タブレット端末センサと行動入力 Web システムを用いた生活行動と消費電力の分析

潘新程[1]　峯崎智裕[1]　磯田達也[1]　田中翔太[1]　内野百里[1]　井上創造[1]

概要：本研究では，家庭の電力消費量を抑えるため，家庭内の行動と消費電力の相関の具体的な解析を述べる．近年，様々な消費電力に関する研究が行われている．我々の研究では家庭の消費電力削減の目的とし，システム開発，被験者による実験，生活パターンと消費電力の相関分析，電力削減への提案の研究を行う．現在，我々は住人の生活パターンと消費電力の相関分析に取り組んでいる．開発したシステムを用いて，1日に数分程度行動の入力を依頼した．約 4 ヶ月間分，35 軒の家庭から約 11745 件の行動入力と約 7.14GB のセンサデータと約 237280 時間分の消費電量データが得られた．収集したデータを用いて，推定された行動の時刻と持続時間を説明変数とし，一日の平均消費電力を目的変数とした重回帰分析を行った結果，一般的な家庭で「テレビを長く見る」，「テレビ時刻が早い」，「食事時刻が早 い」及び「睡眠時刻が早い」などの日は消費電力が大きいことが分かった．消費電力が一番高い家庭の「食事時間を長く食べる」，「睡眠時刻が遅い」及び「食事時刻が早い」などの日は消費電力が大きいことが分かった．このように，住人行動のラベルデータを使用することで，電力と行動の具体的な解析が可能になることを示す．

Analyzing Daily-life Activities and Power Consumptions Using Tablet Sensors and Activity Annotation Web System

XINCHENG PAN[1]　TOMOHIRO MINEZAKI[1]　TATSUYA ISODA[1]　SHOTA TANAKA[1]
YURI UCHINO[1]　SOZO INOUE[1]

1. はじめに

現在，電力消費量を抑えるため，様々な研究が行われている．我々は家庭の消費電力削減を目的に，生活パターンと消費電力の相関分析に取り組んでいる．その関係が分かれば，住人の行動に応じた節電アドバイスが可能となり，消費電力削減に繋げるといった，きめ細かなサービスの実現が期待できる．

本研究では，住人の行動データを収集するため，生活行動センシング・可視化システムを開発した．収集されたデータ行動データと消費電力を用いて，電力と行動の具体的な解析が可能になった．システム開発では，タブレット端末に搭載されている加速度センサ，角速度センサと照度センサーデータを収集するタプレット端末アプリと，電力データ，行動に関するセンサデータ，住人が入力した行動情報を遠隔地のサーバに保存し，Web ブラウザに可視化・編集できるシステムを開発した．我々はタブレット端末のアプリは以下の設計をした．

(1) ユーザの認証の手間を出来るだけ減らす
(2) 端末がどのような状態でもデータ収集を続ける
(3) ネットワーク状態がどのような状態でもデータを紛失しない

開発したシステムを用いて，被験者にタブレット端末を貸与し，家庭のよく使用する場所に置いてもらい，加速度センサ，角速度センサ，照度センサデータを継続的に収集した．1 日に数分程度行動の入力を依頼した．約 4 ヶ月間分，35 軒の家庭から約 11745 件の行動入力と約 7.14GB のセンサデータと約 237280 時間分の消費電量データが得られた．収集したデータを用いて，推定された行動の時刻と持続時間を説明変数とし，一日の平均消費電力を目的変数として，重回帰分析を行った結果，一般的な家庭で「テレビを長く見る」，「パソコンを長く使う」，「家事 を長くす

[1] 九州工業大学
〒 804-8580, 北九州市戸畑区仙水町 1-1

る」,「食事を長く食べる」,「勉強を長くする」,「テレビ時刻が早い」,「パソコン時刻が早い」,「食事時刻が早 い」及び「睡眠時刻が早い」の日は消費電力が大きいことが分かった．消費電力が一番高い家庭の「食事時間を長く食べる」,「テレビ時刻が遅い」,「家事時刻が遅い」,「睡眠時刻が遅い」及び「食事時刻が早い」の日は消費電力が大きいことが分かった．このように，住人の行動ラベルデータと一分ごとの消費電力データを分析することで，電力と行動の具体的な解析が可能になることを示した．

