

# データベース自動生成型ディスアグリゲーション技術による 太陽光発電所と大学研究棟の電力内訳見える化の一例

## A Study on Energy Disaggregation with Self-Generated Databases in Solar and Academic Facilities

高橋真吾\*, 相馬達也\*, 西村 想\*, 正沢道太郎\*

### 1. はじめに

商工業施設におけるエネルギー管理は、エネルギーコストの上昇、カーボンフットプリントの削減圧力、そして持続可能な経営が求められる中、エネルギー消費の効率化は企業の競争力に直結します。しかし、これらの施設では、複数の機器やシステムが独自に稼働し、それぞれが異なる動作パターンを持つため、その管理は極めて複雑で困難です。エネルギー管理を適切に行わなければ、無駄なコストの増加、設備の故障リスクの上昇、さらには環境規制への不適合といった重大なリスクに直面する可能性があります。

NILM (Non-Intrusive Load Monitoring) として知られるディスアグリゲーション技術は、施設全体を計測したエネルギー消費データを解析し、施設内に存在する設備ごとにエネルギー消費の内訳を推定します。従来は、計測したい設備や回路それぞれにひとつずつ多数の個別センサーを設置する EMS (Energy Management System) を用いる必要がありましたが、初期投資が大きいため、見える化だけでは費用改善効果が見込めないことから導入が進んでいません。くわえて、EMS により見える化したとしても、電力データの分析やそれに基づいたインサイト検討や提言に専門知識が必要なことから、専門家の助言無しで有用に活用することができていませんでした。そこで、家庭向けに一定の効果を発揮しているディスアグリゲーション技術を用いて、商工業施設のような多様で複雑な環境においても経済合理的な範囲で電力の見える化する仕組みを実現することが検討されています。しかしながら、これまでの家庭向けディスアグリゲーション技術は、事前に準備されたデータベースに依存しているため、新しい機器や未知の負荷に対する柔軟性に欠けるとい

う重大な課題があり、多様な設備のある商工業施設には対応が望まれています<sup>1, 2, 3)</sup>。

本研究では、これらの課題を克服するために、動的にデータベースを生成し、リアルタイムでエネルギー消費の内訳を推定する「データベース自動生成型ディスアグリゲーション技術」を紹介します。この手法は、図1に示すように、施設の受電端に設置したセンサーの計測した電流波形を学習エンジンが分析することで、個別設備の電流波形を抽出し、データベースを自動生成することが、ユニークな特徴です。一般的に個別設備を明示的にオン・オフすることで作られるデータベースを事前に構築する必要なく、最低2週間分の受電端の電流波形データから学習エンジンが個別設備の電流波形を自動で抽出し、データベースを自動生成します。

本研究では、この技術を用いた EnergyColoring 社製ディスアグリゲート電流計 EnergyColoring (エナジーカラリング) を用いて、太陽光発電所および大学研究棟の電力消費状況を測定した結果の概要を示します。ディスアグリゲート電流計 EnergyColoring は、電気工事に該当しない15分程度の軽作業設置が可能で、1分後1分刻みでクラウド経由で電力内訳データをリアルタイムに Web ダッシュボードでの閲覧が可能です。図2に概要を示します。Web ダッシュボードでは、データを見える化するだけでなく、データを生成 AI で文章に解釈し解説する機能や過去の事例から効果のある脱炭素アクションを紹介する機能を提供しています。

