

用途別エネルギー源を考慮した家庭電気使用量の パターン抽出

Extraction of patterns of household energy consumption considering the energy source of eachuse

沼田 翔平†

ShoheiNUMATA†

†琉球大学大学院理工学研究科博士前期課程情報工学専攻
†GraduateSchoolofEngineeringandScience,UniversityoftheRyukyus
Email:k128570@ie.u-ryukyuu.ac.jp

あらまし：エコロジカルライフを普及教育するために、家庭における電力消費量は重要な基礎知識となる。全国各地域の一般家庭の電力消費量の変化パターン獲得のために、各日電力消費量を混合正規分布で適合させ、KL 情報量を利用したクラスタリングを行った。全電化・地域・利用エネルギー源などの世帯プロファイルを考慮したグルーピングの中で、典型的な電気消費パターンの抽出を実現した。

キーワード：電力消費量，パターン抽出，混合正規分布，クラスタリング

1. はじめに

自然エネルギーの効率的な利用についての太陽光、風力、地熱等の分散型電源、再生可能エネルギーの有効性を示しエコロジカルライフを普及教育するためにその電力の消費者である家庭における電力消費量は重要な基礎知識となる。

沈ら [1] はカナダのある一般世帯の観測データ [5] を使用して 1 日の電力使用パターンを抽出した。ここでは一日の電力使用量のピークを 3 回までと仮定し混合数が 1 から 3 までの混合正規分布により一日の電力消費パターンをフィッティングした。しかし、対象となった世帯は 1 世帯のみであるため、世帯の住人の人数や地域といった世帯間で異なる属性については考慮されていない。

そこで本研究では、沈らの方法を拡張した上で日本国内の一般家庭における典型的な電力使用パターンを抽出することを目的とした。

2. 電力使用量パターンクラスタリング

抽出したいパターンは一日単位で、沈らはこのパターンを混合数 3 の混合正規分布を用いてパラメータ表現することを提案した。混合正規分布の確率密度は以下で与えられる。

$$p(\mathbf{x}; \theta) = \sum_{m=1}^M \pi_m \phi(\mathbf{x}; \mu_m, \Sigma_m) \quad (1)$$

$$\sum_{m=1}^M \pi_m = 1, \pi_m \geq 0; (m = 1, \dots, M) \quad (2)$$

本研究では多様化した生活スタイル、複数地域世帯データを適用することを考慮し混合数の制限をしないこととした。

典型パターンを獲得するためにはクラスタリングが必要となる。クラスタ数は未知であるため ward 法による階層型クラスタリングを行う。混合正規分

布間の距離尺度として Kullback-Leibler 情報量を適用した。

$$D_{gm}(p, q) = \sum_{m=1}^M \pi_m \log \frac{\sum_{m'=1}^M \pi_{m'} \exp(-D_g(\phi_m, \psi_{m'}))}{\sum_{n=1}^M \omega_n \exp(-D_g(\phi_m, \psi_n))} \quad (3)$$

以上をまとめるとクラスタリングの手続きは次のようになる。

- (1) 各日データに対し混合正規分布によるパラメータ化を行う。
- (2) KL 情報量により各混合正規分布間の距離を算出する。
- (3) 階層型クラスタリングを適用し階層構造を獲得する。

典型パターン抽出のためにはクラスタ数を決定する必要があるため、本研究では Jain-Dubes 法 [3] を適用した。クラスタ内の平均ベクトルが必要となるが、混合数が異なる混合数間で算出を行わなければならない。そこでクラスタ構成要素である各混合正規分布の中で最も中心的な位置に存在するもので代替することとした。中心的な位置とは、同一クラスタ内の他の要素との距離の和が最も小さい状態を意味する。KL 情報量で定義した距離を用いて次式を計算することで得られる。

$$C_j(i) = \sum_{k=1}^{n_j} D(F_i^{(j)}, c_k) \quad (4)$$

修正 JD 法により指定されたクラスタ数を適用し全混合正規分布がグループ化されるので、各クラスタの中心位置となる混合正規分布を典型的パターンとして出力できる。

3. クラスタリング評価

クラスタリングの結果評価を行うために、得られ

たクラスターの代表点とクラスタリングされた要素の実際のデータとの誤差を比較する。実際の電力使用量に則した出力尺度に変換する必要がある。混合正規分布は時間と消費電力の2変数に対する確率密度を与えている。そこで各時点で期待される消費電力は次式で得られる。

$$g(t) = \int e \cdot p(e, t) de \quad (5)$$

次にこの積分値を実測値尺度に変換する係数 r を求め、以下のようにして決定した。

$$G(t) = \frac{(t_n - t_1) \cdot E[e]}{\int_{t_1}^{t_n} g(t) dt} g(t) \quad (6)$$