2. 背景

近年，加速度，ジャイロセンサ，地磁気センサ，GPS などといった計測機器の発展は目覚ましく小型化，高性能化，低価格化が進展している．多くの研究では，小規模なテストデータに対し，様々なアルゴリズムの開発がなされている．このように，人間の動きをセンサデータなどから解析し，認識を行う研究を一般的に行動認識と呼ぶ．人間行動認識を行うことで様々な分野への応用が期待できる．人間の動きを客観的に計測できれば，様々な応用ができるとして，盛んに研究されている．例えば，医療現場や作業現場などでの行動推定から，より効率の良い作業法の提案などができるようになると考えている．携帯電話，タブレット端末等の小型通信機器にも 3 次元加速度センサや照度センサ，湿度センサ等が搭載されるようになり，利用者のヘルスケアモニタリングの道具として活用されるようになっている．また得られた情報を無線または有線のネットワークを通じてストレージに保存し，長期間にわたる情報を自動的に蓄積できるシステムも盛んに開発され，加速度計の他にも体温計・パルスオキシメーター・脈拍・血圧計・体重計等さまざまな機器から身体情報を計測，記録保存し，そのデータを活用すること ができるシステムの開発が進められている．

一方，電力を抑えるため，様々な研究を行っている．東京大学は Green ICT プロジェクト [1] において，学校内の電力使用量を削減目標値と共にリアルタイムでホームページに表示し，エネルギーを記録する研究は行われている．近年，世界規模でのエネルギー消費量の急激な増加が大きな問題となっている．また，生活水準の向上によって，快適な生活が求められ，家庭電力をはじめとして生活における電気の役割は大きくなっている．エネルギー消費量が増加することにより，地球温暖化や大気汚染が進んでいる．このような問題に対し，主な原因であるエネルギー消費量を削減すべく，世界各国で企業，家庭などの個人レベルでの電力節約への取り組みが必要となっている．

センサデータを用いて人間行動推定を行うことで人間の動きを客観的に計測することがきるように様々な研究が盛んに行われているが，節電するために，電力と家庭の行動の相関を分析するのは我々の研究である．

3. 生活行動センシング・可視化システム

生活行動と消費電量の相関の検出を目標とし，実験のデータを取得するため，行動・電力センシングシステム EneAct を設計して，開発した．行動・電力センシングシステム EneAct では，加速度センサ，角速度センサと照度センサデータを継続的に収集するタブレット端末アプリおよび，そのデータから推測された行動情報を遠隔に置かれたサーバに保存し，利用者の Web ブラウザに可視化・編集できる Web システムから成り立っている．ここでは行動・電力センシングシステム EneAct を述べる．

3.1 システムの設計要件

家庭から電力データと行動データおよび行動に関するセンサデータを負担無く収集するためには，設置時および運用時のどちらにおいても利用者の負担を極力少なくすることを要件として求められる．このために，タブレット端末から照度センサデータを継続的に収集するタブレット端末アプリおよび，様々なデータから推測された行動情報を遠隔に置かれたサーバに保存し，利用者の Web ブラウザに可視化・編集できる Web システムを開発した．

3.2 Web システム

本節では，Web システム EneAct についてを説明する．まず，ユーザを EneAct サイトに初めて使う場合は，タブレット端末のホーム画面に配置された EneAct アイコンを押して，EneAct へのアクセスができる．または，毎日ユーザに届くメールの本文に記載してある URL を押して，EneAct のサイトにアクセスもできる．図 1 に EneAct へのアクセス方法を示す．ユーザの 1 日の生活行動が推測され，ユーザにメールが届く．EneAct サイトに表示されるユーザの生活行動のグラフを，可能な範囲で訂正・記録を行った．Web システムの機能は以下のような設計をした．

