

インドネシアにおける低炭素社会実現に向けた社会実証の取り組み

Social Experiment for Low-carbon Society in Indonesia

● 内田賢志
● 相澤研吾

● 藤井 実
● 藤田 壮

● 芦名秀一

● 牧 誠也

● 半谷敏規

あらまし

新興国では、経済発展に伴う急速な都市化や産業化の進展により化石燃料由来のエネルギー消費が増加し、二酸化炭素などの温室効果ガス排出量も上昇することが見込まれている。富士通は、国立研究開発法人国立環境研究所およびボゴール農科大学、バンドン工科大学との連携研究に参画し、インドネシアの都市・産業地区をモデルとして、省エネルギー対策の効果を継続的に検証・実証する取り組みを進めている。その特徴は、インドネシアでのデータ計測実績、保守体制を持つ富士電機株式会社の技術、経験を活用していること、ビッグデータを用いた解析を行っていること、および高い省エネルギー診断技術を持つ富士通セミコンダクター株式会社の技術を活用していることである。導入メリットは、これらの特徴を通じ、インドネシアの風土に合った省エネルギー対策の選定とICTによるその効果の定量的な検証が行える点にある。本取り組みは、大規模な省エネルギー対策を都市や工業団地など広域エリアで水平展開していく際の実態把握と効果検証の手法として今後の活用が期待され、新興国での低炭素社会実現に向けた貢献が期待されている。

本稿では、本社会実証研究におけるICTの役割について論じる。

Abstract

Emerging economies are rapidly pursuing urbanization and industrialization, and the consumption of fossil-fuel-based energy is increasing. Thus, the greenhouse gas emissions of these countries is also expected to increase. Fujitsu is collaborating with the National Institute for Environmental Studies of Japan, and the Bogor Agricultural University and the Bandung Institute of Technology of Indonesia, and working to have continued evaluation and validation of energy-saving measures applied to model urban/industrial areas in Indonesia. This initiative is unique in that it leverages the technologies and expertise of Fuji Electric Co., Ltd. as the company has a high reputation in data measuring, as well as a maintenance team, in Indonesia. It is also noteworthy for the use of big data analysis, and the highly reliable energy-saving assessment technology is provided by Fujitsu Semiconductor Ltd. These strengths make it possible to select the best-suited energy-saving measures for the cultural background in Indonesia, and to quantify the effectiveness of evaluations using information and communications technology (ICT). We have high hopes that this initiative will in future be applied to inspect and evaluate large-scale energy measures, such as by horizontally expanding it across urban areas and/or industrial zones. It could thus make significant contributions to achieving a low-carbon society in developing countries. This paper discusses the role of ICT in this social experimental study related to society.

ま え が き

アジアの新興国であるインドネシア共和国（以下、インドネシア）は、2014年時点で2億5,200万人と世界第4位の人口を有し、近年は年率5%前後の高い水準の経済成長を堅調に続けている⁽¹⁾。しかし、経済成長に伴う国内エネルギー消費の増加により、2020年には国内のエネルギー需要が供給を上回る見通しであり、経済効率と環境効率の高い産業・社会構造に転換することが緊急の課題となっている⁽²⁾。産業と社会のエネルギーシステム転換を図るために省エネルギーや再生エネルギーの導入が有効となることが見込まれており、その検討に必要なエネルギー消費の実態を定量的かつ継続的に把握することが必要となる。そこで、インドネシアの大学、研究機関および関係省庁、自治体と共同で最先端のデジタルテクノロジーを用いてエネルギー消費を測定・把握することとなった。富士通は、国立研究開発法人国立環境研究所とともにボゴール農科大学、ボゴール市政府などと連携し、インドネシアのボゴール市において、エネルギー消費量を計測するシステムを構築する研究事業に参画し、2015年3月より本格的にシステムが稼働している。

本稿では、特に新興国において富士通の保有するデジタルテクノロジーを用いてエネルギー消費量を計測するシステムの開発について述べる。開発の必要案件を以下に挙げる。

- (1) エネルギー消費を計測するモニタリングシステムの技術とネットワークの開発を確立する。
{技術要素:IoT (Internet of Things), エネルギー消費量の見える化機能の実現と実装}
- (2) インドネシアと日本の関係主体との連携で計測したデータを活用するプロセスを確立する。
(技術要素: ビッグデータ解析手法の確立と省エネルギー診断の導入)
- (3) 上記のプロセスフローのボゴール市での実装と検証を踏まえて水平展開する方法を確立する。
(技術要素: 点の測定結果を面的に展開する推計方法の確立)

IoT, エネルギー消費量の見える化機能の実現

エネルギー消費を計測するシステムの概念を

図-1 (a) に、計測したデータを解析、利用するための業務フローを図-1 (b) に示す。

エネルギー消費の計測対象は、電気と、ガス、重油などの燃料である。特にインドネシアは、年間を通じ平均気温26℃以上という熱帯性気候のため、冷房とOA機器、家電製品がエネルギー消費の多くを占めると仮定し、これらの電力消費量計測を優先的に実施している。

