

スマートメータデータの活用方法

The Present and Future of Smart Meter Data Utilization

キーワード：電力需要， スマートメータ， 家庭部門， 省エネルギー， 節電

小松 秀徳 西尾 健一郎

電力各社によるスマートメータ(次世代電力量計)の本格導入に向けた動きが加速している。メータから得られる時刻別データの有効利用が期待されているものの、活用目的およびその基盤となる分析技術について、知見の蓄積や体系化は十分になされてこなかった。そこで、スマートメータデータ活用に資する分析技術について、文献調査により動向や課題を整理する。さらに、家庭用需要家のエネルギー効率利用支援を進める上で重要となる、冷暖房使用傾向の推定等に着目して、需要分析技術の検証を行う。推定精度に改良余地はあるが、平日午後15時以降に在宅・エアコン多消費傾向にある世帯への選択的な節電アドバイス提示、デマンドレスポンス提案や、暮らしに役立つ新サービス提案等への活用も考えられる。これらの調査・分析を踏まえた上で、今後のスマートメータデータ活用における課題や、現在もなお広がりを見せるデータ利用価値の拡大の状況についても議論する。

- | | |
|--------------------|--------------------------------|
| 1. はじめに | 4.1 増加傾向にあるスマートメータデータの
研究事例 |
| 2. データ活用の動向 | 4.2 スマートメータデータを用いた情報提供 |
| 2.1 活用目的 | 4.3 各種方策のスマートメータデータによる
効果検証 |
| 2.2 分析技術 | 4.4 電力消費量以外のデータとの関連性 |
| 3. データ分析の検討 | 5. おわりに |
| 3.1 分析手法 | |
| 3.2 推定によって得られる情報の例 | |
| 4. 考察 | |

1. はじめに

ピーク時間帯に料金単価を上げるなどして電力需要を抑制するデマンドレスポンス(Demand Response, DR)の検討が進められてきた。DR支援技術としての位置付けから、時刻別使用量を計測できるスマートメータ(次世代電力量計)への期待が語られることも多いが、毎30分値の豊富なデータが得られることから、電力使用量の見える化のあり様も変わっていき、新サービスへの活用可能性も検討されている。

データ分析技術は、スマートメータデータの利用価値を向上させる可能性を秘める。特に近年では先行して導入に踏み切った米国や欧州

各国を中心として、我が国の仕様に近いデータを用いた分析事例も増加しており、中には特定の分析技術に焦点をあてたレビュー文献も存在する。しかし、それらの検討状況は、英語の論文や資料においてそれぞれ個別に文書化されているものが多く、現時点でこういった知見の体系化が十分になされてはおらず、我が国では把握が進んでいないのも実情である。いわゆるビッグデータ分析が新たな道を切り拓くという文脈からも、スマートメータデータへの期待は高まっているが、実態が見えないと感じている読者も多いだろう。

このような背景を踏まえ、当所は電気事業共同の研究機関として、スマートメータデータ活用の全体像を捉えるための調査分析を実施

し、報告書にまとめた^[1]。その概要紹介として本稿では、2章でスマートメータデータ活用に資する分析技術の動向や課題を、3章で実データを用いた分析検討結果について述べる。

さらに4章では、今後のスマートメータデータ活用における課題、および近年広がりを見せる多様な利用方法の動向についての考察を加え、5章は本稿のまとめを行う。

2. データ活用の動向

2.1 活用目的

本節ではデータの活用目的を整理する。具体的には、表1の7点について順に述べる。

表1 スマートメータデータの活用目的

活用目的	例
エネルギー効率利用の支援	省エネ・節電・デマンドレスポンスのための見える化・アドバイスなど
料金選択の支援	電気料金の予想額による比較提案など
需要端機器運用の効率化	HEMS等との連携による家電制御など
新サービスの提供	高齢者見守り、防犯、健康管理、製品やサービスのマーケティングなど
ターゲット戦略の高度化	需要家のセグメンテーション、提案内容のカスタマイズなど
配電設備形成・運用の効率化	変圧器などの容量最適化、配電系統の電圧監視、停電監視など
需給計画の高度化	電源計画・運用、電力調達の最適化など