(1) EneAct へのログイン
実験参加登録時に作成したアカウントを入力して，ログインすることができる．

(2) 行動推定，可視化機能
過去の行動入力とセンサデータを学習データとし機械学習を一日に一度行い，1 日のユーザの行動が推測されて，図 2 の下部のようにうすい色で表示されている．ユーザは行動を選択して、確定または訂正することもできる．

(3) 行動を入力する機能
図 2 から行動追加ボタンを押すか，または推定された行動を選んで，正しい行動に入力することが出来る．この入力結果を以降の機械学習に用いることにより，行動推定の精度を徐々に向上することができる．

(4) メール配信機能

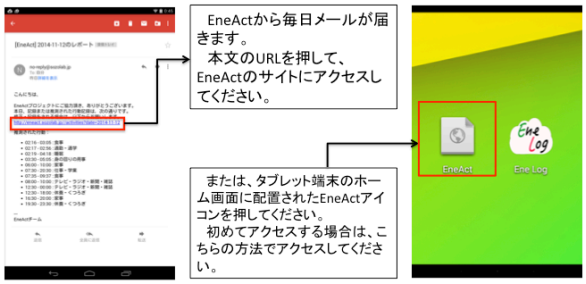

図 1　EneAct へのアクセス

一日に一度，その日の推定行動と次の日の天気予報をメールで送信し，ユーザに入力を促す．

(5) 質問機能

運用にあたって質問がある場合は，Web システム上の掲示板から実験実施者に質問などのやり取りをすることができる．実験実施者は一斉送信できるため，トラブル対応など細かいやり取りを行うことで双方がスムーズに実験を実施できるようにする．

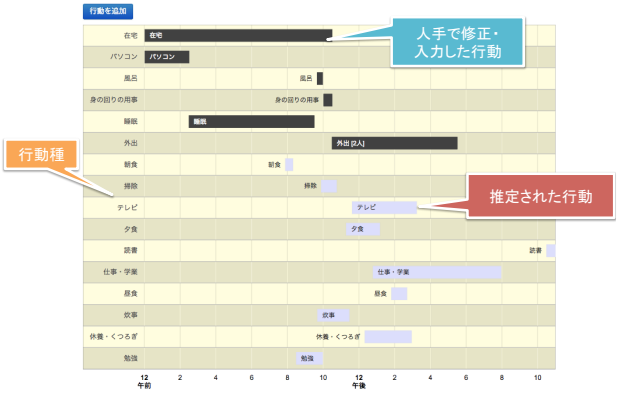

図 2　EneAct アクティビティ画面

3.3　タブレット端末アプリ

タブレット端末上のアプリにおいては，上記の要件を満たすために，次のような設計を行った．

(1) 認証をユーザの認証の手間を出来るだけ減らす

ユーザ認証は後述の Web システムに HTTPS プロトコルによって行い，一度ログインした後はアプリのクッキーおよびファイルにセッション情報を保存しておくことで，次回起動時にも自動的にログインできるようにする．

(2) 端末がどのような状態でもデータ収集を続ける

ユーザが別のアプリを使っていても，画面を消していても，データ収集を続けるため，センシング中はバックグラウンド実行状態に入り，動作を続けるようにする．また，不意にアプリが停止したり、端末を再起動しても，自動的にアプリが起動するよう，OS の提供する API を通じて設定した．

(3) ネットワーク状態がどのような状態でもデータを紛失しない

センサデータは毎分ごとに HTTP プロトコルでサーバにアップロードされるが，ネットワーク接続が中断してもアプリが不意に停止しても，データを紛失してはならない．また，データが何度も重複してアップロードされることも避けなければならない．このため，実行スレッドを，センシングするスレッドとサーバに送信するスレッドの 2 つに分け，前者は端末内のファイルにデータを追記し，後者はそのファイルから FIFO（First In First Out）方式で，既に，先に取得されたデータを先に処理してサーバに送信し，後から取得されたデータは先に取得されたデータより後に処理して送信する．データを読み出しサーバに接続し，データ送信に成功した時のみファイルの既読部分を削除する動作を，並行して実行させることにした．この動作を，図 3 に示した計測画面のように設計した．