インドネシアでは様々な形式の電気設備が設置されており、計測には家庭用の単相2線式220 Vと産業用の三相4線式380 Vの2種類の分電盤に対応する必要がある。そこで、インドネシアの工場でのデータ計測の実績と保守体制を持つ富士電機株式会社の製品・ソリューション⁽³⁾を活用した計測システムとし、現地での運用も同社の支援を得て実施している。計測したデータは、インターネット経由でLAN間VPN (Virtual Private Network) を介して日本にある富士通のクラウドサーバ上へ集約される。本事業に関係する研究者、自治体や市民などは、スマートフォンやタブレットを通じてこのクラウドサーバへ接続することで、リアルタイムにエネルギー消費状況を確認することができる。

ビッグデータ解析手法の確立

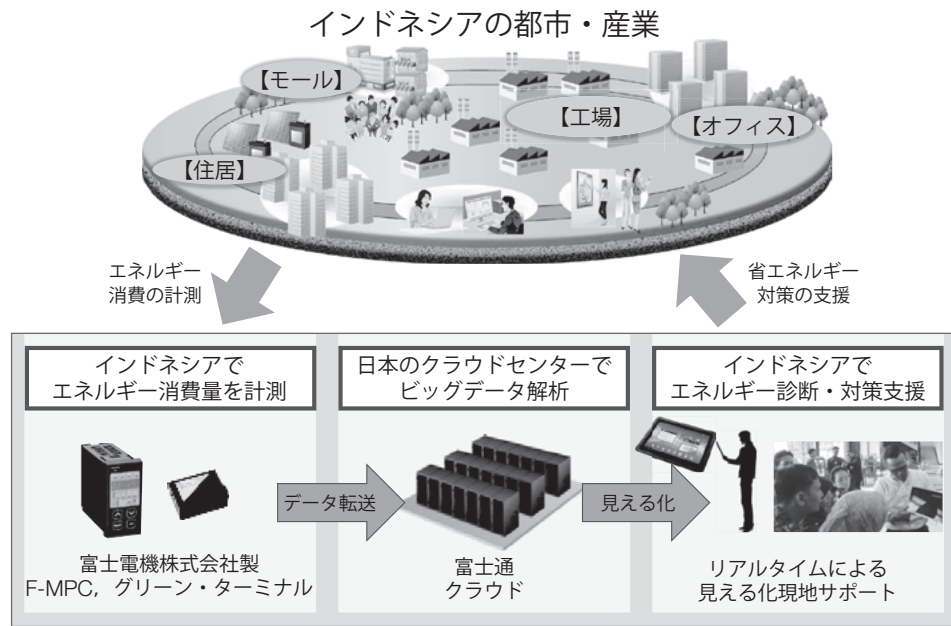
日々計測しているデータを用いて、統計的手法と工学的手法により解析を行っている。図-2に解析フローを示す。

● 統計的手法

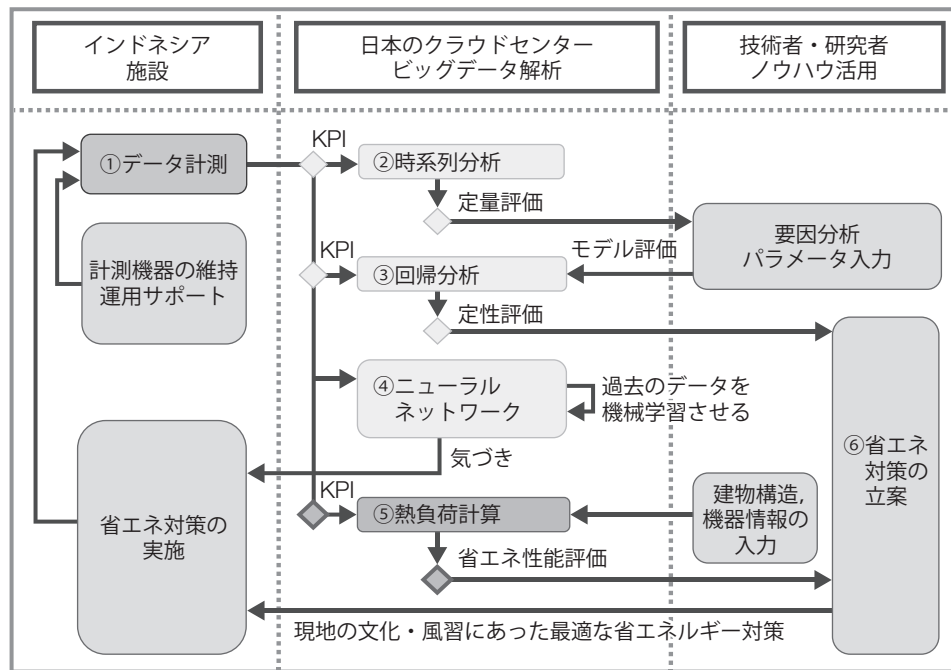
統計的手法では、エネルギー消費量のデータに含まれる周期性や季節性を把握するための「時系列分析」と、エネルギー消費量の変化要因を推定しその要因に基づいてモデル化する「回帰分析」の二つの解析手法を併用している。