以上の準備によりクラスタリング結果と観測データとの適合性を確認するために平均二乗誤差評価が適用できる。

$$LS = \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m \frac{1}{n_j} \sum_{i=1}^{n_j} \frac{1}{t_n} \sum_{t=1}^{t_n} \{(G_j(t) - (e_i^{(j)}, t))^2\} \quad (7)$$

4. 世帯プロフィール

世帯ごとの電力使用量のパターンは地域、世帯人数、主な用途別のエネルギー源により異なる。地域では気温差による暖房機器の使用あるいは、それらのエネルギー源が何かで電力の使用パターンが異なる。また、深夜電力契約は電力消費の平滑化に影響する。本研究で適用する観測データに含まれる世帯プロフィール検討した結果、表1の属性によるグルーピングが可能である。

| 属性 | 項目 |
|-----------|--------------------|
| 地域 | 北海道、東北、北陸、関東、関西、九州 |
| 世帯人数 | 二人から六人 |
| 電力使用形態 | 全電化、否全電化 |
| 暖房のエネルギー源 | 電力のみ、電力以外のみ、併用 |

表1 プロファイルによるグルーピング

5. 一般家庭電力使用量パターン抽出法

各世帯属性に対応する観測世帯数が十分多ければ観測データを細分化してクラスタリングを行えるが、現状では限られたデータからパターンを抽出をしなければならない。そこで本研究では次の手続きにより典型的なパターン抽出を行うことにした。

- (1) 世帯プロフィールによりグルーピングを複数通り準備する。ただし、各グループに含まれる世帯数が複数になるものに限定する。
- (2) 各グループに対してクラスタリングを実行する。
- (3) 各クラスタリング結果に対して平均二乗誤差評価を行う。
- (4) 平均二乗誤差評価結果を比較し、最良のグルーピング時の典型パターンを出力する。

以上の手続きにより、得られた観測データ内に対する最適結果を獲得できる。

6. 適用実験

村上ら[2]のデータは2002年から2005年にかけて全国80世帯の電力使用量を測定したものである。測定項目は暖房換気、給湯、照明、厨房、冷蔵庫、娯楽情報、家事衛生、その他の7通りである。世帯プロフィールとしては世帯構成人数、戸建て/集合住宅、全電化有無、用途別エネルギー源等がある。全電化住宅では深夜電力が発生することがわかっており電力消費パターンは大きく異なるので別カテゴリとし、非全電化住宅に対しては世帯人数によるグルーピングと地方によるグルーピングを構成した。

この各グループに対してクラスタリングを行い、平均二乗誤差評価を行った。分割数が多いと一般的に平均二乗誤差は小さくなる性質があるため、異なる分割に対して平均二乗誤差評価値だけで比較するのは適切ではない。この点を考慮した上で、世帯人数と地域によるグルーピングが相対的に適合性が高い結果が得られた。

7. まとめ

一般家庭の電力使用量の典型的パターン抽出を村上らの観測データを利用し混合正規分布と ward 法により行った。限定的データに依存した結果であるため獲得したパターンの一般性が乏しいことは否めないが提案方法自体の有用性を示した。

8. 参考文献

- (1) 沈浩洋, 日野英逸, 村田昇, 若尾真治: “家庭電気消費量の典型的パターンの抽出”, 情報処理学会研究報告. BIO, バイオ情報学, 2011-BIO-27(15), 1-6 (2011)
- (2) 村上周三, 坊垣和明, 田中俊彦[他], 羽山広文, 吉野博, 赤林伸一, 井上隆, 飯尾昭彦, 銚井修一, 尾崎明仁, 石山洋平: “全国の住宅80戸を対象としたエネルギー消費量の長期詳細調査: 対象住宅の属性と用途別エネルギー消費量” 日本建築学会環境系論文集(603), 93-100 (2006)
- (3) Jain, Anilk and Richard C. Dubes: “Algorithms for clustering data”, Prentice-Hall, Inc. (1988)
- (4) Hershey, John R. and Peder A. Olsen: “Approximating the Kullback-Leibler divergence between Gaussian mixture models”, Acoustics Speech and Signal Processing, ICASSP2007. IEEE International Conference on. Vol. 4. IEEE, (2007)
- (5) Ian Beausoleil Morrison: “An Experimental and Simulation-Based Investigation of the Performance of Small-Scale Fuel Cell and Combustion-Based Cogeneration Devices Serving Residential Buildings” (2008)