図 3　タブレット端末アプリの計測画面

4.　実験

本節では，生活行動と電力の相関を述べる．我々は，生活行動と消費電力の関係を調べるために実際に 35 軒の家庭で，データの取得及び適用を行った．消費電力について日ごとの生活行動と消費電力の関係の結果を示す．また，消費電力が一番高い家庭において日ごとの生活行動と消費電力の関係の結果を取得した．

4.1 実験

開発した生活行動センシング・可視化システムを用いて，生活行動データと消費電力を収集する実験を行った．2014 年 12 月 5 日から約 4 ヶ月の期間，一般家庭から被験者を募って，被験者にはタブレット端末を貸与し，家庭のよく使用する場所に図 5 に示したように置いてもらい，1 日に数分程度行動の入力をするよう依頼して、ラベルデータとしてサーバに保存した．なお，電力データの収集については，ユビキタス社の NaviEne Master を用いた．図 4 に装置を示す．

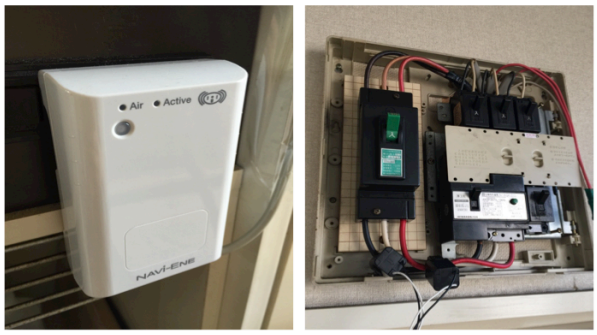

図 4　ユビキタス社の NaviEne Master の装置図

図 5　タブレット端末の置き方

4.2 結果

2015 年 3 月 26 日の時点で 約 4 ヶ月間分，35 軒の家庭から約 11745 件の行動入力と約 7.14GB のセンサデータと約 237280 時間分の消費電量データを得ることができた． 本論文では，2015 年 3 月 26 日の時点で 約 4 ヶ月間分，23 軒の家庭から約 10250 件の行動入力と約 39480 時間分の消費電量データを用いて，実験分析を行った．

各種行動種のラベルデータの行動数を表 1 に示す．

表 1　各種行動のラベルデータの行動数

行動種	行動数
1 睡眠	918
2 テレビ・ラジオ・新聞・雑誌	657
3 夕食	537
4 朝食	525
5 仕事・学業	486
6 風呂	481
7 在宅	424
8 通勤・通学	349
9 休養・くつろぎ	322
10 昼食	280
11 家事	253
12 外出	223
13 パソコン	211
14 身の回りの用事	205
15 炊事	135
16 テレビ	97
17 洗濯	93
18 掃除	58
19 勉強	51
20 食事	51

4.3 分析

一般的な家庭の一日生活行動と消費電力の相関を見つけるため，各種行動の開始時刻と持続時間の係数を取得する．個別家庭の一日の生活行動と消費電力の相関を見つけるため，消費電量が一番高い家庭の各行動の開始時刻と持続時間の係数を取得する．開始時刻と持続時間の係数×各行動開始時刻と持続時間のデータの和を求めると，一日の平均消費電力が取得する．各行動の開始時間と持続時間 x_i のデータを使い一日の平均消費電力 y の値を求めるために，a は定数項，b は各行動があった係数をとして，以下の式が用いる．

$$y = a + b_1x_1 + b_2x_2 + b_3x_3 + b_4x_4 + b_5x_5...$$

このように，一日の平均消費電力に影響を与える各行動の開始時刻と持続時間の係数を取得して，一日の平均消費電力に影響を与える生活行動を検出できる．

被験者から入力した毎日の行動と対応する消費電力データを結合した．各行動の開始時刻と持続時間を説明変数とし，一日の平均消費電力を目的変数として，ポアソン重回帰分析において，有意水準 5%であった各行動の開始時刻と持続時間の係数を取得した．