(1) 時系列分析

得られた時系列データの統計的な性質（平均値、分散）が時間により変化しないものは定常的な時系列と呼ばれ、時間変化があるものは非定常的な時系列と呼ばれる。定常的な時系列に対してはAR（自己回帰モデル）とMA（移動平均モデル）が適用でき、両者を組み合わせたARMA（自己回帰移動平均モデル）として、以下の式のように記述される⁽⁴⁾。



(a) システム概念



KPI : Key Performance Indicator

(b) 業務フロー

図-1 省エネルギー対策の効果を継続的に検証・実証する取り組み

$$X_t = \varepsilon_t + \sum_{i=1}^p \psi_i X_{t-i} + \sum_{i=1}^q \theta_i \varepsilon_{t-i}$$

これは p 次の自己回帰モデルと q 次の移動平均モデルを組み合わせたもので、 X は電力消費量、 ψ 、 θ はパラメーター、 ε_t は残差項であり平均値をゼロとする正規分布に従う乱数項となる。

非定常的な時系列の分析では、ある時刻の値にそれまでの値が影響することから、階差を取り定常的な時系列に近づけるARIMA（自己回帰和分移動平均モデル）が適用される。本稿では、ARIMAに季節変動要素を加えたSARIMA（季節自己回帰和分移動平均モデル）を用いて分析することとし