2.1.1 エネルギー効率利用の支援

スマートメータの毎30分値を用いて見える化やアドバイスの質を向上させることで、省エネ・節電行動の促進や、省エネ製品への更新を提案する。

まず考えられるのは、見える化機能の提供である。スマートメータデータをWebや専用端末等で閲覧可能とするもので、自ら情報探索をする能動的な需要家に対して特に有効である。しかし多くの場合、日々の生活においてエネルギーは主たる関心事ではなく、受動的な需要家には訴求力に欠けるため、閲覧頻度の低下や、ほとんど閲覧しないといった状況も生じうる^[2]。

そこで、見える化の工夫や、エネルギー消費

傾向などに応じた使い方・買い替えアドバイスの付与が求められる。例えば、行動科学の知見¹を踏まえてグラフや文章表現を最適化する、冬季の消費量が多い世帯には暖房機器や断熱のアドバイスを選択提示する、等である^[3]。

2.1.2 料金選択の支援

昼夜や平休日の消費量の多寡によって、需要家にとって望ましい料金メニューは異なる。スマートメータデータにもとづきライフスタイルに合ったメニューを提案することは、顧客満足度の向上にも寄与しうる。2016年度に予定されている小売全面自由化の後には、顧客の獲得や離脱防止のためにも、こうした取り組みの重要性は増すと考えられる。DR料金によるピーク時間帯の負荷抑制も検討されている。

2.1.3 需要端機器運用の効率化

スマートメータのデータをHEMS等の制御機能と連携させることで、使用量や太陽光発電量に応じて、家電などの需要端機器を効率的に運用できる可能性がある^[4]。制御の例として、需給逼迫時にエアコンの温度設定を変更する、蓄電池の充放電や電気自動車の充電等を最適制御するといったものが考えられる。

2.1.4 新サービスの提供

スマートメータデータを、省エネや省コストのためだけでなく、暮らしに役立つサービスに活用しようという動きもある。例えば、高齢者見守り、防犯、健康管理、製品やサービスのマーケティングへの応用が期待される^[5]。

¹ 他人の行動に影響されやすい傾向や、利得よりも損失を大きく感じる傾向等が知られている。

2.1.5 ターゲット戦略の高度化

これまで紹介したサービスへの反応率や、反応したときの効果量は、需要家によって様々であろう。事業者が講じる方策を費用効果的なものにするためには、全ての需要家に同じサービスを提供するのではなく、提供対象を特定の需要家に絞ったり、需要家に応じて提案内容をカスタマイズしたりすることも検討する必要がある。例えば、DRプログラムでは、ピーク時間帯に在宅傾向にありエアコンを多用する世帯をターゲットに訴求していくことで、プログラム効率を向上できる可能性がある^[6]。料金メニュー設計や提案に活用するものもある^[7]。

2.1.6 配電設備形成・運用の効率化

配電設備容量に影響を与える要因として、各需要家の電気使用傾向はもちろんのこと、太陽光発電の有無や、将来的には電気自動車の動向も関係しうる。スマートメータデータが蓄積され、負荷実態の把握が進むことにより、変圧器、引き込み線や計器といった配電設備形成の合理化を図ることができる^[8]。

配電設備の運用面では、別途管理する地理情報システム上の配電設備情報（電圧・負荷電流状況）に、スマートメータデータを重ね合わせることで、配電系統の電圧監視や、故障設備判定を行う停電監視等が可能となる^[9]。

2.1.7 需給計画の高度化

小売電気事業者には、30分単位で需給をバランスさせる「同時同量」が求められ、生じた差（インバランス）についてペナルティを払わねばならない。発電設備の計画・運用を最適化する上でも、需要構造への理解が欠かせない。スマートメータデータにより、電気使用量や太陽光発電量などの予測精度の向上が期待される^[10]。

2.2 分析技術

2.2.1 簡易用途分解

主幹消費量データからどのような電気機器が使用されているかを分解して推定する手法は、一般にディスアグリゲーション（または用途分解）と呼ばれている。この呼称が用いられる場合、HEMS等で計測される、秒単位などの詳細な消費量データを前提とすることが多い^[11]。

それらと比べると、スマートメータのような30分単位の粗いデータを用いた研究は、それほど盛んには行われてこなかった。時間解像度が粗いため、抽出できる情報の質や量は必然的に低下する。実際、15分や30分単位のデータでは機器ごとに電力消費量を把握することの難しさも指摘されている^[12]。とはいえ、冷暖房需要の分解といった大まかなレベルではあるが、一段深い情報に加工できるため、検討が増えてきている。