\* 株式会社 EnergyColoring

URL: <https://www.energy-coloring.com/>

TEL: 042-407-8652

email: s-takahashia@energy-coloring.com

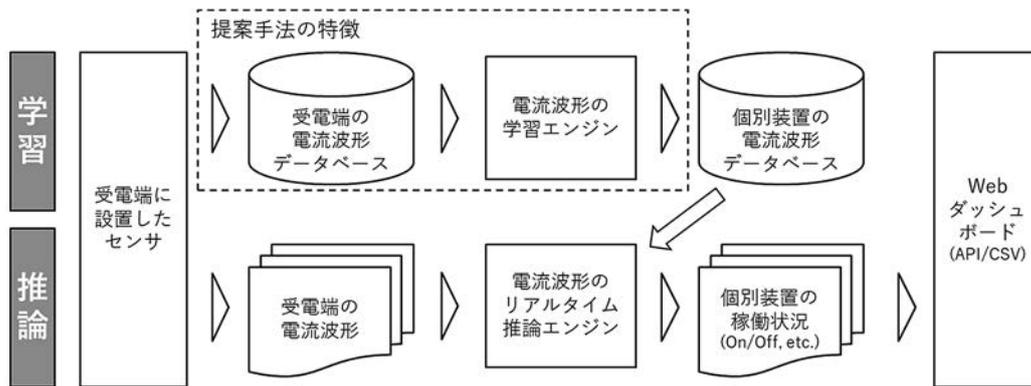


図1 本提案手法の概要



図2 本提案手法が実装されたディスアグリゲート電流計 EnergyColoring

## 2. 先行技術

NILMとして知られるディスアグリゲーション技術は、計測された施設全体のエネルギー消費データを解析し、個別設備ごとに消費電力を内訳する技術です。しかし、従来のNILM技術は、主に家庭環境向けに開発されており、商工業施設のような複雑で多様な装置がある環境での事例は限られており、商業的な展開も多くはなされていません<sup>1, 2, 3)</sup>。

従来のディスアグリゲーション技術は、各設備の電力使用パターンや固有の電流波形を事前にデータベースに登録し、そのデータベースと実際の測定データを照合することで、個別設備の稼働状況やエネルギー消費を推定します。これらの手法には、変化点検出や時系列分析などの信号処理技術や、隠れマルコフモデル (HMM) を用いた機械学習技術などが報告されます<sup>1, 2, 3)</sup>。これらのアプローチは、装置の数や種類が限られており比較的単純なエネルギー使用パターンを持つ家庭環境では一定の精度を

達成していますが、商工業施設では、装置数が膨大でありデータベース作成が困難であるという問題があります。このような施設は、一般的には、空調システム、照明設備、製造機械、IT インフラなど、独自の消費パターンを持つ多種多様な機器が時々刻々稼働しているだけでなく、施設によって各設備の電力使用パターンや固有の電流波形も異なっており、汎用的なデータベースでは対応できず施設ごとにデータベースを作る必要があります。それにくわえ、従来の静的なデータベースに基づくアプローチでは、そもそもすべての装置を事前に登録することが現実的ではないうえ、未知の設備に対応する柔軟性が欠如しており、分析の実施自体にも困難が生じます。

最近の進展として、機械学習技術の導入、特に、ディープラーニング技術を活用した手法が提案されており、事前に準備した静的なデータベースに依存せず、測定データから直接学習することで、未知の設備にも対応可能とされています。畳み込み

ニューラルネットワーク (CNN) やリカレントニューラルネットワーク (RNN) といった深層学習モデルは、複雑なエネルギー使用パターンを解析することで、より複雑なエネルギー消費パターンを解析できる能力を持ち、商工業施設のような多種多様な装置が時々刻々と動作パターンを変化させる動的な環境に対応できる可能性があります。さらに、複数の機械学習手法を組み合わせたモデル、例えば、ガウス混合モデル (GMM) やサポートベクターマシン (SVM) などを用いた提案もされています。しかしながら、これらの機械学習ベースの技術も、学習データの品質や量、計算リソースの要求といった新たな課題に直面しており、さらなる技術的改善が求められています。

以上のように、従来のディスアグリゲーション技術は商工業施設において多くの制約がありましたが、機械学習技術の導入により、その適用範囲が広がっています。

### 3. データベース自動生成型ディスアグリゲーション技術

ここまで述べたように、従来のディスアグリゲーション技術では、あらかじめ構築された静的な

データベースに基づいて、各機器のエネルギー消費を内訳します。しかし、商工業施設の複雑なエネルギー使用環境では、この静的データベースが新しい機器や予測外の負荷変動に対応しきれないという課題がありました。これに対し、本研究で提案するデータベース自動生成型ディスアグリゲーション技術では、測定データをリアルタイム解析し、動的に施設ごとに専用のデータベースを自動生成します。このアプローチにより、事前のデータベース構築が不要となり、未知の環境や機器にも柔軟に対応することが可能になります。