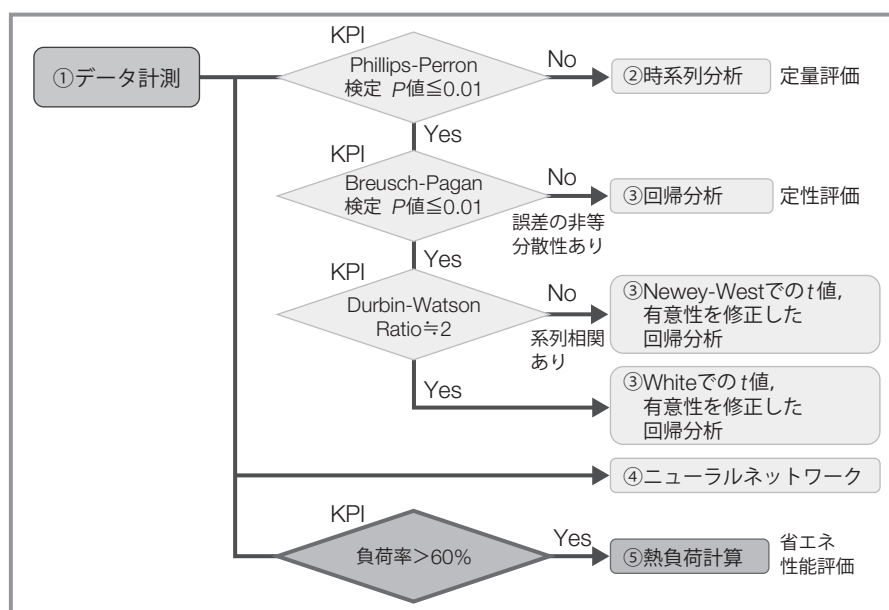


図-2 解析フロー

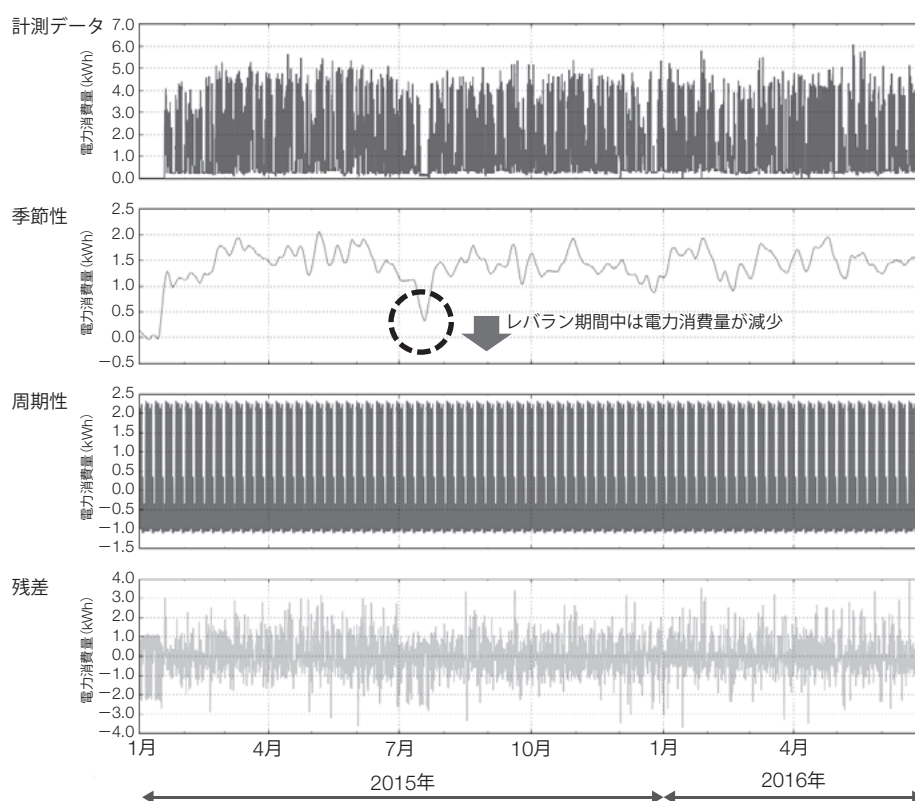


図-3 SARIMAでの評価

た。図-3は、インドネシアのボゴール市にあるオフィスでの電力消費量の計測結果をSARIMAで分析した結果である。

上から、計測データ、季節性、周期性、残差と

分類され、それぞれ2015年1月1日から2016年6月30日までの1時間単位での電力消費量である。なお、計測は2015年1月19日から開始されていることに留意されたい。季節性に着目すると、インド

ネシアは年間を通じ平均気温が26℃以上の熱帯性気候のため、年間のエネルギー消費量は1.4 kWh程度で一定する傾向にある。2015年7月に電力消費量が減少しているのは、イスラム教特有のラマダン（断食月）明けのレバランと呼ばれる大型休暇の影響のためである。また周期性については、振幅3.0 kWh程度で一定周期の傾向が示されている。本結果はPhillips-Perron検定によりP値が0.01のため、残差項の影響が大きく、季節性、周期性の分類のみでモデル評価することはできないことを示している。これら季節性、周期性、残差の変化要因については次項で述べる。

(2) 回帰分析

前項で述べたエネルギー消費量の季節性や周期性の要因については、回帰分析を用いて分析した。本稿では、複数の変化要因を記述する線形回帰分析である重回帰分析モデルを適用した結果について述べる。

重回帰分析モデルは、現場の状況から変化要因を列挙して各要因の影響を把握する用途に利用されるもので、以下の式のように記述できる。⁽⁵⁾

$$y = \beta_0 + \sum_{i=1}^m \beta_i x_i + \varepsilon$$

これは m 次の重回帰モデルで、 y は電力消費量、 x は気温、活動時間、 β はパラメーター、 ε は残差項である。本稿では、時系列分析で用いたデータの測定点において、事前に赤池情報量規準AIC^{(4), (5)}

を用いて定量データとして気温を、定性データとして施設での活動時間（営業日の9時～18時）を変化要因として選定した。気温のデータは、Open Weather Mapで提供されているボゴール市の1時間値を用いた。

表-1は、Newey-Westの方法による重回帰分析各要因の貢献度の分析結果である。これを用いて、2016年5月17日から2016年6月16日までの1か月間を対象にモデルを用いて予測した結果を図-4に示す。なお、グラフの縦軸は、1時間単位の電力消費量（kWh）である。気温は0℃以上、50℃以下を正常値として、重回帰分析モデルによって定数のフィッティングを行うと、電力消費量は以下のように記述される。

$$\text{電力消費量 (kWh)} = 2.57 \times \text{活動時間(0または1)} + 0.09 \times \text{温度(℃)} - 1.88$$

表-1の結果から、 T 値の絶対値が2以上、 P 値が0.01以下であることから、電力消費量の変動要因として、人間の活動時間（周期性）と気温（季節性）に依存していることを示している。しかし、Breusch-Pagan検定（ P 値 2.2×10^{-16} ）とDurbin-Watson検定（DW比0.93）より、図-2のフローによって解析すると、誤差の非等分散性と系列相関が確認された。決定係数 R^2 が0.72で1より小さい値であることから、人間の活動時間（周期性）と気温（季節性）の変数だけではモデル評価には不十分であることを示している。今後、オフィス内の滞在人

表-1 重回帰分析モデル(決定係数 $R^2=0.72$)

変化要因	β 値	標準誤差	T 値	P 値
切片	-1.88	0.51	-3.67	2.6×10^{-4}
活動時間	2.57	0.16	16.33	$< 2.2 \times 10^{-16}$
温度	0.09	0.02	4.69	3.3×10^{-6}

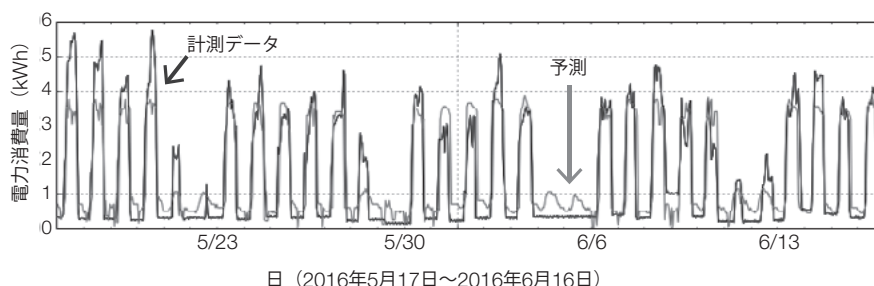


図-4 予測モデル評価

数などの社会的要素の定性データ（残差）を計測することによって、より精度の高いモデル評価が期待される。

(3) 機械学習技術

過去の時系列データから将来予測を行う手法に、機械学習がある。本稿では、再帰型ニューラルネットワークによる機械学習を適用した結果について述べる。一般的なニューラルネットワークは、以下の式のように記述される⁽⁶⁾