こうした違いも踏まえ、以降では詳細な消費量データを用いた「ディスアグリゲーション（用途分解）」との混同を避けるため、スマートメータデータを用いた分解のことを「簡易用途分解」と呼ぶ。簡易用途分解に適用される分析技術には、回帰分析、ニューラルネットワーク、差分法（需要が小さい中間期の需要をベース需要として定義し、上回る量を冷暖房需要と見なす方法^[13]）等が提案されている。

2.2.2 負荷パターン分類

電力消費データを特徴が似通ったクラスター（群）に分類することを負荷パターン分類と呼ぶこととする。負荷パターン分類は、多数の世帯をいくつかのセグメントに分けるために用いられる他、単一世帯の日々の需要パターンを選別し、それらをグループ化するために用いることもでき、クラスタリングと呼ばれる分析技

術が用いられる。

クラスタリングの手法は多数存在する^[14]。これらを分類した試みとして、ニューラルネットワークを用いたもの、ファジー理論を用いたもの、統計的手法を用いたものの3種類に大別してレビューした例がある^[15]。

中でもニューラルネットワークの一種である自己組織化マップは比較的よく用いられており、学習誤差が小さいことを指摘した例もある^[15]。自己組織化マップは、多種類の情報を持つデータを、各情報の大小関係やデータ同士の類似度を極力維持したまま2次元マップ上にプロットし直す場合などに有効な手法である。

2.2.3 生活パターン推定

日常的な生活パターン推定の代表例に在不在判定があり、その主な手法として、需要量・変動量の分布から推定するもの、隠れマルコフモデルを用いたものの2種類がある。

需要の分布から推定するものには、需要を大きき順にソートして、特定のパーセンタイル点を下回る状態を不在とみなし、逆に上回る状態を活動的とみなすものがある^[16]。

隠れマルコフモデルの適用例としては、電力消費が一定である時間がどれだけ継続しているかという観点から、電力消費傾向の状態遷移を検出して在宅状態推定を行うものがある^[17]。

2.2.4 属性推定

電力データから、世帯や住宅の各種属性を推定する手法がある。例えば、30分値の電力需要データ3,488世帯分に対して、複数の手法を適用し、単身世帯か否か（2区分）、築年数が30年以上か否か（2区分）、のべ床面積（3区分）等について属性推定が行ったものがある。その結果、単身世帯や築年数など2区分の判定において、最もパフォーマンスが良かった手法では

8割を超える正答率であったことが報告されている^[18]。一方、30分値の電力需要データから、世帯内の子供の人数などの属性推定を試みたものの、精度的には課題があることを指摘するものもある^[19]。

2.2.5 需要予測

電力需要予測には、系統・地域・需要家群レベルでの合計需要を予測するものから、個別の需要家の需要を予測するものまである。予測手法は、数分先等の短期予測から数年先等の長期予測まで含めると多岐に渡る。例えば、時系列モデル、回帰モデル、経済モデル、ファジー／遺伝的アルゴリズム等、12種類のアプローチに大別して整理してレビューしている例がある^[20]。翌日や当日の需要予測に絞ると、簡易用途分解と同様、回帰分析やニューラルネットワークを用いるのが一般的と考えられる。

ここまで、スマートメータデータに基づく各種分析技術の動向について示した。これら手法に期待されること、および、課題や留意点についてまとめると、表2のようになる。

表2 スマートメータデータ分析技術

分析技術	主な使途・期待	課題・留意点
簡易※用途分解	<ul style="list-style-type: none"> ● 各月時刻別の冷暖房使用傾向の推定 ● 気温応度の推定 	<ul style="list-style-type: none"> ● 個別家電の使用量・動作状態推定(詳細※用途分解等)には不適
負荷/パターン分類	<ul style="list-style-type: none"> ● 時刻別使用傾向などにもとづく需要家の類型化 ● 特異な負荷/パターンの検知 	<ul style="list-style-type: none"> ● 分類は無数あるので、活用目的に適った分析計画が必要
生活/パターン推定	<ul style="list-style-type: none"> ● 在宅状態や活動傾向の把握 	<ul style="list-style-type: none"> ● 在宅・電気非利用時と不在時の判別が困難
属性推定	<ul style="list-style-type: none"> ● 需要と相関の強い属性(人数・面積等)については、推定精度がある程度向上 	<ul style="list-style-type: none"> ● 推定モデル構築のために、事前に属性を与えられたデータが一定数必要
需要予測	<ul style="list-style-type: none"> ● 系統・群の需要予測 ● 各需要家の需要予測 	<ul style="list-style-type: none"> ● 小規模・長期になるほど、精度は低下

