

# スマートメータを利用した行動認識のための 電気使用量クラスタリングに関する検討

深谷 暢也\*, 浦野 健太, 青木 俊介, 米澤 拓郎, 河口 信夫 (名古屋大学)

A Study on Clustering of Electricity Consumption for Activity Recognition Using Smart Meters

Nobuya Fukatani, Kenta Urano, Shunsuke Aoki, Takuto Yonezawa, Nobuo Kawaguchi (Nagoya University)

## 1. 背景

フレックスタイム、テレワークなど働き方の多様化が進んでいる。また、COVID-19の影響により、外食減少、リモート飲み会など生活様式の変化が起こっている。そのような変化を察知できる家庭内行動の把握は、人の生活特性を知るために重要である。そこで、逐一行動を記録することが手法として挙げられるが、手間を要するため普及が進んでいない。

一方、電力計は従来のアナログ電力計からスマートメータへ移行されている。スマートメータは、消費電力量を短い時間幅で取得し、データを自動で蓄積できる。本研究では、スマートメータから手間をかけずに得られる消費電力量のデータを用いて家庭内の行動認識を行うことを目的とし、Word2Vec を応用した Power2Vec を用いて消費電力データのクラスタリングを行った。

## 2. 関連研究

スマートメータから得られるデータを用いた分析は主に不良データの検出、エネルギー盗難の検出、負荷からプロファイルの推定に分類される [1]。Ignacio Benitez et al. [2]はスペインの約 700 件の家庭に対して、動的クラスタリングアルゴリズムによる負荷プロファイルのエネルギー消費系列の分類をした。また、Haben et al. [3]は、スマートメータのデータを使用した一般住宅のエネルギー行動需要の分析とクラスタリングをした。

一方、Word2Vec を自然言語処理の分野以外で適用している研究がある。庄司ら [4]は、Word2Vec を改良したモデルを用い、地域の使われ方、ユーザの活動傾向をモデリングした。

そこで、本研究は、時系列データである消費電力の瞬時値に Word2Vec を改良したモデルを用いて固定長の低次元のベクトルに変換し、家庭の特徴の抽出を目指す。

## 3. 提案手法

本研究は、Word2Vec の Skip-gram モデルに改良を加えたニューラルネットワーク Power2Vec を用いる。ニューラルネットワークの学習結果から得られる重み行列を用い、各家庭の電力使用特性を低次元のベクトルで表す。電力使用特性が似ている家庭同士は近くに、異なる家庭同士は遠くに、ベクトル空間上で配置できる。

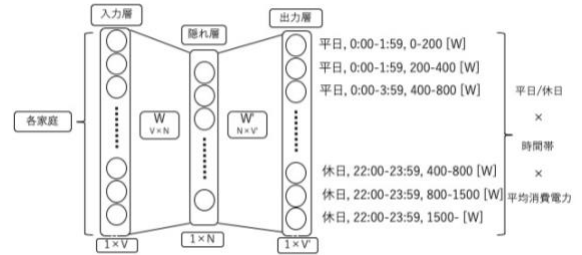


Fig.1. Remodeled Word2Vec (Power2Vec)

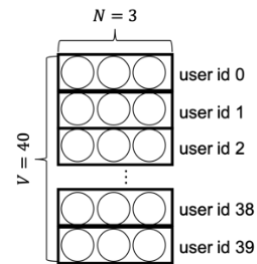


Fig.2. Extracting the distributed representation from the weight matrix

Table 1. Time information for using power

曜日	平日, 休日
使用時間帯	0:00-1:59, 2:00-3:59, ..., 20:00-21:59, 22:00-23:59 (2 時間区切り)
瞬時電力の 平均値	0-200 [W], 200-400 [W], 400-800 [W], 800-1500 [W], 1500-[W]

### 3.1 使用データ

本研究は、東海エリアを対象にスマートメータが設置された 40 軒の一般家庭を対象に消費電力の瞬時値の分析を行う。対象のスマートメータは、1 分間隔で消費電力量の瞬時値を得られる。データの集計期間は 2020 年 9 月 1 日から 2021 年 2 月 25 日である。