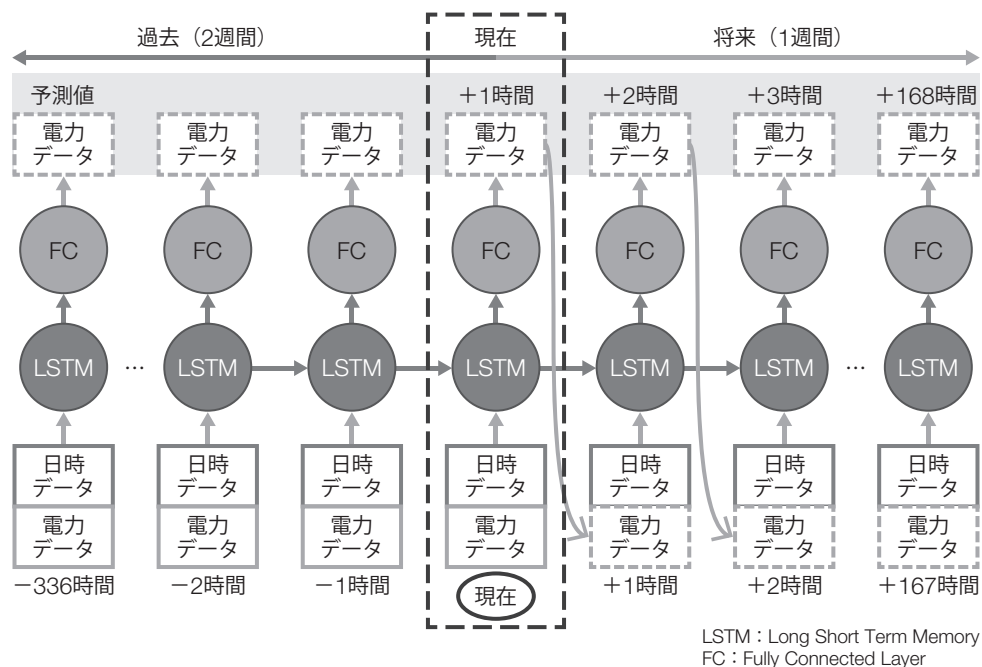
$$z = f\left(\sum_{i=1} \omega_i x_i(t) - h\right), f(v) = \frac{1}{1 + e^{-v}}$$

z はニューラルネットワークの出力、 x は入力、 ω はパラメータを表し、 $f(v)$ はニューロンの動作を模倣する活性化関数を表す。本稿では、過去データの入力を記憶する部品としてLSTM（Long

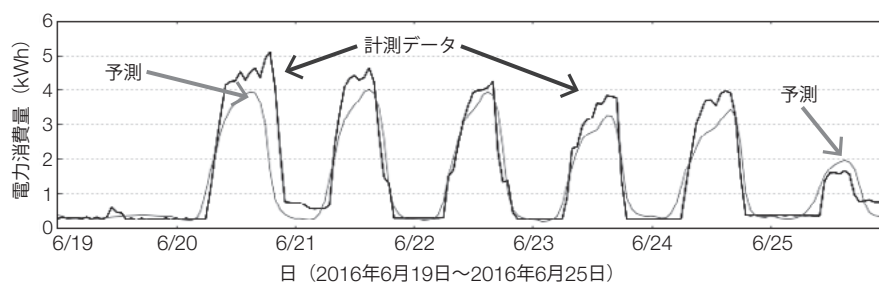
Short Term Memory）⁽⁷⁾を採用した（図-5）。

図-5（a）に、本稿で作成したLSTMを用いた再帰型ニューラルネットワークの概念を示す。日時データ（曜日や活動時間など）は既知とし、過去2週間の電力消費量と日時データを基に、続く1週間の電力消費量を予測するモデルとなっている。

時系列分析で用いたデータの測定点の2015年1月19日から2016年5月31日までの電力消費量を用いて学習を行った。図-5（b）に、2016年6月5日から6月18日まで2週間分のデータを入力して、6月19日から1週間を予測した例を示す。縦軸は1時間単位の電力消費量である。予測結果を見ると、計測値と予測値との間で規則的な変化は捉えられているが、需要ピークに差が生じている。これは、予測において参照した過去の行動パターンと、実際の



(a) 将来の電力需要の予測概念



(b) 将来の電力需要の予測評価

図-5 再帰型ニューラルネットワークによる機械学習

行動との違いが捉えられている。そのため、電気
の消し忘れや装置異常による変化や省エネルギー
対策を実施した場合の効果も、ユーザーに対して
リアルタイムに提示して気づきを与えられること
を示している。