※使用するデータの時間解像度などが異なる(簡易:30分単位, 詳細:Hz単位など)

3. データ分析の検討

本章では、前章で言及した「エネルギー効率利用の支援」を進める上で重要な、簡易用途分

解と生活パターン推定に注目し、データ分析の検討結果を紹介する。

表3 世帯属性

世帯	所在地	家族人数	建て方	延べ床面積	アメダス地点	DB上のID
1	京都府相楽郡	4人	戸建	70m ²	三重県上野	WEB02
2	奈良県生駒市	4人	戸建	110m ²	奈良県奈良	WEB04
3	奈良県奈良市	4人	戸建	125m ²	奈良県奈良	WEA04
4	大阪府吹田市	2人	戸建	139m ²	大阪府大阪	WEA09

本分析では、電力需要データとして、日本建築学会が公開している「住宅におけるエネルギー消費量データベース」^[21]の中から、関西地域4世帯の1年分のデータを、1時間値100Wh単位に変換して用いた(表3)。気温データは、近辺のアメダスデータ1時間値を割り当てた。

3.1 分析手法

本節では、主幹電力消費量とアメダスデータから、気温感応需要(冷暖房などの気温変化に連動する需要)を推定する手法を紹介する。

回帰分析のモデル候補として、気温感応需要について3種類の式を用意し、時刻別にモデル推定した。

*model 1*は、CDH(Cooling Degree Hours; 冷房度時)とHDH(Heating Degree Hours; 暖房度時)を用いて、気温上昇と冷房需要増、あるいは気温低下と暖房需要増が線形の関係にあることを表現した式である。*model 2*では需要変化を気温の2次関数で近似し、*model 3*は、気温感応的な需要は存在しないと仮定した。ここでは紙面制約上、*model 1*の式のみを示す。

$$\begin{aligned}
 & \text{model 1:} \\
 & FDem_{1,d,t} = \\
 & ACT_{d,t} \cdot (a_{1t} \cdot CDH_{d,t} + a_{2t} \cdot HDH_{d,t} \\
 & + a_{3t} + a_{4t} \cdot IN_{d,t}) + a_{5t} \cdot HL_d + a_{6t}
 \end{aligned} \tag{1}$$

$$\begin{cases}
 CDH_{d,t} = \begin{cases} T_{d,t} - 22 & (T_{d,t} > 24) \\ 0 & (14 < T_{d,t} \leq 24) \end{cases} \\
 HDH_{d,t} = \begin{cases} 14 - T_{d,t} & (T_{d,t} < 14) \end{cases}
 \end{cases}$$

t : 時刻, d : 日付, $FDem_{model, d, t}$: 総需要の推定値(Wh), $T_{d, t}$: 気温(°C), $CDH_{d, t}$: 冷房度時(°C), $HDH_{d, t}$: 暖房度時(°C), HL_d : 祝休日ダミー, $IN_{d, t}$: 日照時間比率(%), $ACT_{d, t}$: 需要活動フラグダミー

$CDH_{d,t}$, $HDH_{d,t}$ はある日付 d , ある時刻 t における観測温度の基準温度からの差分である。

各日・時間帯で需要活動的な状態にあるかどうかを表わすダミー変数 $ACT_{d,t}$ については、以下の式で決定した。このダミー変数は、不在時、もしくは、就寝などによる宅内での電力消費の低下を考慮するための変数である。

$$ACT_{d,t} = \begin{cases} 1 & (RDem_{d,t} > Thr) \\ 0 & (RDem_{d,t} \leq Thr) \end{cases} \tag{2}$$

$$Thr = \frac{\sum_{d \in D} \min_t (RDem_{d,t} + 100)}{366} \tag{3}$$

$RDem_{d, t}$: 総需要の実測値(Wh)

Thr : 需要活動フラグの判定閾値(Wh)

$a_{1t} \cdots a_{6t}$ 等の係数は、0時から23時までの各時刻について、1年分のデータを用いて、推定需要の最小二乗誤差が最小となるように決定した。その上で、各時刻について、全モデルから最も説明力の高いものを採用した。

