

ライフログとEVを活用した スマートグリッドシミュレーションフレームワーク

飯田 惇子[†] 村上太一朗[†] 石毛 大貴[†] 本藤 祐樹^{††} 富井 尚志^{††}

[†] 横浜国立大学大学院環境情報学府情報環境専攻 〒240-8501 神奈川県横浜市保土ヶ谷区常盤台 79-7

^{††} 横浜国立大学大学院環境情報研究院 〒240-8501 神奈川県横浜市保土ヶ谷区常盤台 79-7

E-mail: [†]{iida-junko-kg,murakami-taichiro-ng,ishige-taiki-nx}@ynu.jp, ^{††}{hondo,tommy}@ynu.ac.jp

あらまし 本研究では、再生可能エネルギーとEVを構成要素とするスマートグリッドにおける電力負荷平準化をシミュレーションできるフレームワークを提案する。本フレームワークは、データベーススキーマ、負荷平準化シミュレーションアルゴリズム、負荷平準化によるメリット・デメリットの定量化手法の3つから構成される。本フレームワークによって、スマートグリッドでの負荷平準化のデメリットの定量化も可能にしたことで、より現実的にスマートグリッドの実現可能性を検討できることを示した。

キーワード ライフログデータベース、シミュレーションフレームワーク、スマートグリッド、再生可能エネルギー、電気自動車、電力負荷平準化

1 はじめに

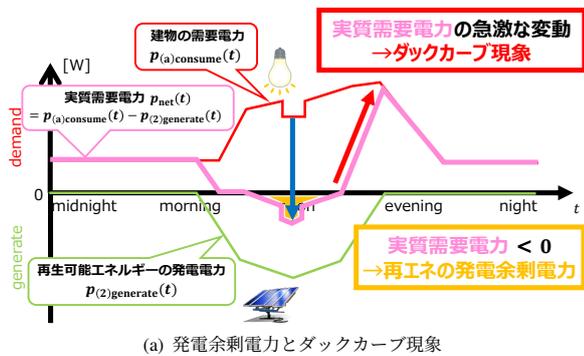
センサ技術やストレージ技術の発達により、実世界の膨大かつ多様なデータを取得・蓄積することが可能になった[1]。中でもスマートフォンなどのスマートデバイスやIoT (Internet of Things) の普及により、ヒトの生活に関する記録である「ライフログ」が容易に利用できるようになった。また、地方公共団体がオープンデータに関する取り組みを進めたことで、気象データなどの場所固有の様々なデータが利用できるようになった。このような状況下で、経済産業省は、リアルデータを利活用するためのプラットフォーム構築の重要性を述べている[2]。しかし、ライフログやオープンデータは多量でかつ多様であるという性質からその扱いが難しく、その管理方法や応用先が模索されている。

一方、近年のエネルギー問題として、温室効果ガスの一つであるCO₂排出を抑えつつ、効率的にエネルギーを利用していくことが求められている[3][4]。この問題の対策の一つに、化石燃料由来の電力消費を抑えるために再生可能エネルギーを導入することが挙げられる。ところが、再生可能エネルギーは気象や季節に依存することから、その発電電力が不安定である(図1(a))。そのため、需要電力を発電電力に一致させること(エネルギーマッチング)が難しく、消費しきれずに余ってしまう「発電余剰電力」が生じることがある。再生可能エネルギーの発電パターンは同期するため、発電余剰電力を電力系統に送電(売電)することは難しく、出力抑制を行うことで再生可能エネルギーを有効に活用できない可能性がある。また、電力供給側に対する実質需要電力(net load: 需要・発電電力差)に急激な変動を引き起こしてしまう「ダックカーブ現象」が生じることが懸念される[5][6]。一般的に電力系統は電力需要が多い時に効率が高くなるように構築されるため、ダックカーブ現象が電力

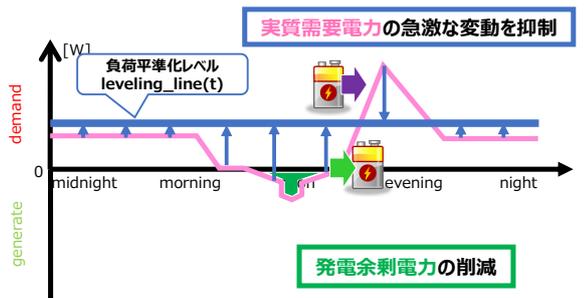
系統のエネルギー効率を低下させてしまう可能性がある。これに対し、再生可能エネルギーを地産地消によって有効活用しつつ実質需要電力の変動を抑えること、すなわち需要側による負荷平準化を行うスマートグリッドが解決策として考えられている[4]。図1(b)に示すように、多くの需要家がこのように動くことによって、結果として電力供給側にとってのダックカーブ現象を抑えることにつながる。需要側の電力消費は個々に異なるが、「そこだけ」のライフログを活用することによって、適した負荷平準化を計画的に実行できる可能性がある。