提案手法は、従来手法で使用される事前準備した大規模なデータベース (図3左) を用いるのではなく、施設の受電端または分電盤に設置された1台のセンサーが測定した電流波形データを用いて自動的にカスタムデータベース (図3右) を個別に生成します。提案手法をブロック図で表現したものを図1に示します。本提案ではデータベースの自動生成がポイントになります。設備ごとの電流波形の推定には、受電端の電流波形が設備ごとの電流波形の重畳信号であることを利用しています。受電端の電流波形が時刻ごとに動いている装置の組合せであることから、複数の時刻における電流波形の関係をうまく

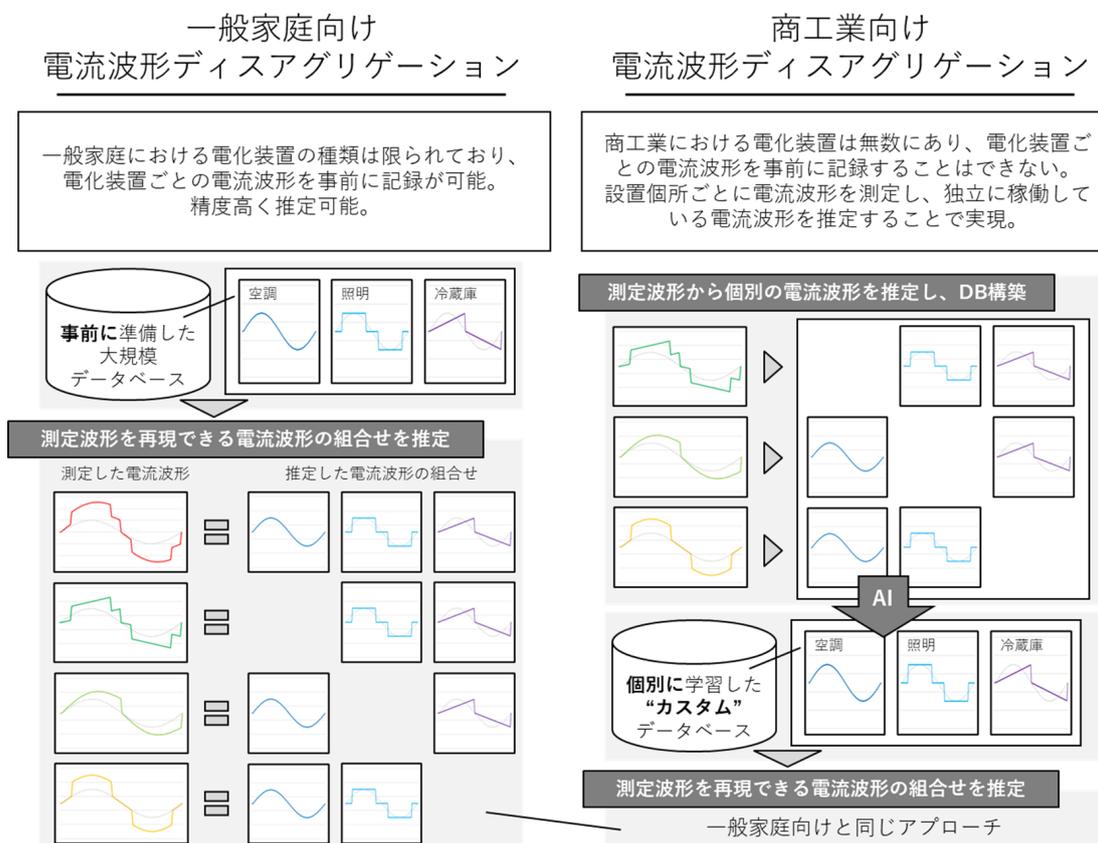


図3 データベース型とデータベース自動生成型ディスアグリゲーション技術

活用することで個別の電流波形を推定します。(図3右中段)ここでは詳細は割愛しますが、時刻ごとの電流波形を連立方程式のように取り扱うことで、個別設備の電流波形とその稼働状況を推定する定式化手法などが考えられます。

