

需要家群の選好を考慮したエネルギーマネジメントシステムへの 適用を目的とした共起性に基づく消費電力の特徴抽出

広島大学 東達也 HIGASHI Tatsuya
5000335 広島大学 関崎真也 SEKIZAKI Shinya
2502915 広島大学 林田智弘 HAYASHIDA Tomohiro
1403974 広島大学 西崎一郎 NISHIZAKI Ichiro

1. はじめに

人間の日常生活において、電気やガスといったエネルギーは必要不可欠なものである。しかし、環境への懸念やエネルギー問題の深刻化により、現代を支えるエネルギーの消費体制は見直されつつある。日本では東日本大震災を契機に、再生可能エネルギーの導入や節電意識の向上が進んでいる。節電意識の向上は一般企業だけでなく一般家庭にも及んでおり、一般家庭でのユーザの電力消費行動に対して効率的な節電マネジメントを行うことは重要である。

2. 先行研究

近年では、一般家庭におけるエネルギーマネジメントシステム (HEMS: home energy management system) についての研究が盛んに進んでおり、時間帯別料金に応じた適切な消費行動の提案を行うことで電気料金の抑制を試みる研究が存在している [1]。この研究の成果として、電気料金抑制の効果は小さくないことが示されているが、ユーザの持つ選好が必ずしも適切に反映されていないことが課題として挙げられる。

2.1. Human-in-the-Loop(HitL)

ユーザの選好を反映するために、先行研究 [2] では、Human-in-the-Loop をエネルギーマネジメントシステムに適用し、システムが提案した消費行動に対してユーザがフィードバックを行っている。フィードバックの際にユーザが知覚する情報 (電力消費量, 気温, etc) が簡潔であることは、ユーザの利便性のために重要であると考えられるため、本研究では、ユーザビリティの観点からユーザの電力消費行動の持つ潜在的な特徴を抽出する。

2.2. Latent Dirichlet Allocation(LDA)

提案手法は、LDA [3] を用いてユーザの電力消費行動の持つ潜在的な特徴を抽出する。LDA は、元々

は文書の分類、分析を目的としており、バイオインフォマティクスや画像分類のような、離散データの集まりの中でパターンを見つけることが重要な様々な分野に適用されている。

LDA は、文書の確率的生成モデルとして提案されており、各文書は次のように生成されることを前提としている。

1. 各文書は複数のトピックの分布によって生成されている。
2. 各トピックは辞書内の全ての単語の分布によって生成されている。

各文書において、観測できるデータは単語のみである。そのため、文書におけるトピックの分布やトピックにおける単語の分布を観測することはできないが、ギブスサンプリングや崩壊型ギブスサンプリングなどのサンプリング近似法を用いたり、変分ベイズ法や周辺化変分ベイズなどの変分近似法を用いることで、共起性に基づいた推測を行うことができる。

3. 提案手法

本研究では、LDA をユーザの電力消費データに適用し、ユーザの持つ電力消費行動のパターンを「トピック」として抽出する。具体的には、以下のアルゴリズムを用いる。

1. 崩壊型ギブスサンプリングを用いて学習用コーパスを小コーパスに分類する。
2. 分類された小コーパスごとに崩壊型ギブスサンプリングを適用し、トピックを推定する。
3. 各トピック内の単語分布を参照し、教師用コーパスと Coherence を用いて、トピックの精度を評価する。

ユーザの電力消費行動には、季節によってばらつきが存在する。予め、1日の平均電力消費量ごと

にコーパスを複数の小コーパスにクラスタリングすることで、特徴を正確に抽出することを可能にする。上記のアルゴリズムを適用するためには、電力消費データを文書データに変換する必要がある。そこで、電力消費データと文書データの関係を図1のように捉える。

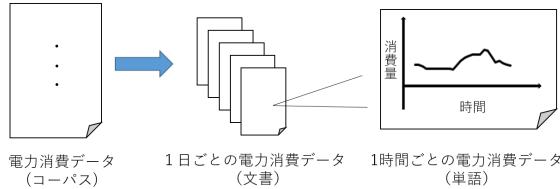


図 1: 電力消費データと文書データ

文書データは単語で構成されているのに対し、電力消費データは数値で構成されている。LDA を用いた特徴抽出を行うために、データ内の数値を単語に変換する必要がある。提案手法では、一定の範囲内の数値を特定の単語に対応させることによって、数値を単語に変換する。LDA は文書内の単語の順番を考慮しないため、時系列データの特徴を正確に捉えることが難しい。表1のように、何時に電力を消費しているかという時間の概念を導入することで、正確な特徴抽出を図る。

表 1: 時系列を考慮した変換

i 時の消費電力量 W [kWh]	単語
$0 \leq W < 0.5$	$w_{1,i}$
$0.5 \leq W < 1.0$	$w_{2,i}$
\vdots	\vdots

4. 数値実験

データセットとしては、著者らが所属する広島大学工学部の研究室における空調設備の1時間ごとの電力消費データを用いる。2015年5月1日から2017年4月30日までの2年分を学習用コーパスとし、2017年5月1日から2018年4月30日までの1年分を教師用コーパスとした計3年分のデータを用いる。

各パターンにおける消費行動を図2に示す。円の大きさは電力消費行動における電力消費量の大きさを表している。図2から各パターンでの消費行動の分布は集中する傾向があることが分かる。ユーザの消費行動の特徴は連続して現れやすいことが理由として考えられる。パターン2では3時から

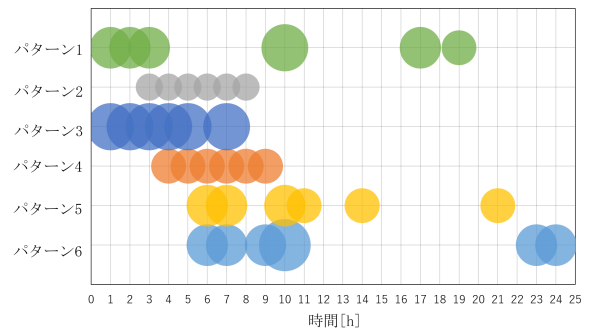


図 2: パターンごとの消費行動

ら8時までの間で連なって分布しており、連続で消費していることが特徴として抽出できている。提案手法で、時間を考慮した数値の変換を行ったので、LDA では特徴抽出が困難な時系列データに対して、需要家にとって理解が容易なパターンを得ることができた。また、電力消費データにLDAを用いることで、連続、かつ共起性を持つ電力消費行動を検出することができた。このことから、夜間における電力の浪費や異常な電力の消費などの特徴的な電力消費行動の発見に役立つと考えられる。

5. おわりに

本研究によって、ユーザが持つ複雑な電力消費行動をパターンという形で時間ごとかつ、低次元に表現できた。今後の課題として、得られたパターンという情報の活用方法の考案などが挙げられる。

参考文献

- [1] Sreen Althaher, Pierluigi Mancarella, and Joseph Mutale.: “Automated demand response from home energy management system under dynamic pricing and power and comfort constraints”, IEEE Transactions on Smart Grid, Vol.6, pp.1874–1883, (2015).
- [2] Mona Bisadi, Alireza Akrami.: “IoT-Enabled Humans in the Loop for Energy Management System: Promoting Building Occupants Participation in Optimizing Energy Consumption”, IEEE Electrification Magazine, Vol.6, Issue.2, pp.64–72, (2018).
- [3] D.M.Blei, A.Y.Ng, M.I.Jordan.: “Latent dirichlet allocation”, Journal of Machine Learning Reserch, Vol.3, pp.993–1022, (2003).