### 3.2 学習データ

40 家庭に対して、user id:0, user id:1,..., user id:39 と割り振り、user id に対応する 40 次元の one-hot ベクトルを入力ベクトルとする。一方、出力の one-hot ベクトルは、120 分単位で作成し、120 次元とし、次の式で算出される位置に 1 を立てる (1 日に 12 の one-hot ベクトルが作成される)。holiday を平日であれば 0、休日であれば 1 を割り当てる。time\_split を 0:00-1:59 では 0、2:00-3:59 では 1、..., 22:00-23:59 では 11 を

割り当てる。*average\_inst*は、*time\_split*に対応する 120 分の平均電力が 0-200 [W]であれば 0、200-400 [W]であれば 1、400-800 [W]であれば 2、800-1500 [W]であれば 3、1500- [W]であれば 4 を割り当てる。その結果、

$holiday \times 60 + time\_split \times 5 + average\_inst$   
 に対応する 120 次元の one-hot ベクトルを出力とする。

### 3.3 使用モデル

使用するモデルは、Word2Vec の Skip-gram モデルに改良を加えたものであり、Power2Vec とする。図 1 にモデルのイメージ図を示す。3.2 節より、入力次元 $V = 40$ 、出力次元 $V' = 120$ である。また、隠れ層の次元は 3 次元とした ( $N = 3$ )。

### 3.4 消費電力量の分散表現

モデルの学習をした際、入力層と隠れ層の間に重み行列  $W$  ( $V \times N$ )を得る。これが消費電力量の分散表現となる。ある家庭 $n$ に対応する分散表現は、 $W$ の $n$ 行目である。本研究の事例を図 2 に示す。これらにより、家庭を固定長のベクトル (分散表現)で表せる。

## 4. 評価

Power2Vec を行って得られた分散表現を元にクラスタリングを行う。クラスタリング手法には、k-means++を用いた。クラスタリング結果を図 3 に示す。クラスタ数は、クラスタに属する家庭の家族の人数と対応させるために 5 とした。

クラスタごとにどのような電力を使用しているかを表す積み上げ棒グラフを作成した (図 4)。わかりやすさのために電力の消費量を基準にクラスタ番号を振った。表 2 にクラスタに属する住人分布を表す。数字が大きいクラスタほど住人の数が多いことがわかる。

どの家庭においても休日の日中は、平日に比べ高い電力を消費している傾向がある。休日は仕事がないため、家で過ごしている時間が長いことがわかる。また、クラスタ 1 において電力消費が大きくなるタイミングは平日では6時から8時、休日では 8 時から 10 時と活動を始める時間が遅くなっていることがわかる。

ただし、電力消費量の大きさに従わない家庭が 4 軒あった (表 3)。4 軒の違いは、クラスタ 3 は、共働き家庭、クラスタ 4 は、共働きでない家庭となった。図 3 を見るとクラスタ 4 は日中の使用電力が高いため、夫婦の内どちらかが日中に家で過ごしていると考えられる。

## 5. まとめ

本研究では 40 軒の一般家庭を対象に、消費電力データを用いて家庭内の特徴の抽出を試みた。Power2Vec を用い家庭の電力使用特性を 3 次元のベクトルで表現した。作成した 3 次元ベクトルを可視化し、k-means++を用いてクラスタリングをした。積み上げグラフからは、消費電力の大きさ別にクラスタが分かれていること、日中は、平日より休日の方が家に滞在していること、休日の活動時間が遅くなっていることがわかった。また、電力消費量の大きさが似ている家庭でも共働きかどうかで異なるクラスタに分類されたことから、家庭の特性を抽出できていることがわかった。

今後の課題として、次元数の検討と、季節性の考慮が挙げられる。本研究では、「120 分区切りで学習データを作成」、「3 次元ベクトルで特徴を抽出」とした。何分区切りが適切か、

