

ライフパターンセンサ開発のための長期フィールドデータ収集システム A Long-term Data Collection System for Designing a Life Pattern Sensor

久代 紀之[†] 井手 太一[†] 勝倉 真[‡] 樋熊 利康[‡]

Noriyuki Kushiro[†], Taichi Ide[†], Makoto Katsukura[‡], Toshiyasu Higuma[‡]

1. はじめに

天候等の外部条件により、大きく変動する再生エネルギーの大量導入には、一般住戸を含む電力供給システム全体の需給制御能力の確保が重要な課題である。住戸におけるエネルギー需給は、天候や居住者の生活パターンにより大きく変動することが知られており[1]、需給調整実現のためには、居住者の生活パターンの把握は不可欠の要素である。

筆者らは、住戸の分電盤に設置することで、住戸全体の使用電力を測定するとともに、機器固有の消費電流波形を特徴量として当該機器の動作状態を推定し、家電機器の動作履歴から生活パターンを同定するインテリジェントなセンサ(ライフパターンセンサ)の開発を目指している。

本研究に先立ち、ライフパターンセンサの原理試作を行い、これをフィールドで評価した。この結果、機器固有の消費電流波形から、機器動作状態の推定が可能であることを確認した。一方で、実用化に向けて、下記課題に関して答える必要があるとの知見を得た。

1. 機器動作検出の特徴量として用いる機器消費電流波形は、実フィールドで安定しているのか?
2. 実際の生活の中で、家電機器動作の履歴が、特定の生活上のイベントに結びつくのか?
3. 生活パターンを知ることによって、居住者は、電力需給制御を実施することができるのか?

これら課題の検討には、最低でも季節を一巡する1年間のフィールドデータが必須である。左記長期フィールドデータを収集するための収集システムを開発した。本論文では、左記システムの概要および収集したフィールドデータに基づく上記課題への現状までの検討結果に関し報告する。

2. ライフパターンセンサ

2.1 ライフパターンセンサの概要

近年、生活パターンを同定するためのセンサ(ライフパターンセンサ)に関し、種々の研究がなされている。これらは、住戸内の空間に取付けられたカメラや人体検知センサで居住者の活動履歴を直接的に検出するもの[2][3]、家庭内に設置された各種機器の利用履歴から居住者の活動履歴を間接的に検出するもの[4]に大別される。前者は、居住者の活動を直接的に検出することができるため、多様な活動履歴を収集することが可能である。一方で、設置コストが高く、居住者のプライバシーを侵害するリスクが高い。後者は、取得できる活動履歴は限定されるが、設置コストとプライバシーを侵すリスクが低いことが特徴である。

設置コストの低減は HEMS 普及において、喫緊かつ最大の課題であり、住戸にある既存インフラ(電気[5]、水道[6]、ガス[7])に接続された機器の使用履歴から居住者の活動を検出するセンサへの注目が高まっている。

[†]九州工業大学 Kyushu Institute of Technology

[‡]三菱電機株式会社 Mitsubishi Electric Corporation

本研究で実現を目指すライフパターンセンサは、家電機器動作時の固有の消費電流波形(高調波を含む)を特徴量とし、当該機器の動作を推定し、その動作履歴から生活パターンを同定しようとするものである(図.1)。機器動作時の固有ノイズで、住戸内機器の動作を識別するものとしては、筆者らが提案する方式を含め、Patel[5]らによるもの等種々の研究がなされている。筆者らの提案方式は、実用化時の組込みソフトウェア(スマートメータへの搭載も想定)としての制約(メモリ制約、CPU性能)を考慮した方式であることを特徴とする。

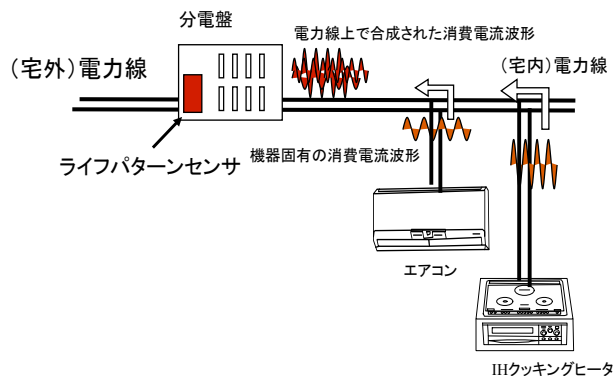


図.1 ライフパターンセンサの概要

本研究に先立ちライフパターンセンサの原理試作を行い、これを実フィールド5軒で評価した[8][9]。機器種別毎に異なる消費電流波形に含まれる棘状の連続ノイズの周波数(0.5KHz~10KHz)とその発生位相から機器動作を推定する方式を開発した[8][9]。

家電機器の機器消費電流に含まれる棘状のノイズは、電力線上で合成されても発生する位相が異なれば分離可能であることから、家庭内の複数機器の動作が検出可能であり、また棘状ノイズに着目することで、分析対象とする周波数を限定し、組込ソフトウェアとしての制約を満足することを目指した。