● 工学的手法

工学的手法として、計測している電力データを
基に建物の熱収支バランスの定量解析を実施した。
冷房時の熱収支は、以下の式のように記述できる⁽⁸⁾

$$Q_{AC} = Q_S + Q_L = Q_{IN} + Q_{EX}, E_{AC} = \frac{Q_{AC}}{COP}$$

Q_{AC} ：冷房負荷 (W)

Q_S ：室内の温度を下げる熱量 (顕熱) (W)

Q_L ：室内の湿度を下げる熱量 (潜熱) (W)

Q_{IN} ：室内からの熱量 (W)

Q_{EX} ：室外からの熱量 (W)

E_{AC} ：空調の冷房に使用する電力消費量 (W)

COP ：空調性能値 (値が大きいほど効率が高い)

図-6に、これらの関係を概念として示す。

本稿では、まず空調機の負荷率が高い場合には
 COP のカタログ値に近い⁽⁹⁾という前提で、空調機
の電力消費量と COP のカタログ値から冷房負荷 Q_{AC}
を求めた。室内の家電製品の電力消費量と人体負荷
から室内の熱量 Q_{IN} を求めて、室外からの熱量 Q_{EX}
を評価した。図-3のデータを計測したオフィスで
14時～15時の1時間を対象に熱負荷計算を行い、
その結果と電力消費量の割合を比較したものを
表-2に示す。熱量は、延床面積で割った値であり、
気温は31.6℃、湿度は52%とした。また空調の負
荷率は、空調機のカタログ値の電力消費量と実際
の電力消費量との割合を示す。

この結果より、空調の負荷率は100%に近く、常
に最大の冷房負荷で稼働していてインバーター制
御が効いていないことが分かる。また、電力消費
量に占める空調の割合は87%と高い。室外からの
熱量が85%以上と高いことを勘案すると、高 COP
の空調機への置き換えとともに、建物自体の断熱
性や気密性を上げることで電力消費量削減が期待

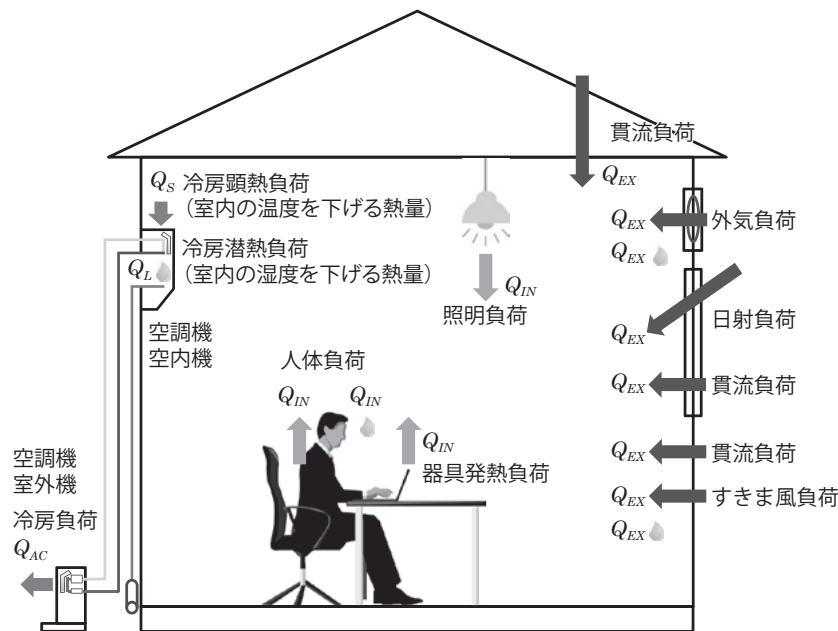


図-6 冷房負荷の概念図

表-2 熱負荷計算(空調負荷率97%)と電力消費量の割合

負荷	熱量 (W/m ²)	割合 (%)	機器	割合 (%)
冷房負荷 Q_{AC}	55		空調	87
室内からの熱量 Q_{IN}	8	15	コンセント	10
室外からの熱量 Q_{EX}	47	85	照明	3

できる。本結果は、家電製品の省エネ性能（COP）とともに、建物の省エネ性能（断熱性、気密性）についても評価ができることを示している。

省エネルギー診断の導入

データの計測に加えて実施した、オフィスでの省エネルギー診断の事例について述べる。オフィスの熱環境について、サーモグラフィーを用いて調査した結果を図-7に示す。図-7の左側は施設の写真であり、右側がサーモグラフィーで撮影した写真である。なお、本診断は工場設備に関するノウハウを持つ富士通セミコンダクター株式会社が実施した。オフィスの窓は開閉式であるが、上の図のように閉めている状態でも隙間が存在し、外気熱が室内に侵入していることが分かる。下の図は、天井からも熱が侵入している様子を示している。当該オフィスでは、未使用の部屋の扉を開放しているため、冷房されていない空間から暖かい空気が流入して不要な空調負荷を生じ、結果として空調機の冷房能力の不足を引き起こしている。

電力消費量の削減には、天井・屋根の断熱や遮光カーテン・ブラインド、二重窓を設置して屋外からの熱の侵入を防ぐとともに、扉を閉めて必要のない空間まで冷房しないような工夫を講じる必