このデータベースの自動生成においては、電流波形の詳細分析や動作パターンの分析を通して各設備のユニークな特徴を識別し、それぞれの設備名を推定します。例えば、電流波形であれば周波数成分や力率などや、動作パターンであれば稼働状態が変化するオン・オフ時の挙動や動作タイミングの周期性などを分析します。これらの設備の特徴や動作パターンから一般的な設備の挙動と比較し、動的なデータベースに登録します。新たな機器が導入された場合や既存機器の使用パターンが変化した場合であっても、適応的にデータベースを更新することで、適切な推論結果を維持します。

データベースが自動生成された後は、従来型のディスアグリゲーション技術と同様に、測定された受電端の電流波形を再現できる電流波形の組を推定します(図1, 図3左下段)。詳細は省略しますが、組合せ問題として定式化されることが多いです。

#### 4. 適用事例

提案したデータベース自動生成型ディスアグリゲーション技術の有効性を実証するため、太陽光発電所および大学構内の研究棟において、この技術を

実装した EnergyColoring 社製ディスアグリゲーション電流計 EnergyColoring(エナジーカラリング)を用いた結果を紹介します。

先に概要を述べますと、太陽光発電所での実証ではインバータごとの発電傾向把握や異常検知の実現可能性が示唆され、大学研究棟では多数の未知負荷がある施設で電力内訳を推定されることが確認されました。さらに、提案手法が動的にデータベースを更新し続けることで、設備ごとの電力増加減少トレンドの早期把握や、予知保全等の運用効率改善などの持続的なメリット享受が期待されます。以下に示す結果を参考にしつつ、商工業施設のエネルギー管理がより効率的かつ効果的にアップデートされ、さらなるコスト削減と持続可能なエネルギー利用の促進に寄与することが期待されます。

#### 4.1 太陽光発電所での実装と評価

太陽光発電所では、発電量の変動をリアルタイムで監視するため、および、インバータごとの発電量内訳を推計するために提案手法を適用しました。一般的な太陽光発電所では、複数の太陽光パネルとインバータが接続され、それぞれの発電量が刻々と変化します。この変動に対し、本提案手法を活用した EnergyColoring を、複数のインバータが合流する回路の根本に1台設置し、エネルギー消費の内訳を推定しました。