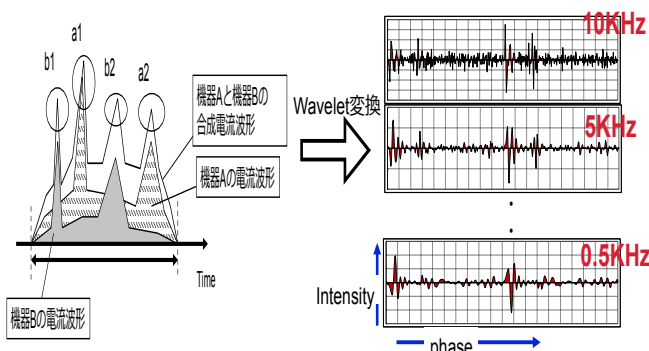


図.2 ライフパターンセンサの動作原理

前述のフィールド評価の結果から、家電機器消費電流波形(高調波を含む)を用いて、家電機器動作(エアコン、

電子レンジ、掃除機、IH クッキングヒータの4種)が、95%以上の精度で推定可能であること、家電機器操作履歴から、いくつかの生活パターンの推定が可能であることを確認した[8][9]。

2.2 実用化上の課題

上記原理試作およびフィールド試験の結果、ライフパターンセンサの実用化には、下記課題に関して答える必要があるとの知見を得た。

1. 機器動作検出の特微量として用いる機器消費電流波形は、実フィールドで安定しているのか？
 - 機器消費電流波形の再現性：機器の運転モード（エアコンの暖房・冷房運転等）、機器の負荷状況（掃除機の強中弱運転等）による機器消費電流波形の変動（ライフパターンセンサが学習すべき消費電流波形の特微量への影響）
 - 機器消費電流波形が電力線を伝搬する際の安定性：機器、ライフパターンセンサ間の電力線インピーダンスによる消費電流波形への影響（電力線搬送通信と同様の電力線の伝送線路としての安定性の課題）
2. 家電機器動作の履歴が、特定の生活上のイベント（ライフイベント）に結びつくのか？
 - 実生活における生活パターンと機器使用履歴の関係（どうい生活パターン時に、どうい機器を使用するのか？）
3. 生活パターンを知ることで、居住者は、電力需給制御を実施することができるのか？
 - 生活パターンと電力使用量の関係の同定
 - 生活パターンを知ることによる電力負荷カーブの制御の可能性の検討

3. データ収集システム

上記課題に答えるため、季節を一巡する年間を通じ、フィールドデータを収集システムすることが可能なシステムを開発した。長期に渡り一般住戸でのフィールドデータを収集するために、下記を考慮し、設計した。

- (1) 被験者の負担を最小化する：システムが（物理的に）邪魔にならない。インタビュー等の調査のための介入を最小化すること
- (2) 収集フィールドデータは、将来的にビッグデータとなるため、ネットワークを介した自動収集が可能となること

3.1 データ収集システムの概要

実フィールドにおける機器消費電流波形の安定性、ライフイベントの収集、機器の運転履歴の収集を行うために、3つのサブシステムからなるデータ収集システムを開発した。その論理構成を図.3に、物理構成を図.4に示す。

1. 機器消費電流波形蓄積サブシステム：10秒間隔で、住戸全体の瞬時電力、電圧、電流、力率を測定するとともに、50W以上の電力変化をトリガとして、電力変化時の高調波を含む電流波形（サンプリングレート：20kHzにて計測）を取得、蓄積する機能を有する。
2. 機器運転履歴収集サブシステム：監視対象機器毎に設置した家電機器アダプタで取得した電力値を、10秒

毎に無線LAN経由で家電機器動作履歴収集サーバに収集・蓄積する機能を有する。

3. 生活パターン収集サブシステム：居住者が、携帯電話からTwitter上につぶやいたライフイベントを、タイムスタンプ付きで収集・蓄積するとともに、パソコンに接続されたタクトスイッチ操作により、在宅・外出状態の履歴の蓄積を行う機能を有する。

図.3 データ収集システムの構成（論理構成）

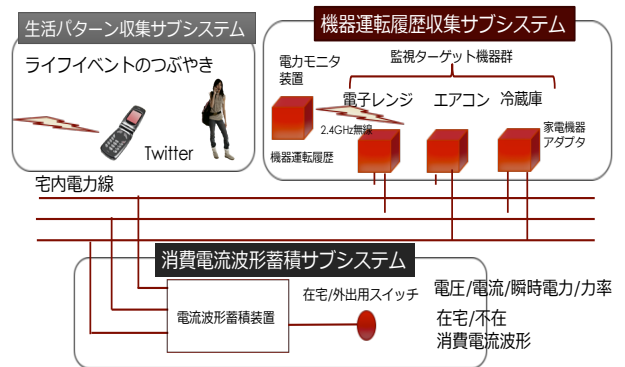
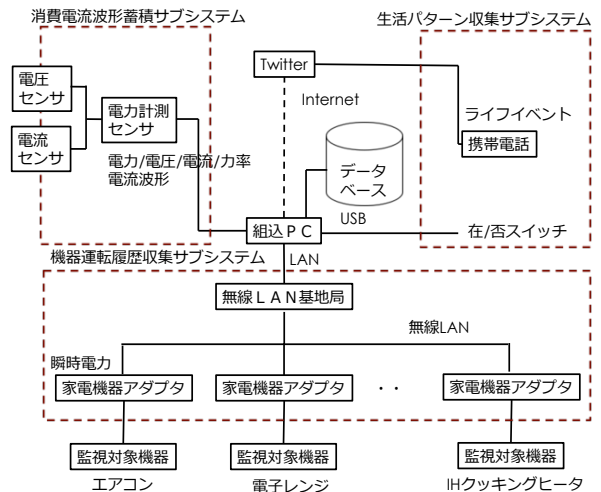


