人差を把握して個人の消費者行動モデルを作成すること, および, 行動モデルの時間的な変化に対応することを目的として, スマートメーター, HEMS (Home Energy Management System)ないし同等機能を有する装置を利用してデータ収集を行い, それに基づいて行動モデルのパラメータ推定を行うシステムの構成と推定法を考案した(学会発表). また, シミュレーションによる評価の際に, 乱数を用いて個人差を設定し, 多数の人々に対する効果を評価した .

(2) 逆最適化を利用して消費者の行動を誘導する仕組みを設計する方法の開発

(D1) 事前情報を利用し逆最適化を用いて行動誘導法を設計する方法

逆最適化を用いてインセンティブ設計を行う方法を開発した . 望ましい節電行動を導くインセンティブが満たすべき条件を理論的に導出し, さらに, インセンティブ総支払金額が最小となる条件や, 消費者が公平で受け入れやすいと感じる条件を加えて, 複数の設計例を提示した . また, 必ずしも最適な行動をとるとは限らない消費者を, 強化学習に基づいて確率的に行動を決定する主体として模擬し, 設計したインセンティブが平均的には所望の効果をもたらすことを確認した(雑誌論文 , 学会発表 , . 学会発表 は優秀論文賞を受賞).

(D2) 事前情報が少ない場合に逆強化学習を用いて行動誘導法を設計する方法

不満足度を表す関数が推定できている場合に, 望ましい行動を導くインセンティブを強化学習における報酬であるにとらえ, 逆強化学習を活用してどのようにインセンティブを設定したらよいかを求める方法を開発した(学会発表). インセンティブが既知で不満足度が未知であった(B2)と異なり, ここでは不満足度が既知でインセンティブが未知である . この場合も, 逆強化学習問題の解は無数に存在するため, これらの解を適切に絞り込むことができる問題設定と付加的情報利用の方法を考案した . シミュレーションにより, 得られたインセンティブによって節電行動を適切に誘導できることを確認した .

(E) 消費行動誘導の具体的実施方法

上記(C)で考案したシステムのユーザーインターフェースを活用して, 最適と判断される消費電力量に一致する家電製品の利用方法などを消費者に助言する仕組みを考案した(学会発表).

5 . 主な発表論文等

[雑誌論文](計 2 件)

Masaru Murakami, Ryohei Funaki, Junichi Murata, “Design of Incentive-Based Demand Response Programs Using Inverse Optimization”, Proc. 2017 IEEE Int. Conf. on Systems, Man, and Cybernetics, 査読有 (2017)

Ryohei Funaki, Kentaro Sugimoto, Junichi Murata, “Estimation of Influence of Each Variable on User’s Evaluation in Interactive Evolutionary Computation”, Proc. The 9th IEEE Int. Conf. on Awareness Science and Technology, 査読有 (2018)

[学会発表](計 11 件)

Junichi Murata, Masaru Murakami, Ryohei Funaki, “Energy Management Systems and their Element Design Example: a General Overview and a Demand Response Program Design”, The 3rd Int. Conf. on Universal Village (2016)

村上 優, 船木亮平, 松村拓也, 村田純一, 「デマンドレスポンスにおける需要家の電力消費行動のモデル化とインセンティブ設計」, 計測自動制御学会システム・情報部門学術講演会 2016, (2016)

村上 優, 船木亮平, 村田純一, 「逆最適化を用いたインセンティブベースデマンドレスポンスプログラムの設計」, 電気学会システム/スマートファシリティ合同研究会 (2017)

村田純一, 村上 優, 船木亮平, 「逆最適化を用いた意思決定のモデリングと誘導」, 第 28 回インテリジェント・システム・シンポジウム (2018)

杉本頭武郎, 村田純一, 船木亮平, 「対話型進化計算における解評価への影響が強い変数の推定法」, 第 28 回インテリジェント・システム・シンポジウム (2018)

村田純一, 船木亮平, 「逆強化学習を用いた意思決定のモデリング」, 計測自動制御学会システム・情報部門学術講演会 2018 (2018)

柴田 亮, 船木亮平, 村田純一, 「多目的最適化問題における評価者の選好の対話型推定」, 計測自動制御学会システム・情報部門学術講演会 2018 (2018)

Junichi Murata, “Estimation of hidden objective functions of decision-makers using inverse reinforcement learning”, AI/IoT Workshop on Energy Data (2019)

Junichi Murata, “Modelling human decision making using inverse optimization”, International Workshop on Applied Math for Energy (2019)

相川定賢, 船木亮平, 村田純一, 「対話型進化計算におけるユーザの評価基準に関する決定変数間の依存関係の推定」, 第 15 回進化計算学会研究会 (2019)

杉本頭武郎, 船木亮平, 村田純一, 「対話型進化計算における決定変数の評価への影響度の推定」, 第 15 回進化計算学会研究会 (2019)

〔図書〕(計 0件)

〔産業財産権〕

出願状況(計 0件)

取得状況(計 0件)

〔その他〕

ホームページ等

<http://cig.ees.kyushu-u.ac.jp/~murata/ServiceDesign.html>

6 . 研究組織

(1)研究分担者

(2)研究協力者

研究協力者氏名：船木 亮平

ローマ字氏名：(FUNAKI, Ryohei)

研究協力者氏名：村上 優

ローマ字氏名：(MURAKAMI, Masaru)

科研費による研究は、研究者の自覚と責任において実施するものです。そのため、研究の実施や研究成果の公表等については、国の要請等に基づくものではなく、その研究成果に関する見解や責任は、研究者個人に帰属されます。