また，すべての家庭の毎日の消費電力の平均値を比較して，各家庭の消費電力が分かった．消費電量が一番高い家庭の行動データと消費電力を結合して，上と同じようにポ

アソン重回帰分析において，消費電量が一番高い家庭の各行動の開始時刻と持続時間の係数を取得した．

取得した各行動の開始時刻と持続時間の係数をプロットしたものを図 6 と図 7 に表示する．

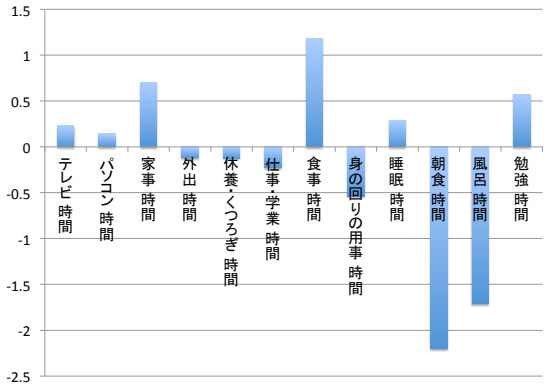

図 6　一日の消費電力を説明できる各行動持続時間の係数 (ポアソン重回帰・有意水準 5%)

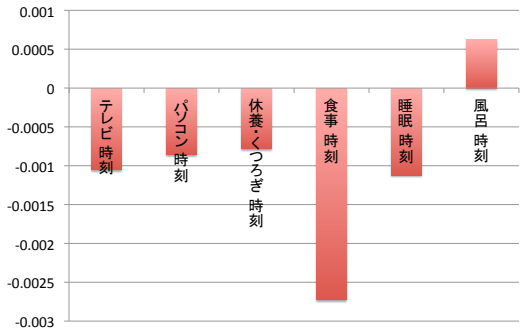

図 7　一日の消費電力を説明できる各行動開始時刻の係数 (ポアソン重回帰・有意水準 5%)

消費電量が一番高い家庭において，取得した各行動の持続時間の係数をプロットした結果を図 8 と図 9 に表示する．

図 6–図 9 の参照して，図 6 と図 8 の棒が上に大きいと，その行動の持続時間が長いほどその日の消費電力が大きく，図 7 と図 9 の棒が上に大きいと、その行動の時刻が遅いほど消費電力が大きいことを示した．図 6 と図 7 から見ると，一般的な家庭で「テレビを長く見る」，「パソコンを長く使う」，「家事を長くする」「食事を長く食べる」，「勉強を長くする」，「テレビ時刻が早い」，「パソコン時刻が早い」，「食事時刻が早い」及び「睡眠時刻が早い」の日は消

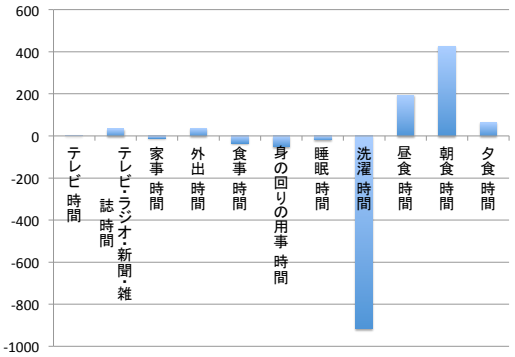

図 8　消費電力が一番高い家庭の一日の消費電力を説明できる各行動持続時間の係数 (ポアソン重回帰・有意水準 5%)