図.4 データ収集システムの構成（物理構成）



構築したデータ収集システムを

- (1) 学生宅：オール電化1DK集合住宅
- (2) 教員宅：3LDKのガス併用型集合住宅

の2軒に設置し、2012年10月中旬より、フィールドデータ収集を開始した。データ収集システムの設置状況（学生宅）を図.5、図.6に示す。



図.5 機器消費電流波形蓄積サブシステム設置状況

(左：電流波形蓄積装置、右：電流センサが設置された分電盤)



図.6 機器運転履歴収集サブシステムの設置状況

(左・中央:家電機器アダプタ、右:電力モニタ装置)

本論文では、主に学生宅におけるフィールドデータを対象に、分析を行う。学生宅の主要な家電機器と動作履歴収集システムの対象に設定した機器一覧を表.1に示す。機器運転履歴収集サブシステムの対象には、実際の生活上で使用頻度が高いものを中心に選定した。

表.1 主要家電機器と動作履歴監視対象機器

分類	機器名	監視対象
調理	炊飯器	
	電子レンジ	○
	炊飯器	
	冷蔵庫	
	IHクッキングヒータ	○
洗濯	洗濯機	○
掃除	掃除機	○
空調	エアコン	○
	こたつ	○
その他	ドライヤー	○
	ゲーム機	
	テレビ	
	パソコン	
	照明	
	換気扇(常時動作)	
	バス乾燥機	

3.2 データ解析ツール

図.3、図.4に示したデータ収集システムにより、収集されるフィールドデータの構造を図.7に示す。10秒毎の[時刻、電力線のチャンネル番号(単相3線の第1相と第2相)、積算電力、瞬時電力、電圧、電流、力率、Twitter上でつぶやかれたライフイベントのテキストデータ、家電機器動作状況(監視対象機器)、消費電流波形データ(wave形式)、在宅/外出状態]で構成されている。

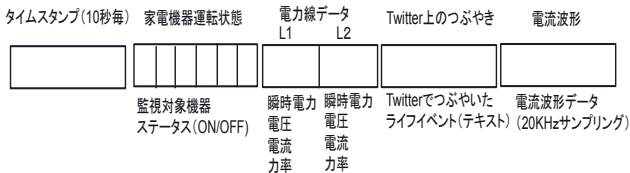


図.7 フィールドデータの構造

図.7の家電機器運転状態フィールドは、動作履歴監視対象機器の運転状態(ON/OFF)が格納される。上記フィールドの定義を表.2に示す。

表.2 家電機器運転状態フィールドの定義

機器7	機器6	機器5	機器4	機器3	機器2	機器1
エアコン	掃除機	洗濯機	IH調理器	電子レンジ	ドライヤー	こたつ

フィールドデータ全体を概観するため、データ解析ツールを開発した(図.8)。

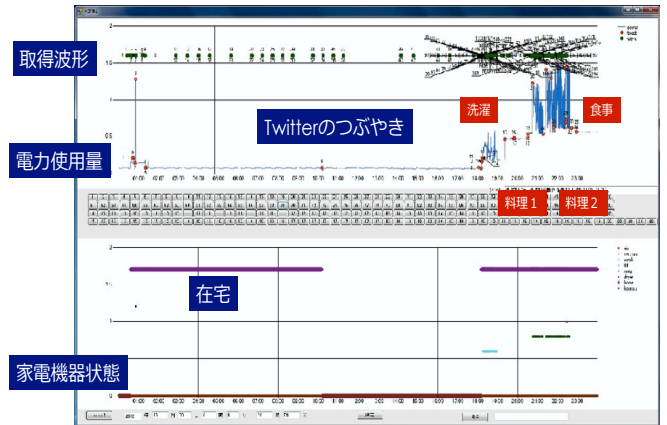


図.8 データ解析ツール

図.8の上部は、住戸全体の1日の電力使用量変動を示す。最上部にある点は、50W以上の電力変化をトリガとして自動取得した機器消費電流波形の取得時刻を示す。取得波形を観察する場合は、波形番号を画面から選択することにより表示を可能とする。同様に、中央の電力使用量上の点は、Twitterによるライフイベントのつぶやきがあった時刻を示す。番号を選択することで、つぶやいた内容が、画面上に表示される。図.8の下部は、監視対象となる家電機器の運転状態(ON/OFF)と在宅/外出の状態を示す。

4. データの収集と解析

2012年10月21日からフィールドデータ収集を開始した。現在収集継続中であり、本論文では、途中経過ではあるが、2013年1月31日までのデータを用い、目標に設定した課題に回答できるかどうかに関し、予備的な解析を実施した。