要がある。これらの施策により、空調機の設定温度を25℃から27℃に変更することによって、20%程度の電力消費量の削減効果が期待される。⁽¹⁰⁾ またこれらに加えて、空調機の空調性能を見直すことで更なる削減効果も期待される。

本稿で述べたインドネシアの風土に合う省エネルギー対策を実施し、図-1 (b) に示した業務フローを回すことで、エネルギー消費量の実態を定量的に把握し、省エネルギー効果を継続的に実証・検証することが可能となる。

面に拡大する推計方法の確立

これまで紹介してきた手法は、特定施設（点）の測定データに基づいたものであるが、国や地域で省エネルギー対策を普及させていくためには、都市や工業団地など広域エリアへ面に拡大させていくことも重要である。本稿では、面に拡大する推計方法として用いたオープンデータを活用した取り組みについて述べる。ボゴール市の電力消費量の位置付けを図-8に示す。公開されている統計局の情報⁽¹¹⁾ と、電力会社の情報⁽¹²⁾ を参考にまとめたボゴール市の電力需要の特徴である。

図-8 (a) は、年間の一人あたり平均電力消費量をインドネシア、ジャワ島、およびボゴールで比較した結果である。ボゴールは、2014年時点で人口101万人の都市⁽¹¹⁾ であるが、平均電力消費量ではインドネシア全体の値に近い。図-8 (b) に示す街区ごとの配電用変圧器の密度分布からは、中心部の街区ほど密度が高いことが見て取れる。ボゴール市の街区ごとの人口密度と電力密度との関係 {図-8 (c)} を見ると、電力密度は人口密度よりも施設立地の影響が大きいことが分かる。

本稿では、オフィス为例としてデータや分析結果を示したが、飲食などの商業施設、産業などの工場、ホテルやショッピングモールなどの娯楽施設からモデル施設を選定して計測・分析し、類似の特性を持つ街区に当てはめて継続的に推計していくことにより、面に拡大した省エネルギー対策への適用可能性を示している。

今後の取り組み

今後は、衛星画像とDeep Learning技術⁽¹³⁾ を用い、都市画像を基に森林、川、道路、車、住居、

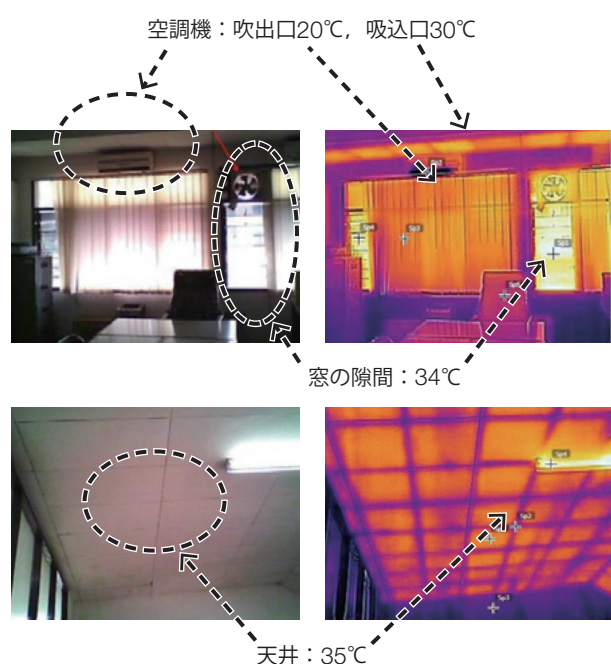


図-7 オフィスでのエネルギー損失の様子

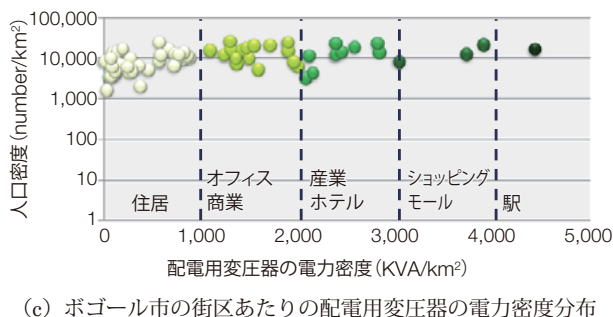
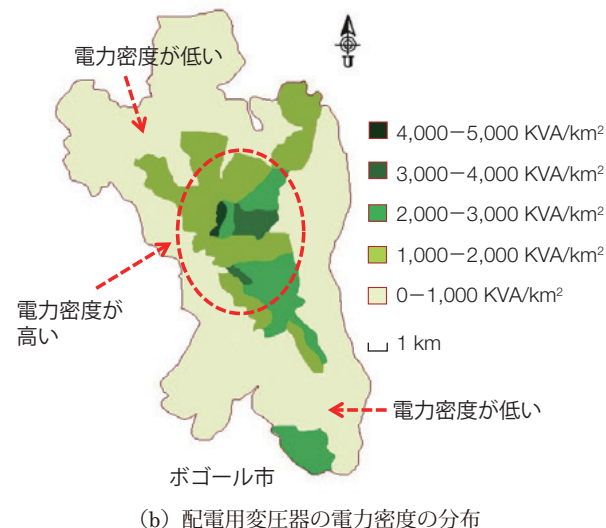
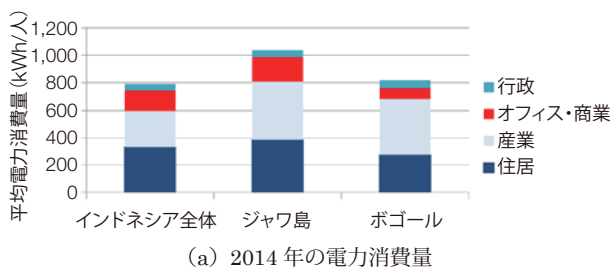