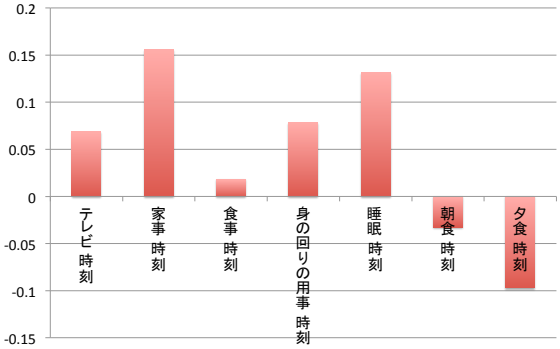

図 9　消費電力が一番高い家庭の一日の消費電力を説明できる各行動開始時刻の係数 (ポアソン重回帰・有意水準 5%)

費電力が大きいことが分かった．このように，一日の平均消費電力に影響を与える生活行動を検出できる．

図 8 と図 9 から見ると，消費電力が一番高い家庭の「食事時間を長く食べる」，「テレビ時刻が遅い」，「家事時刻が遅い」，「睡眠時刻が遅い」及び「食事時刻が早い」の日は消費電力が大きいことが分かったが，図 6 と図 7 と比較して，有意水準 5%で取得した行動の開始時刻と持続時間の係数の行動種類が違う．また，消費電力が一番高い家庭は「朝食時間が長い」，「テレビ時刻が遅い」と「睡眠の時刻が遅い」の日は消費電力が高いが，一般的な家庭は「朝食時間が長い」，「テレビ時刻が遅い」と「睡眠の時刻が遅い」の日は消費電力が低い．

4.4　考察

本研究では，一日の平均消費電力に影響を与える各行動の開始時刻と持続時間の係数を取得して，一般的な家庭で「テレビを短く見る」，「パソコンを短く使う」，「家事を短く

する」「食事を短く食べる」,「勉強を短くする」,「テレビ時刻が遅い」,「パソコン時刻が遅い」,「食事時刻が遅い」及び「睡眠時刻が遅い」のようなアドバイスを被験者にメール送ると，節電が可能になるはずである．また，消費電力が一番高い家庭で「朝食時間が短い」,「テレビ時刻が早い」と「睡眠の時刻が早い」のようなアドバイスが被験者にメールで送ったら，個別による節電も可能になると考えた．

今回，被験者から入力した行動データを用いて，各行動の開始時刻と持続時間の係数を取得したが，データサンプルが少ないので．本研究の結果と同じような生活行動と消費電力の相関があるかどうかを説明できないと思った．被験者はタブレット端末を用いて，収集したセンシングデータと被験者から入力した行動データを用いて，各行動が分布予測されて，開始時刻と持続時間の係数に関する各行動の種類が多くなて，様々な生活行動と消費電力の相関があることが見つけると考えた．今後，各行動の分布予測して，様々な生活行動と消費電力の相関の検証を行う．

5. 関連研究

生活行動と消費電力の分析のためのいくつかの手法（モデル）は，過去に考案されている．

[2] では，複数の人からなる単世帯の電力需要をシミュレートするためのモデルを提示している．総消費は，4 つの主要なカテゴリー（冷却・加熱機器，換気・空気調節，照明，および家庭のメンバーの活動によって消費されたエネルギー）に分けられる．最初の 3 つの構成要素は，工学物理的なベースモデルを使って作成される一方，個人の活動パターンは，異種のマルコフ連鎖を使って作成される．米国労働統計局が収集したデータを使用して，平均的なアメリカ人の世帯のための事例研究を展開した．データはモデル化された活動のサンプルの検証を行うのに用いられる．そして，メーターで測られたデータに対する予測された電力需要の厳しい統計検証が提供される．結果は，世帯構成，位置とサイズの間で年間および毎日の変化，負荷変動と多様性を捕える非常に現実的なパターンを示す．