4.1 機器消費電流波形の安定性

家電機器の消費電流波形は、運転状態(運転モード、運転負荷等)により変動することが予想される。また、図.1に示したように、各家電機器とライフパターンセンサ間の電力線を介した消費電流波形の伝達は、一種の電力線搬送通信と見なすことができる。従って、電力線搬送通信の電力供給網変動、電力線伝送特性の変動等の課題[10]が、ライフパターンセンサ実用化でも考慮すべき課題となる。これら課題は、電力線搬送通信の実用性を阻害する大きな要因となっており、ライフパターンセンサの実用化においても同様に大きな課題になることが懸念される。

4.1.1 電力供給網の変動に関する分析

データ収集システムでは、10秒毎に電力、電圧、電流、力率を測定・蓄積しているため、このデータベースを用いて電力供給網の変動を解析することができる。

(1) 電圧変動

期間内の電圧分布を図.9(左)に示す。平均103V、最大値107V、最小値90Vの範囲であり、突発的に大きな電圧降下が散見されるが、電力会社の供給規定範囲にある。平均値を中心とした正規分布にあると見なすことができる。

(2) 力率変動

期間内の力率分布を図.9 (右) に示す。力率の変動の範囲は、平均 0.91、最大 1.0、最小 0.49 である。分布としては、3 つのピークが観察され、利用する機器により、力率が決定されることが示唆される。

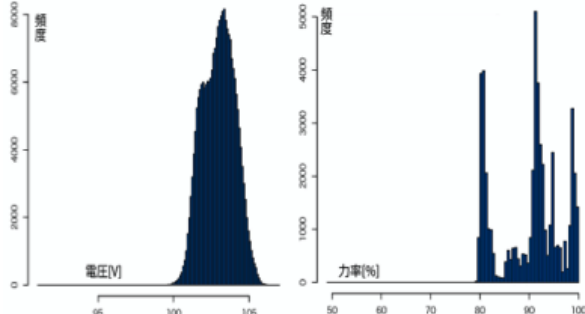


図.9 電圧・力率の変動の分布

(左：期間内の電圧変動、右：期間内の力率変動)

(3) 電力・電圧・力率間の相関関係

電力・電圧・力率の相関を図.10 に示す。図.10 の上部グラフより、電力と電圧の変動には相関がない。これより、図.9 で観察される電圧変動は、電力供給網の影響により、発生したものと特定される。同様に、電圧と力率間にも相関は見られない。

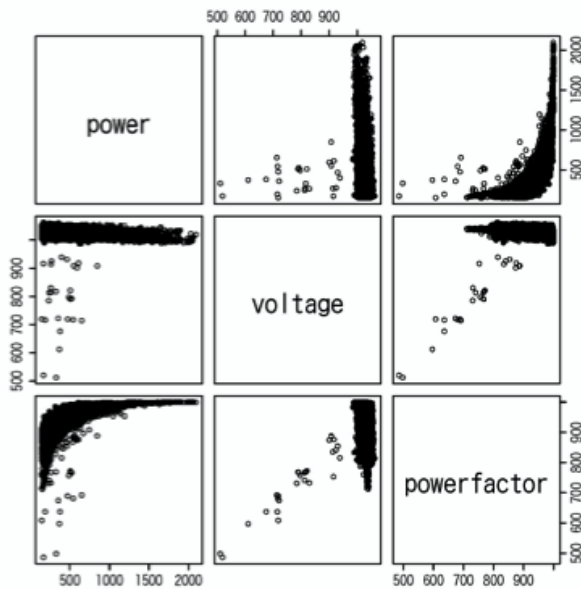


図.10 電力・電圧・力率間の相関

一方で、力率と電力には相関が観察され、電力が大きい場合は、力率が 1 に近くなる。家電機器は、一般的に、常時 ON 状態のもの（冷蔵庫、暖房便座など）、比較的長時間 ON 状態が継続するもの（テレビ、照明など）、アドホックに利用されるもの（電子レンジ、掃除機、ドライヤーなど）の 3 種に分類できる。生活パターンの特定制という用途には、特定の生活イベントと密接に結びついているアドホックに利用される機器の識別が重要である。アドホックに利用される機器の多くが大電力機器であることから、ライフパターンセンサが検出対象とする機器が動作した場合の力率は、

1 (抵抗負荷) となることが期待できる。電力線インピーダンスの変動が消費電流波形へ及ぼす影響は小さいものと想定できる。

4.1.2 機器の動作モード、負荷状況による消費電流波形の変動に関する分析

データベース (図.7) の家電機器運転状態フィールドの情報を用い、実フィールドにおける家電機器単体/組合せ時の消費電流波形変動の層別評価が可能である。

本データ収集期間内では、22329 の家電機器消費電流波形サンプルを取得している。一例として、電子レンジ単体動作時の消費電流波形 (期間内に収集した 111 サンプルを重ねたもの) を図.11 に示す。