図-8 ボゴール市の電力消費量の特徴

商業施設、産業施設、オフィスなどを分類し、そこから施設数と面積を求めて街区単位のエネルギー需要の推計精度を向上させる予定である。また、本稿で述べたデータ収集システムや解析手法を大規模に水平展開し、街区ごとの温度、湿度、風速の環境パラメーターと立地条件を基に都市の最適な省エネルギー対策の選定と社会実装の取り組みのための道筋を検討していく。

む す び

本稿では、エネルギー消費量の計測データを出発点に、データ解析などを組み合わせて省エネ

ギー対策の診断・実施へつなげる業務フローについて紹介した。本稿は、環境省地球環境局総務課研究調査室から国立研究開発法人国立環境研究所社会環境システム研究センターが受託^(注)し、うち一部を富士通と共同で実施した事例に基づき記載を行ったものである。

今後は、本社会実証の取り組みを面的に拡大する推計方法を用い水平展開し、新興国の低炭素社会の実現に向け貢献していきたい。

最後に、本システムの導入に当たりご協力いただいたボゴール農科大学東南アジア太平洋気候変動リスク管理センター、富士電機株式会社営業本部海外エネルギー統括部の方々に、心より御礼申し上げます。

(注) 平成26、27、28年度二国間クレジット（JCM）推進のためのMRV等関連するインドネシアにおける技術高度化事業委託業務。

参考文献

- (1) World Economic Outlook Database. International Monetary Fund, April (2016).
- (2) 知的資産創造. 野村総合研究所, 10月号 (2014年).
- (3) 富士電機機器制御: 電力監視システム.
http://www.fujielectric.co.jp/fcs/solution_case/energy_efficiency/fmpc/
- (4) 北川源四朗: 時系列解析入門. 岩波書店, 第11(2014).
- (5) 金 明哲: Rによるデータサイエンス. 森北出版, 第9 (2014).
- (6) 山下隆義: イラストで学ぶ ディープラーニング. 講談社, 第3 (2016).
- (7) F. A. Gers. et al.: Learning to forget: Continual prediction with LSTM. In Artificial Neural Networks, 1999. ICANN 99. Ninth International Conference on (Conf. Publ. No.470), volume 2, p.850-855 (1999).
- (8) 土井巖三: 空調設備実務パーフェクトマニュアル [第2版]. 秀和システム (2014).
- (9) 宮田征門: 冷暖房機器の実性能について [資料5]. 独立行政法人 建築研究所.
<http://www.kenken.go.jp/japanese/information/information/press/20120611/20120611-5.pdf>
- (10) 環境省: オフィスでできる節電アクション.
<https://funtoshare.env.go.jp/setsuden/office/saving01.html>

- (11) Kota Bogor Dalam Angka, ISSN 0215.59.31, Publication Number:32.710.15.01 (2015).
- (12) Statistik PLN, ISSN 0852-8179, Publication Number : 31 : 621.3 (2014).
- (13) J. Sherrah : Fully Convolutional Networks for Dense Semantic Labelling of High-Resolution Aerial Imagery. arXiv : 1606.02585v1. [cs.CV] (2016).

著者紹介



内田賢志 (うちだ けんじ)

テクニカルコンピューティング・ソリューション事業本部
TCフロンティアセンター
データ解析を中心とした業務システムの開発に従事。



藤井 実 (ふじい みのる)

国立研究開発法人国立環境研究所
社会環境システム研究センター
環境社会イノベーション研究室主任研究員として従事。



芦名秀一 (あしな しゅういち)

国立研究開発法人国立環境研究所
社会環境システム研究センター
広域影響・対策モデル研究室主任研究員として従事。



牧 誠也 (まき せいや)

国立研究開発法人国立環境研究所
社会環境システム研究センター
環境社会イノベーション研究室特別研究員として従事。



半谷敏規 (はんや としのり)

テクニカルコンピューティング・ソリューション事業本部
TCフロンティアセンター
データ解析を中心とした業務システムの開発に従事。



相澤研吾 (あいざわ けんご)

国立研究開発法人国立環境研究所
社会環境システム研究センター
環境社会イノベーション研究室高度技能専門員として従事。



藤田 壮 (ふじた つよし)

国立研究開発法人国立環境研究所
社会環境システム研究センター
社会環境システム研究センター長として従事。