電力消費データプロファイルは，ボトムアップの負荷モデルを生成でき，これらのモデルでは，負荷は，家庭，あるいは個々の機器とすることができる基本負荷成分から構成されている．[3] の研究では単純化されたボトムアップモデルが提示されている．このモデルは，世帯数千までの数の時間ごとに現実的な国内の電力消費データを生成するために使用することができる．このモデルでは，公的なレポートと統計で利用できる入力データを使う．研究の分析は，生成された負荷プロファイルは，実際のデータとよく相関することを示している．また，生成された負荷データとの 3 ケーススタディは，アプライアンスレベルの Demand Side Management（DSM）のためのいくつかの機会を示している．コールドロードを用いた穏やかな DSM 方式で，毎日の最大負荷走査は，平均で 7.2 %削減することができる．より重度な DSM 方式で毎年ピーク日の最大負荷が完全に 42 %のピーク低減に平準化することができ，負荷の突然の 3 時間の損失が 61 %の平均負荷の縮小により補償することができる．

[4] で，著者らは Support Vector Machines(SVM) を用いた新しいクラスター形成ベースの Short Term Load Forecasting(STLF) について示していた．すべての学習パターンとテストパターンに対する毎日の日常の平均負荷を算出し，パターンは，テストパターンの毎日の平均負荷およびトレーニングパターンの毎日の平均負荷との間の閾値を使用してクラスタ化される．入力パターンをクラスタからクラスタリングすることなく得られた結果を提示され，その結果がクラスタリングに基づくアプローチは，より正確であることを示している．

このように，節電に関する研究は，大学や自治体，国の機関などで様々な取り組みが行われているが，住人の行動に着目した研究はあまり行われていない，そこで我々は，住人の行動と消費電力を分析することによる，電力削減を最終目標としている．

6. まとめ

本論文では，タブレット端末を用いて家庭内の生活行動センシング・可視化システムを開発した．実際に，2015 年 3 月 26 日の時点で 約 4 ヶ月間分, 35 軒の家庭から約 11745 件の行動入力と約 7.14GB のセンサデータと約 237280 時間分の消費電量データを得ることができた．一般的な家庭で「テレビを長く見る」,「パソコンを長く使う」,「家事 を長くする」,「食事を長く食べる」,「勉強を長くする」,「テレビ時刻が早い」,「パソコン時刻が早い」,「食事時刻が早い」及び「睡眠時刻が早い」の日は消費電力が大きいことが分かった．消費電力が一番高い家庭の「食事時間を長く食べる」,「テレビ時刻が遅い」,「家事時刻が遅い」,「睡眠時刻が遅い」及び「食事時刻が早い」の日は消費電力が大きいことが分かった．このことから，家庭内の生活行動と，電力消費との関連を見ることができた．行動と電力消費を結合した，実データセットを蓄積した．この結果はユーザへの推薦などにも応用できる．今後は，行動推定の精度も既存手法より向上して，1 日単位の多くの取得された各種センサデータを用いて行動を推定することで，様々な生活行動と消費電力の相関の検証を行う．

謝辞

本研究の一部は，CREST 分散協調型エネルギー管理システム構築のための理論及び基盤技術の創出と融合展開「需要家の行動変容に影響を与える要因に関する基礎的研究（研究代表者:日高一義）」および基盤研究 (B)「物理層と意味層の２階層からなるセンサコンテキスト推定技術（研

究代表者：井上創造)」による.

参考文献

[1] 東京大学,”GreenICT プロジェクト”, http://www.gutp.jp/

[2] Matteo Muratori, Matthew C. Roberts, Ramteen Sioshansi, Vincenzo Marano, Giorgio Rizzoni, “A highly resolved modeling technique to simulate residential power demand”, Applied Energy, pp.465473, July 2013.

[3] Jukka V. Paatero, Peter D. Lund, “A model for generating household electricity load profiles”, INTERNATIONAL JOURNAL OF ENERGY RESEARCH, pp.273290, July 18 2005, Wiley InterScience.

[4] Amit Jain, Member, IEEE, B. Satish, “Clustering based Short Term Load Forecasting using Support Vector Machines”, PowerTech, 2009 IEEE Bucharest, pp.1-8, June 28 2009-July 2 2009, Bucharest.