図4右上に示されるように、ディスアグリゲーション技術を使用していない場合、電力データは単

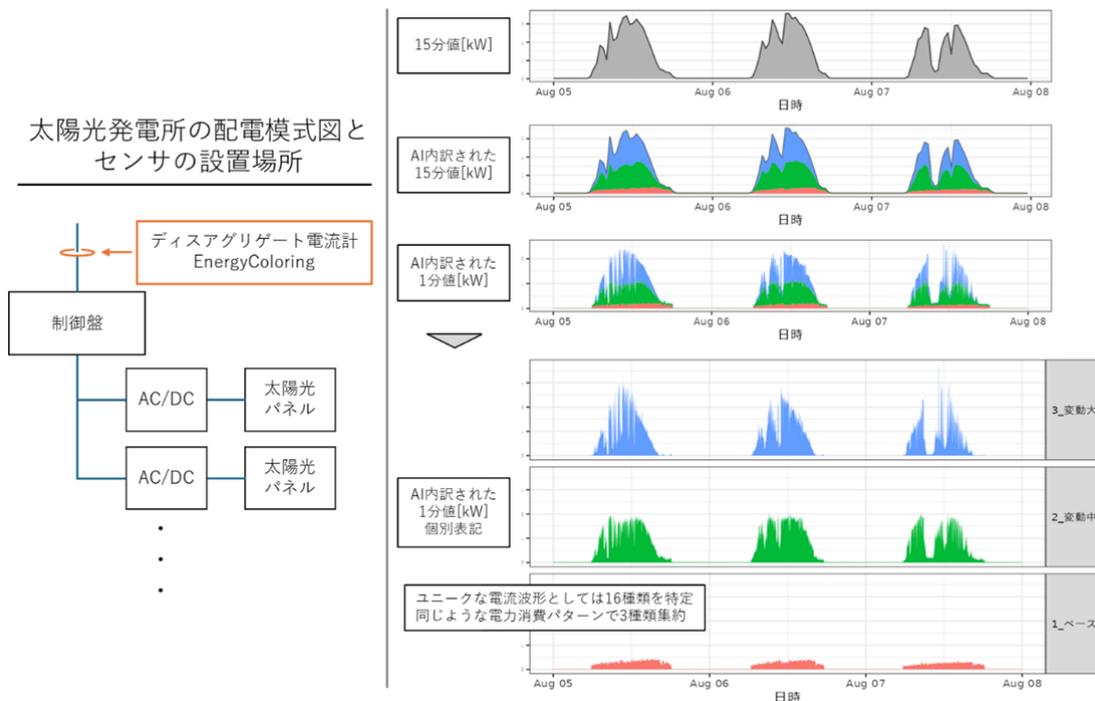


図4 太陽光発電所の設置状況と EnergyColoring によるディスアグリゲーション結果

位時間ごとに1つの値として扱われますが、提案手法を活用したEnergyColoringでは、時間方向にも電力方向でも分解能を高めた、電流波形に基づいた16種類の設備の1分値を提供します。図中では、データの解釈性を高める観点で、電流波形は異なるが、エネルギー消費パターンが類似している設備を同じ色のグループで表現します。この太陽光発電所には少なくとも3つの異なる設備が、異なるタイミングや負荷条件で稼働していることが推測されました。

この太陽光発電所では、インバータの個別発電量を計測していないため、比較はできていませんが、EnergyColoringが電流波形の異なる装置ごとに内訳していることから、インバータごとの発電量を個別に推定しているのではないかと推測されます。このように提案手法によって得られたデータは、太陽光発電所内のエネルギー消費を詳細に把握することに活用できます。

さらに、設備の監視用途だけにとどまらず、異常検知や予知保全用途にも活用できる可能性があります。例えば、インバータの電流波形の異常や蓄電池の異常な放電パターンが検出された場合、その異常事象を早期に発見することで、発電効率の維持および設備のダウンタイムの最小化が期待されます。

#### 4.2 大学研究棟での実装と評価

提案手法を大学研究棟に適用した結果を示します。この施設では、照明、空調システム、エレベーター、IT機器など、複数の設備が存在していると

予想されますが、EMS等が導入されていないことから網羅的に把握できていません。しかしながら、これらの設備は異なる電流波形と動作パターンを持つことが期待されるため、提案手法がどのように設備を識別したかを紹介します。

図5右下グラフでは、太陽光発電所の結果と同様に16種類のユニークな電流波形が特定され、それらを5つの異なる消費パターンに分類したロードカーブを示しています。各グループが異なる時間帯に稼働していることが確認できます。このように内訳されたグループごとのロードカーブをもとに、グループごとの設備名を推定することやヒアリングを通して特定することが可能になります。この装置名とロードカーブをもとに、エネルギーの無駄や非効率な運転状態が検討され、具体的な改善策を講じることが可能となります。例えば、空調システムの設定温度の最適化や、夜間電力の削減の効果検証に使える可能性があります。

#### 5. 結論と今後の展望

本研究で提案したデータベース自動生成型ディスアグリゲーション技術は、商工業施設におけるエネルギー管理を飛躍的に向上させる可能性を示唆します。従来の静的データベースを活用したディスアグリゲーション技術では対処が難しかった未知の設備