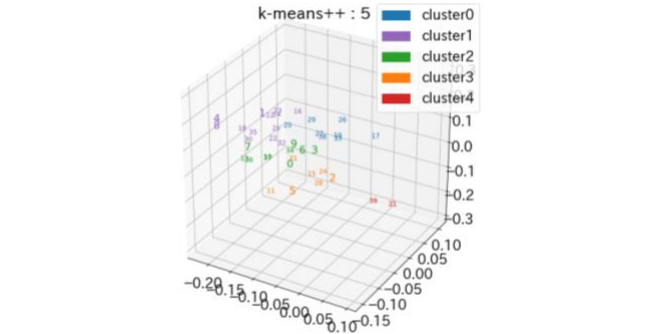


Fig.3. Clustering distributed representations using k-means++

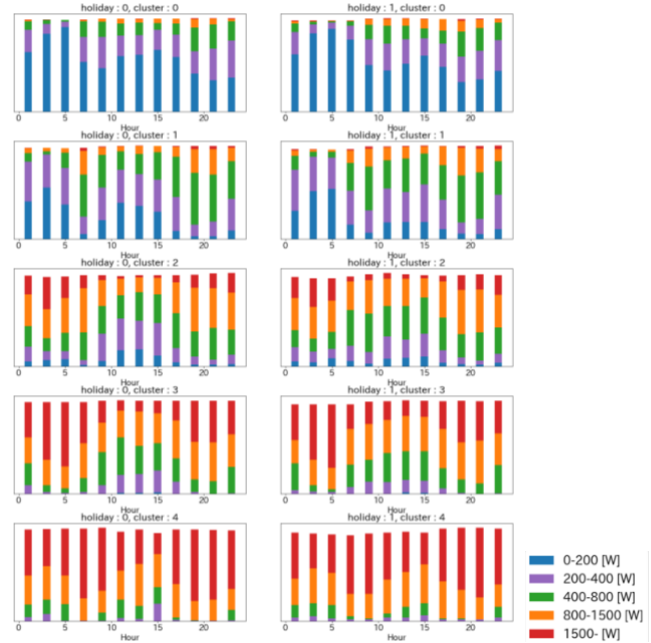


Fig. 4 Stack graph of power usage per cluster

Table 2. Resident distribution by cluster					
	1 人	2 人	3 人	4 人	5 人-
cluster0	3	3	2	0	0
cluster1	0	2	4	7	0
cluster2	0	2	2	3	3
cluster3	0	0	2	3	2
cluster4	0	0	1	1	0

Table 3. Average instantaneous for all periods by cluster			
	1600-1800 [W]	1800-2000 [W]	2000- [W]
cluster 3	1	0	1
cluster 4	1	0	1

分散表現は何次元が適切か、検討する必要がある。また、季節を考慮せず、全ての期間のデータを用いてベクトルを作成した。暖房のような消費電力の大きい家電が分散表現の作成に影響を及ぼすと考えられるため、秋 (9 月から 11 月)、冬 (12 月から 2 月)のように季節ごとのベクトルの作成でより詳細な特徴を抽出できる可能性がある。また、家庭ごとの平均消費電力に対するその時間の消費電力の比率を見ることで、電力使用の時間帯特性をより詳細に抽出できる可能性がある。

## 6. 謝辞

データ分析にご協力いただいた合同会社ネコリコ様に感謝いたします。本研究の一部は、JST CREST JPMJCR1882、NICT 委託研究、総務省 SCOPE、科研費基盤研究 C (19K11945) の支援を受けたものです。

### 文 献

- 
- (1) Yi Wang et al.: IEEE Transactions on Smart Grid, Vol.10, No.3, pp.3125-3148, 2019.
  - (2) Ignacio Benitez et al.: International Journal of Electrical Power & Energy Systems, vol.55, pp. 437-448, 2014.
  - (3) Haben et al.: IEEE Transactions on Smart Grid, vol.7, No.1, pp. 136-144, 2016.
  - (4) 庄司 他: DICOMO2020, pp.1008-1013. 2020.