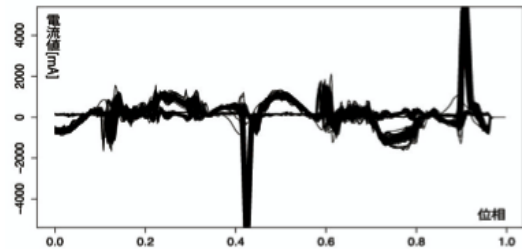


図.11 電子レンジ単体動作時の消費電流波形

図.11 には、複数波形が混在しているように見える。111 サンプルに対し、Wavelet 変換 (Wavelet 母関数: ガウシアン関数、MODWT: Maximal Overlap Discrete Wavelet Transform) を用い、その特徴量を観察した (図.12)。図.12 において、上部は、消費電流波形の生データ、中央部は、0 kHz~20kHz の周波数毎の信号強度、下部は、1kHz~20kHz (5kHz 刻み) の Wavelet 変換後の信号波形を示す。結果、電子レンジの波形は、大きく 2 つのクラスタ (クラスタ 1、クラスタ 2) に分離されることが判明した。クラスタ 1 には、72/111 のサンプルが、クラスタ 2 には、39/111 のサンプルが分類された。クラスタ内の消費電流波形相互の類似性は高く、電子レンジは、動作状態により、2 つの消費電流波形を発生することが分かる。

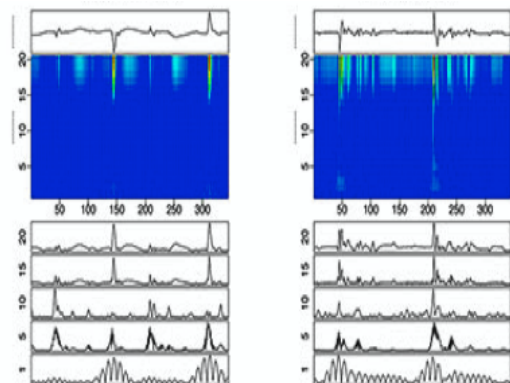


図.12 電子レンジの消費電流波形特徴 (Wavelet 変換)

(右: クラスタ 1、左: クラスタ 2)

以上、電子レンジの例で示したように、1 つの機器に対し、その運転モードや負荷状態に対応して複数の消費電流波形を学習・蓄積が必要となる場合がある。

消費電流波形の蓄積・学習は、ライフパターンセンサ実装時の学習メモリの容量や設置時の学習時間に、影響を及ぼすため、ライフパターンセンサの設計時に十分な配慮とブレイクスルーが必要となる。

4.2 家電機器とライフパターンの関係

4.2.1 ライフイベントの抽出とライフイベントと家電機器操作の関係の分析

Twitter に入力されたつぶやき (実例を図.13 に示す) から、ライフイベントに関するキーワードを抽出し、図.14 のように分類した。

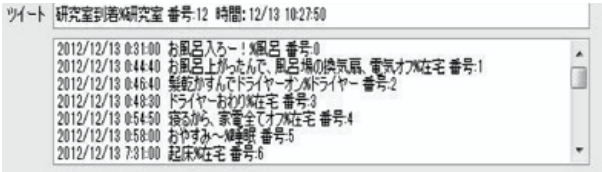


図.13 Twitter でつぶやかれたライフイベントの例

フィールドデータ収集の初期段階では、図.14 上部に記載した 16 種類のライフイベントが抽出され、解析ツールを用い自身のライフイベントを観察する過程で、さらに、睡眠、掃除、料理、風呂のイベントが細分化され、21 のライフイベントが抽出された。居住者が、自身のライフイベントを客観的に眺めることにより、発見的にこれらを認知し、詳細化されていく様子が観察できる。図.14 に示したライフイベントは、被験者として設置した学生のライフイベントである。抽出されるライフイベントは、居住者個々により大きく変動することが予想される。実用化時においても、居住者のライフイベントを抽出する方法の検討は重要である。一般的には、利用者自身の申請・選択や自動学習を行う方法が考えられるが、上述のようにライフイベントの多くは、日常的になっているが故に居住者が明示的に気づいていないものも多い。つぶやきからのライフパターンの抽出は、これら日常に潜むエネルギー消費の無駄に気がつかせる効果も期待できる。ライフイベント抽出手段として、日常生活の種々のつぶやきを自動抽出するなどの積極的な活用を検討していく必要がある。

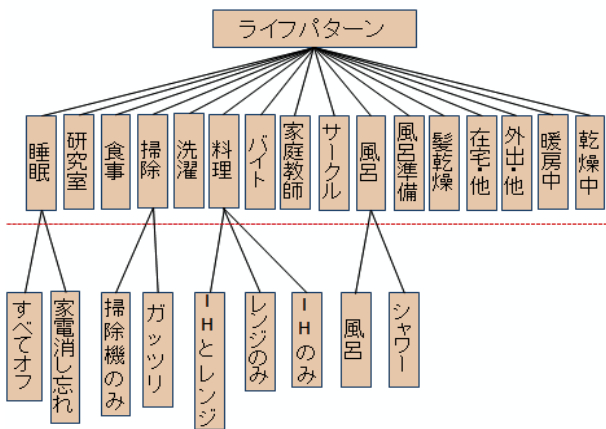


図.14 Twitter のつぶやきから抽出されたライフイベント

図.8 のデータ解析ツールを用い、各ライフイベントと機器を対応づけた (図.15)。図.15 に示す睡眠、研究室、バイト、外出などのライフイベントについては、これらイベ