各時刻での気温感応需要は、以下の式で推定した。なお、*model 2*では2次関数の変曲点からの増分を、*model 3*では0を、それぞれ気温感応需要とした。

$$HCDem_{m_t^*,t,d} = ACT_{t,d}(a_{1t}^* \cdot CD_{t,d} + a_{2t}^* \cdot HD_{t,d}) \quad (4)$$

$$(m_t^* = 1)$$

3.2 推定によって得られる情報の例

3.2.1 気温感応需要

図1は、世帯2における気温感応需要（推定値）の年間平均を、冷暖房需要（参照値）と比較したものである。本分析で用いた電力需要データはあらかじめ8用途に分解されて公開されているため、これを参照値として比較した。

深夜から早朝にかけては冷暖房をほとんど利用せず、7時頃から利用し始めて一度需要ピークを迎え、昼間時間帯に利用が一旦低下し、夕方以降再度需要ピークを迎える傾向を再現できた。

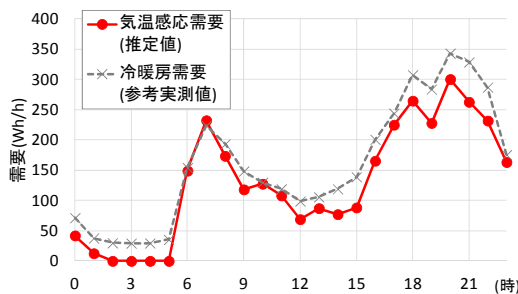


図1 世帯2の気温感応需要および冷暖房需要の年間平均

3.2.2 需要活動レベル

図2は、各世帯の時間帯別需要活動レベル（各世帯の説明変数ACTを年平均したもの）のグラフである。いずれも9時頃から昼頃までにレベルが低下し、夕方に向けて上昇する傾向が見て取れる。昼間時間帯は出勤や買い物などで不在がちになることから、一時的な需要活動レベルの低下が観察されると考えられる。

しかし、各世帯で需要活動レベルの変動パターンは大きく異なる。例えば、世帯3では平日

日中の需要活動レベルが低めである。また、世帯2では18時頃に需要活動レベルがほぼ最大となっていることから、この時間には帰宅していることが多いこと、これに対して世帯4では20時を過ぎた頃から需要活動レベルが大きく上昇していることから、帰宅時間が世帯2よりも遅めであること、等も予想される。

深夜から早朝では、世帯2・3のように需要活動レベルが低下している世帯で、就寝中に冷暖房等の電気機器を使用していない可能性が示唆される。これに対して、世帯1・4では需要活動レベルの低下は見られず、就寝中に冷暖房等を使用していることが予想される。

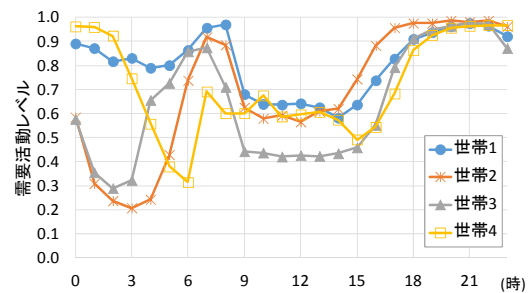


図2 時間帯別の需要活動レベル

4. 考察

本章では、スマートメータデータの研究事例が増加傾向にあることを踏まえ(4.1節)、今後のスマートメータデータ利用において留意すべき点として、情報デザインの重要性(4.2節)、介入方策の効果検証の重要性(4.3節)、電力需要以外のデータとの関わりの将来的な可能性(4.4節)について考察する。

4.1 増加傾向にあるスマートメータデータの研究事例

スマートメータデータ研究は発展段階にある。近年、当該分野の研究がこのように加速されてきた要因の一つとして、実証によって得ら

れたデータセットの存在が指摘できよう。例えば、アイルランドのエネルギー規制委員会 (CER; Commission Energy Regulation) は約4000世帯分のデータを公開している。件数が多く誰もが利用できるため、同データを基にした分析研究が他の研究機関によって数多くなされてきた。今後、こういった利用可能なデータが増えていくことで、データ分析研究は一層促進されるものと期待される。例えば、ヨーロッパの学術会議 ECEEE (European Council for an Energy Efficient Economy) が主催した2015年夏の会議では、スマートメータに関連する発表が12件あった。この中には、ドイツの研究機関が CER のデータを用いて、アンケートデータとの組み合わせから主要家電のロードカーブを推定した事例なども含まれる [22]。