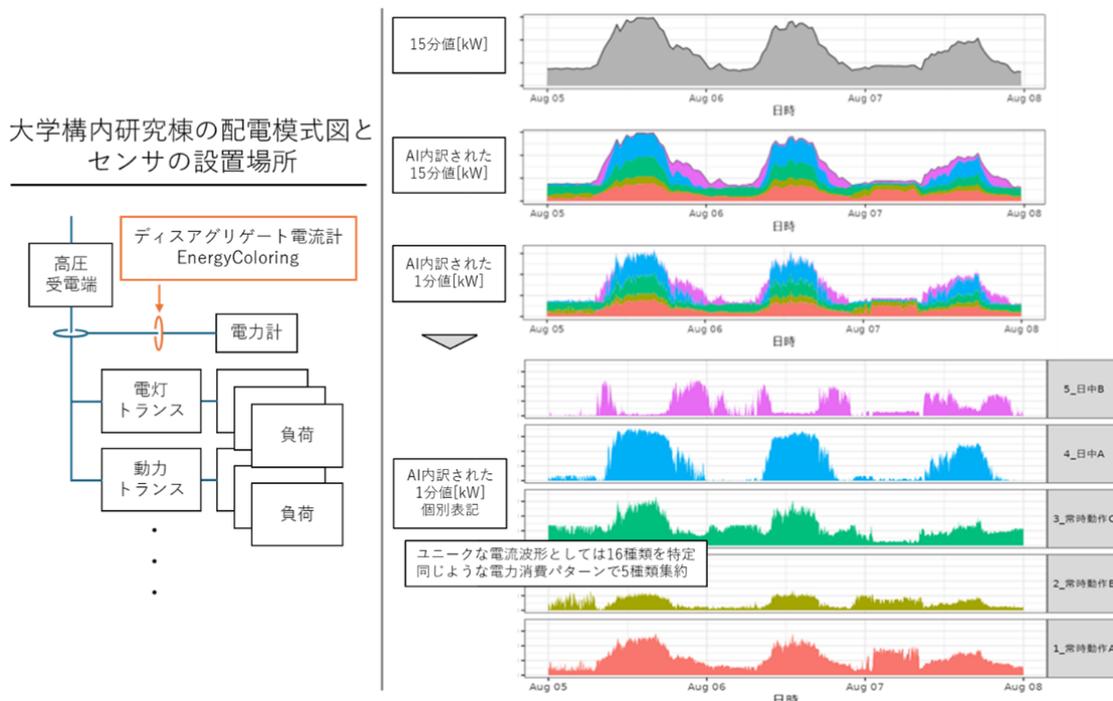


図5 大学研究棟の設置状況とEnergyColoringによるディスアグリゲーション結果

に対しても、提案手法はリアルタイムで適応することが可能です。適用事例では、太陽光発電所や大学研究棟のといった異なる環境における分析結果を紹介しました。

今後の研究開発とパートナーとの事業開発を通じて、さらに多くの商工業施設や地域の電力内訳を明らかにし、持続可能なエネルギー社会の実現を加速します。

#### 参考文献

- 1) A. Verma, A. Anwar, M. A. P. Mahmud, M. Ahmed and A. Kouzani, A Comprehensive Review on the NILM Algorithms for Energy Disaggregation, arXiv, <https://doi.org/10.48550/arXiv.2102.12578>, (2021)
- 2) S. K. Lien, B. Najafi and J. Rajasekharan, Advances in Machine-Learning Based Disaggregation of Building Heating Loads : A Review, *Energy Informatics*, vol 14467, [https://doi.org/10.1007/978-3-031-48649-4\\_11](https://doi.org/10.1007/978-3-031-48649-4_11), (2023)
- 3) M. Kaselimi, E. Protopapadakis, A. Voulodimos, N. Doulamis, A. Doulamis, Towards Trustworthy Energy Disaggregation : A Review of Challenges, Methods, and Perspectives for Non-Intrusive Load Monitoring, *Sensors*, 22 (15) : 5872. <https://doi.org/10.3390/s22155872>, (2022)

#### 著者略歴



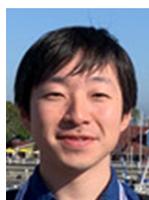
高橋 真吾 (タカハシ シンゴ)  
株式会社 EnergyColoring  
代表取締役・創業者  
博士 (工学)



相馬 達也 (ソウマ タツヤ)  
株式会社 EnergyColoring  
創業者  
博士 (理学)



西村 想 (ニシムラ ソウ)  
株式会社 EnergyColoring  
取締役・創業者



正沢 道太郎 (シヨウザワ ミチタロウ)  
株式会社 EnergyColoring  
取締役・創業者