ントに紐づけられる家電機器がない。ライフパターンセンサは、ライフイベント検出原理として、「p : 特定家電機器の操作 ⇒ q : 特定のライフイベントが発生」というロジックの成立を前提とする。睡眠、在否 (研究室、バイト、外出) などのライフイベントを識別する必要がある場合には、ライフパターンセンサで取得可能な家電機器動作履歴以外のなんらかの情報が必要とされる。上述の Twitter のつぶやきの活用もそのひとつの手段として考えられる。

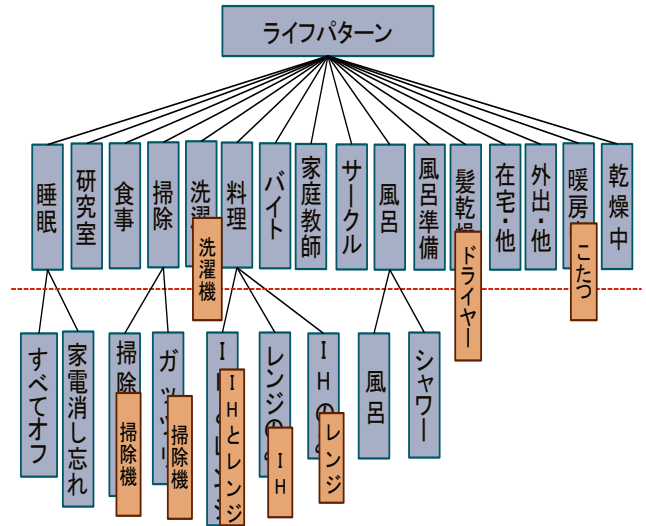


図.15 ライフイベントと家電機器の関係

4.2.2 ライフパターンの抽出

図.14 に定義したライフイベントを時系列に並べることで、居住者のライフパターンとして可視化する (図.16)。

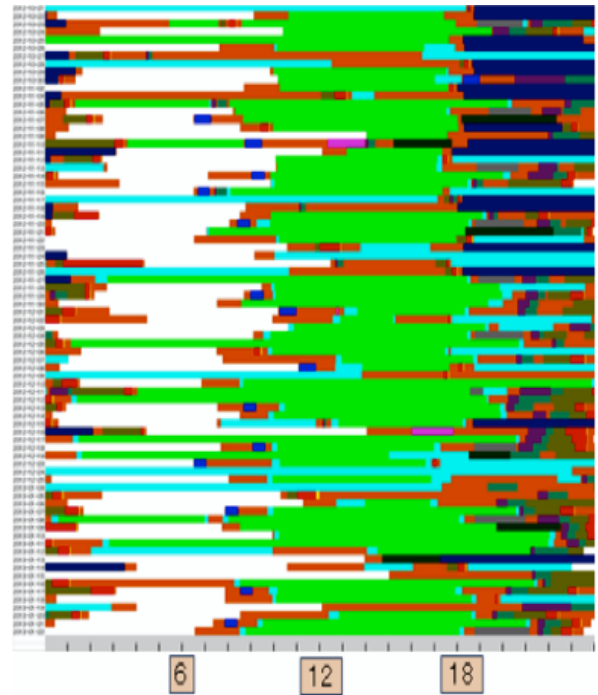


図.16 ライフイベント時系列可視化：ライフパターン

(X 軸：時間、Y 軸：日、白：睡眠、黄緑：研究室、紺：バイト、桃：掃除、青：洗濯、紫：料理、赤：風呂、黄：髪乾燥、等)

短期間のライフパターンではあるが、下記のような被験者学生のライフパターンを確認することができる。

1. 平日は、10時に研究室で、作業を開始し、午後6時に作業を終了し帰宅する。
2. 週末は、外出の機会も多いが、後半は研究室で作業する週末が増加している。
3. 洗濯は、研究室に行く前の午前に、1週間に2回程度実施する。
4. 掃除は、平日の帰宅後は簡単に、週末の昼間にまとめた時間をもって実施する。
5. 平日、週末ともに、自宅で調理・食事をすることが多い。
6. 食事の終了後に、風呂の準備をし、風呂に入りドライヤーで髪を乾かす。
7. たびたび就寝の際に、電気を消さずに寝入ってしまうことがある。
8. 定期的な研究室での徹夜(ゼミの前日の火曜日)とそれを取り返すための翌日の昼までの就寝という1週間のサイクルがある。
9. 前半は、夜間のアルバイトの時間があるが、後半は夜間のアルバイトを中止した。それと逆に研究室にいる時間が、夜間に及んでいる。