4.2 スマートメータデータを用いた情報提供

今後、スマートメータの本格導入により、需要家の電気利用・行動に関するデータは増加する。しかし、省エネ・節電等の行動を促す際、やみくもにデータを提示してはむしろ逆効果になる場合もある。適切な効果をもたらす情報提供を行うには、人間の現実的な振る舞いを考慮した情報デザインが一つの重要な検討要素となる。

大量の選択肢による意欲減少を避けるため選択肢を絞り込む、身近な人々の行動への同調傾向を考慮して平均的な行動を伝える、等の情報デザインの重要性は、「ナッジ」として提唱されてきた [23]。電力中央研究所でも、この考え方に基づく情報を、スマートメータデータから自動生成する手法を開発し、需要ピーク時の節電効果を検証する実証試験を行ってきた。

4.3 各種方策のスマートメータデータによる効果検証

情報提供をはじめとする介入は、その効果を定量的に把握することも重要である。スマートメータデータには、これら各種方策の効果を詳細に把握可能となる利点がある。例えば、エネルギーレポートなどにより、どの時間帯でどの程度の需要抑制効果がもたらされるかを正確に把握しようとする動きがある [10]。こういった取り組みの結果、DR や省エネプログラム等の検討の精度が向上する点も期待される。また、断熱改修の効果を評価するためにスマートメータデータを活用したもの [24] もある。

4.4 電力消費量以外のデータとの関連性

前節まで、主幹電力量データの活用に特化した研究について、動向の紹介と考察を行ってきた。しかし、例えばガスや水道の消費量や、クレジットカード等の購買履歴に関するデータ等、既存のデータにも様々なものがある。これに加えて近年では、携帯電話やウェアラブル端末等、インターネット接続されたデバイスの普及に伴い、行動データの種類や量も急激に増加している。こういったいわゆるビッグデータの台頭という、より広い観点から考えると、電力消費量のデータは多様な人間行動データのごく一部であると考えられる。

ビッグデータの利点の一つは、多面的なデータをソフトウェアによって処理することで、多くの場合センサー等の特別なハードウェアを追加的に設置せずとも、従来よりも詳細に行動を把握できる点にあると考えられる。将来の姿としては、こういったデータの利点を活かし、多種多様なデータの相互利用を考えることも有用だろう。

例えば、仮にスマートフォン等で家全体の機器を操作できるようになったとすれば、その枠

組みを利用して、機器単位での利用履歴がより詳細に把握できるようにもなるだろう。このような情報を活用すれば、どの機器に電力を多く消費しているかを専用の装置なしに特定し、選択的な省エネルギー・節電アドバイスを行うことができる可能性がある。または、長期間使用した家電のメンテナンスのお知らせ等にも活用できる可能性も考えられる。このような場合、ECサイトあるいはクレジットカード等、別の購買履歴データと組み合わせることで、家電の使用年数などに関するデータをより正確に推定できる可能性もある。

このように、今後さらに増加する多様かつ大量の行動データにおける電力のスマートメータデータの位置付けを見据えながら、単体利用のみに限定することなく、活用方法を検討することが重要だと考えられる。

5. おわりに

本稿では、スマートメータデータの多様な活用目的・利用価値について、現時点での整理を紹介した。近年見られる、ビッグデータまでを含めたデータ分析技術の急速な発展を踏まえると、将来的なスマートメータデータの利用形態は、本稿における整理のみには止まらない可能性がある。

電気事業としては、サービスに投入できる人的・資金的資源の上限、省エネ・節電促進策の位置づけ、自由化後の市場における需要家からのサービスへの期待等、多様な要件を考慮しながら検討を進めていく必要がある。スマートメータデータの活用が有用な要素となり得るかどうかを見極める際、本稿が検討材料として一助となれば幸いである。