4.3 ライフパターンの把握によるエネルギー需給制御調整実現の可能性

4.3.1 生活パターンと電力使用量の関係の同定

図.7に示すデータベースを用いて、図.14に定義したライフイベント毎の平均継続時間を求め、その時間帯に消費される電力量を算出した(表.3)。

表.3 各ライフイベントの消費電力と継続時間

ライフイベント	平均電力量±標準偏差[Wh]	平均継続時間±標準偏差[分]
すべてオフ睡眠	413±217	413±138
消し忘れ睡眠	835±273	549±167
研究室	344±13	535±257
風呂準備	1688±371	54±38
ドライヤー	6605±1183	2±1
在宅	1159±437	49±88
外出	365±90	129±240
暖房中	1133±359	62±99
乾燥中	292±0	298±1
食事	1561±444	32±23
掃除簡単	4009±0	5±0
掃除ガッツリ	1113±137	104±7
洗濯	1640±177	38±6
料理(IH+レンジ)	3758±1115	31±27
料理(レンジ)	1536±288	5±1
料理(IH)	4339±1128	29±18
バイト	383±64	203±143
家庭教師	475±227	104±28
サークル	336±6	185±57
風呂	1502±383	23±28

研究室、バイト、家庭教師、サークルなどの不在時においても、冷蔵庫や換気扇等の常時ON機器が動作しており、一定の消費電力がある。また、これら不在時においても、テレビ番組の自動録画等スケジュール運転する機器が動作することがあり、不在時の電力は一定とはならない。

被験者に徹夜や長期の外出等のない日のライフパターンを図.16を参考に作成(図.17の上部)させ、表.3で算出

したライフイベント毎の消費電力と継続時間から1日の電力負荷カーブを予測した結果を図.17(下部)に示す。

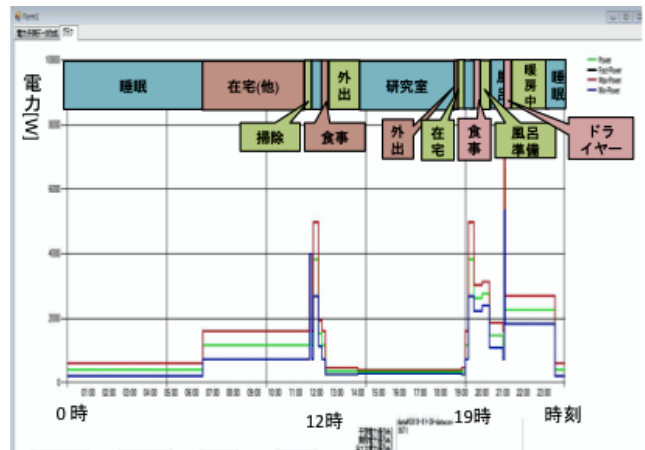


図.17 ライフパターンから推測した電力負荷

図.17に示した生活パターンで、実際に生活した結果の電力負荷カーブを図.18に示す。結果は、予測に用いた平均電力±標準偏差の範囲にあり、ライフイベントを把握することで、1日の電力負荷カーブを把握できることを確認した。

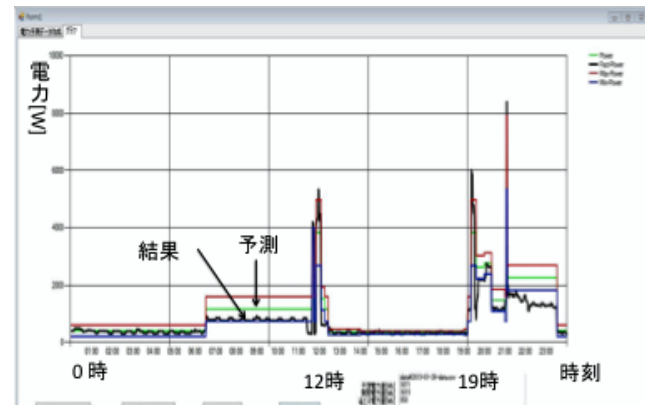


図.18 電力負荷カーブの予測と実際の比較

ライフイベント毎の電力量の標準偏差に、かなり大きいものが現状混在している。標準偏差が大きいライフイベントを、居住者に示すことで、気づきを促し、細かな粒度のライフイベントに分解できる可能性がある。ライフイベントの粒度を最適化することで、電力負荷カーブの予測精度を向上させることができる。

4.3.2 生活パターンを知ることによる需給制御の可能性

生活パターンを知ることによる需給制御の可能性を検討するために、下記のような手順で、省エネ制御を試行した。

1. 居住者に、データ解析ツールの画面(図.8)およびライフパターン(図.16)を提示し、省エネのためのアクションを抽出させる。
2. ライフイベント毎の使用電力と継続時間から、1日の電力使用量を予測する。
3. 実際の暮らしの中で上記アクションを実施し、その省エネ効果と目標との差異を確認する。

上記試行を1週間実施した。被験者は、情報系の学部生であり、家電機器や省エネに関して、特別の知識は保有し

ないことから、居住者として、ごく一般的と考えてもよい。居住者が設定した省エネアクションの一覧を表.4に示す。

表.4 省エネアクション一覧

施策番号	内容
1:平日	IHクッキングヒータ、こたつの強度を強→中にする
2:平日	使用しない家電機器のコンセントを抜く
3:平日	暖房を、こたつからエアコンに変更する
4:平日	不要な照明を消灯する
5:休日	洗濯する量を適量にする(詰め込みすぎない)
6:休日	ドライヤーの強度を控えめにする
7:平日	調理に電子レンジとIHを組み合わせる(加熱は電子レンジで、IHの使用時間を短くする)

データベースから予測した省エネアクション実施時の電力値予測およびアクションを実施した場合の1日の消費電力量を表.5に示す。

表.5 省エネアクション実施時の予測電力と試行結果

施策番号	平均消費電力量 [Wh]	予測電力量 [Wh]	試行結果 [Wh]
1:平日	3500	2340	2076
2:平日	3500	2517	2059
3:平日	3500	3235	2738
4:平日	3500	3871	3013
5:休日	5000	3873	3329
6:休日	5000	3722	2814
7:平日	3500	2657	1939

1週間という限定された期間ではあるが、ライフパターンおよびライフパターンを構成するライフイベント毎の電力量を把握することにより、自身のライフパターンにある無駄に気づかせ、適切な省エネ行動に誘導することができることを確認した。

5. まとめ

ライフパターンセンサの実用化上にむけて答えるべき下記の3つの基本的な問いに答えるための長期フィールドデータ収集システムを構築した。

1. 機器消費電流波形の安定性
2. 家電機器と生活パターン(ライフイベント)の関係
3. 生活パターンを知ることによる電力需給制御の可能性

構築したデータ収集システムを実フィールドに設置し、取得したデータベースの有用性を評価した。

1. 消費電流波形の安定性：電圧は、住戸内の負荷に依存せず、確率的に変化する。消費電力が大きい機器動作時は、力率 ≈ 1 となるという知見が得られた。これより、ライフパターンセンサの実用化においては、機器の動作モード・負荷状況による消費電流波形の変動、確率的な電圧の変動に関して、重点的に考慮し、そのアルゴリズムを設計する必要があることが判明した。
2. 家電機器と生活パターン(ライフイベント)の関係：Twitterでつぶやかれた生活上のイベントから、典型的なライフパターンの要素(ライフイベント)を抽出した。本試行では、21のライフイベントを抽出した。ライフイベントの発生時に動作している家電機器を紐づけることにより、ライフイベントを識別する家電機器を同定した。

3. 生活パターンを知ることによる電力需給制御の可能性：ライフイベントを時系列的に表示することで、ライフパターンとして観察することが可能となる。居住者の典型的な生活パターンを抽出し、生活パターンから1日の電力負荷カーブが予測可能であること、ライフパターンを示すことで省エネアクションの項目が抽出され、省エネ制御が可能であることを確認した。

2軒という設置数および4ヶ月という限定された期間ではあるが、本検討を通じ、フィールドデータ収集システムの有用性は、確認できたと考える。今後は、本システムによるフィールドデータ収集を継続(2年間を予定)するとともに、設置規模を拡大(50世帯程度)し、本格的なフィールドデータ収集を実施する予定である。

さらに、得られたデータに基づき、ライフパターンセンサのアルゴリズム開発、組込みSWとしての実装およびライフパターンセンサを用いたHEMSによる需給制御アルゴリズムの開発・評価など実用化に向けた開発を推進する予定である。

参考文献

1. 若菜理恵, "三菱電機のHEMS", 電気と工事, 2003年1月号, pp.34-40, オーム社, (2003)
2. Shoaib et al.: Context-aware visual analysis of elderly activity in a cluttered home environment. EURASIP Journal on Advances in Signal Processing (2011)
3. Nait-Charif, H.; McKenna, S.J., "Activity summarisation and fall detection in a supportive home environment," Pattern Recognition, 2004. ICPR 2004. Proceedings of the 17th International Conference on, vol.4, no., pp.323,326 Vol.4, pp.23-26 Aug. (2004)
4. Jianxin Wu; Osuntogun, A.; Choudhury, T.; Philipose, M.; Rehg, J.M., "A Scalable Approach to Activity Recognition based on Object Use," Computer Vision, 2007. ICCV 2007. IEEE 11th International Conference on, vol., no., pp.1,8, 14-21 Oct. (2007)
5. Sidhant Gupta, Matthew S. Reynolds, Shwetak N. Patel: ElectriSense: single-point sensing using EMI for electrical event detection and classification in the home. UbiComp 2010: pp.139-148, (2010)
6. James Fogarty, Carolyn Au, and Scott E. Hudson. 2006. Sensing from the basement: a feasibility study of unobtrusive and low-cost home activity recognition. In Proceedings of the 19th annual ACM symposium on User interface software and technology. ACM, pp.91-100, (2006)
7. Gabe Cohn, Sidhant Gupta, Jon Froehlich, Eric Larson, and Shwetak N. Patel. 2010. GasSense: appliance-level, single-point sensing of gas activity in the home. In Proceedings of the 8th international conference on Pervasive Computing, Springer-Verlag, pp.265-282, (2010)
8. Makoto Katsukura, Masahiro Nakata, Yoshiaki Ito and Noriyuki Kushiro: Life Pattern Sensor with Non-intrusive Appliance Monitoring, IEEE International Conference on Consumer Electronics, (2009)
9. Noriyuki Kushiro, Makoto Katsukura, Masanori Nakata and Yoshiaki Ito: Non-intrusive Human Behavior Sensor for Health Care System, Human Computer Interaction International Conference, (2009)
10. 電気学会・高速電力線通信システムとEMC調査専門委員会, 高速電力線通信システム(PLC)とEMC, オーム社, (2007)