参考文献

- [1] 小松秀徳, 西尾健一郎. スマートメータデータ分析情報の活用 —分析技術の動向調査と需要分析の予備的検証—. 電力中央研究所報告 Y14003, (2014).
- [2] 八木田克英; 消費者心理からみた見える化の可能性: パーソナルインタビューからの示唆. 日本エネルギー学会誌, 89(7), (2010), 639–648.
- [3] 小松秀徳, 西尾健一郎. 省エネルギー・節電促進策のための情報提供における「ナッジ」の活用 —米国における家庭向けエネルギーレポートの事例—. 電力中央研究所報告 Y12035, (2013).
- [4] 林康弘; スマートメーターとデマンドレスポンスの連携. OHM, 101(10), (2014), 12–16.
- [5] 寺邊正大; 第 8 回 ビッグデータ活用で業務を効率化・最適化する! — 電力使用量データを活用した新サービスの創造. 三菱総研 未来情報解析センター ビッグデータがビジネスを変える, (2013).
- [6] J. Kwac and R. Rajagopal; Demand response targeting using big data analytics. 2013 IEEE International Conference on Big Data, (2013), 683–690.
- [7] C. Flath, et al.; Cluster Analysis of Smart Metering Data. Business & Information Systems Engineering, 4(1), (2012), 31–39.
- [8] 関西電力; スマートメーターに関する取組み. スマートメーター制度検討会 (第 14 回) 配布資料. 2014.3.17., (2014).
- [9] 野村浩司 他; スマートメーター活用のためのソリューション (特集スマートシティ・エネルギー). Fujitsu, 64(6), (2013), 661–669.
- [10] State and Local Energy Efficiency Action Network; Insights from Smart Meters: The Potential for Peak-Hour Savings from Behavior-Based Programs, (2014).
- [11] C. Armel et al.; Is disaggregation the holy grail of energy efficiency? The case of electricity. Energy Policy, 52, (2013), 213–234.
- [12] 岩船由美子 他; 分電盤計測に基づく住宅用電力消費パターン分析手法. 電気学会論文誌 C, 133(5), (2013), 1086–1093.
- [13] 奥野宏将 他; 集合住宅のエネルギー消費実態の詳細把握: その 2 電力消費量の用途分解と東日本大震災による影響の把握. 日本建築学会大会学術講演梗概集, (2012), 1337–1338.
- [14] I. Prahastono et al.; A review of Electricity Load Profile Classification methods. 2007 42nd International Universities Power Engineering Conference, (2007), 1187–1191.
- [15] S. V. Verdu et al.; Classification, Filtering, and Identification of Electrical Customer Load Patterns Through the Use of Self-Organizing Maps. IEEE Transactions on Power Systems, 21(4), (2006), 1672–1682.
- [16] O. Ardakanian et al.; Computing Electricity Consumption Profiles from Household Smart Meter Data. the Workshop Proceedings of the

- EDBT/ICDT 2014 Joint Conference, (2014).
- [17] A. Albert and R. Rajagopal; Thermal profiling of residential energy consumption. *IEEE Transactions on Power Systems*, (99), (2014), 1–10.
- [18] C. Beckel et al.; Automatic Socio-Economic Classification of Households Using Electricity Consumption Data. *e-Energy'13 Proceedings of the fourth international conference on Future energy systems*, (2013), 75-86.
- [19] F. Fusco et al.; Mining residential household information from low-resolution smart meter data. *21st International Conference on Pattern Recognition (ICPR 2012)*, (2012), 3545–3548.
- [20] L. Suganthi and A. A. Samuel; Energy models for demand forecasting—A review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*. 16(2), (2012), 1223–1240.
- [21] 日本建築学会. 住宅におけるエネルギー消費量データベース.
<http://tkkankyo.eng.niigata-u.ac.jp/HP/HP/databas e/index.htm> (最終アクセス日:2015年8月17日)
- [22] T. Boßmann, J. Schleich, and R. Schurk; Unravelling load patterns of residential end-uses from smart meter data. *Proceedings from ECEEE (European Council for an Energy Efficient Economy) 2015 Summer Studies*, (2014).
- [23] リチャード・セイラー, キャス・サンスティーン. 実践 行動経済学: 健康, 富, 幸福への聡明な選択. 日経 BP 社, (2009).
- [24] J. Metoyer, P. Ham-Su, A. Stryker, C. Best, and M. Dzvova; Expanding the value of smart meter data for energy efficiency savings estimation. *Proceedings from ECEEE (European Council for an Energy Efficient Economy) 2015 Summer Studies*, (2014).

小松 秀徳 (こまつ ひでのり)

電力中央研究所 システム技術研究所

西尾 健一郎 (にしお けんいちろう)

電力中央研究所 社会経済研究所