発電余剰電力が生じることや実質需要電力が変動が大きくなることの要因は、需要電力と再生可能エネルギーの発電電力が一致しないことである。そのため、一致しなかった電力を一時的に貯めることができれば、それらを解決できると考えられる。そこで、発電余剰電力をバッテリーの空き容量に充電し、発電の少ない時間帯に電力系統に給電することにより、不安定な再生可能エネルギーを有効活用し、なおかつ負荷平準化に貢献できると考えられる(エネルギーの時間移動)。そして、今後の普及が期待される電気自動車(EV: Electric Vehicle)をスマートグリッドのバッテリーとして活用(VGI: Vehicle-Grid Integration)できると期待される[7]。バッテリーを搭載したEVは、走行するだけで、再生可能エネルギーの発電設備から電力系統へ電力を送る電線(自営線)を引かなくとも、エネルギーを運ぶこと(エネルギーの空間移動)ができる。さらに、非走行時に充電を行うことにより、電力系統と電力の融通を行うことができる。

ただし、EVを用いたエネルギーの時間移動と空間移動を実現するためには工夫を要する。EVは個別に使用状況が異なるため、適切な充電を行うことが難しい。また、バッテリーの充電に伴い、エネルギー変換ロスが生じたり、バッテリーの損耗が加速したりすることが知られている[8]。以上より、再生可能エネルギーとEVバッテリーを組み合わせた負荷平準化を



(a) 発電余剰電力とダックカーブ現象



(b) バッテリーによるエネルギーの時間移動

図1 太陽光発電導入時の実質需要電力と負荷平準化

実現するためには、現実的なデータに基づいて実現可能性の評価を事前に行うことが大きな課題である。

以上の課題に対して我々は、エネルギー利用に関する場所固有のデータを用いたシミュレーションフレームワークを構築することにより、場所ごとの負荷平準化の実現可能性の検討を可能にすることを考えた。我々の提案するシミュレーションフレームワークは、現実世界をモデル化し適切にデータを格納することのできるデータベース、負荷平準化をシミュレーションするためのアルゴリズム、そして負荷平準化によるメリット・デメリットの定量化手法の3つによって構成される。これにより、その場所で負荷平準化をしたときに得られるメリットと生じるデメリットをそれぞれ定量化することで、スマートグリッドの実装方針を立てるための知見を得られたり、技術開発や社会制度設計のための議論を進めることができると考えられる。

これまで我々は、負荷平準化のシミュレーションアルゴリズムと負荷平準化によるメリットの定量化手法について検討してきた[9]。そこで本研究では、データベースとデメリットの定量化手法を構築し、フレームワークを完成させる。

2 関連研究

2.1 スマートグリッドに関する研究

再生可能エネルギーとバッテリーを組み合わせたスマートグリッドに関する研究は現在盛んに行われている。Simmら[10]は再生可能エネルギーの発電電力と需要電力を同期させることを目的に、ユーザの電力消費意識を改善させるシステムを

提案し、電力系統が独立した島で実証実験を行った。また中川ら[11]は、電力変換を極力減らした「スマートPV & EVシステム」を提案し、EVを利用したことによるCO₂の削減効果をシミュレーションで確認した。これらの研究は、スマートグリッド技術の評価を主な目的としており、スマートグリッドを想定したデータ管理フレームワークやデータ分析例を提案する本研究とは立場が異なる。

また、EVは非走行時に電力を電力網に供給すること(V2G: Vehicle to Grid)ができる。V2Gの導入効果の検討としてKemp-tonら[12]は、V2Gをアメリカの電力市場に投入した際にどの程度の効果と利益が得られるのかの検証を行った。Jansenら[13]は複数のEV群を1つの仮想的な発電所としてみなすEV-VPPを提案し、V2Gが果たす役割について論じた。Itoら[14]は、家庭内消費電力の予測に基づくEVの充放電計画の提案を行い、スマートグリッドを模した環境を構築し実験を行った。Amamraら[15]は、スマートグリッドでEVを用いて電圧と周波数サポートを行うことを提案し、バッテリーのコストを最小化しつつグリッドとEV所有者の利益を最適化するような手法を構築した。これらの研究はVGIの効果の評価や実現手法の提案を行っており、再生可能エネルギーとEVに関する総合的な評価をしていない。これらの研究に対し、本研究は再生可能エネルギーとEVのデータを統合するライフログデータベースを構築し、需要側の立場からVGIの実現可能性に関する総合的な定量評価ができることを示す。

さらに、電力系統の安定化や高いエネルギー効率の維持のために、電力の負荷平準化は重要な課題である。Hongら[16]は、電力の負荷平準化を目的に、電化製品の使用時間の計画を立てるシミュレーションを行った。Xuら[17]は、異なるタイプの建物を組み合わせてエネルギーの負荷平準化を達成するためのシミュレーションが行えるシステムを提案した。

以上のようにスマートグリッドは、電力供給側の立場から設計する方法と電力需要側から設計する方法が見られる。電力供給側の立場からは大規模な需要変動に対して周波数変動を抑制することに主眼が置かれることが多い。一方、需要側の立場からは節電などの方法によって需要抑制することに主眼が置かれることが多い。よって本研究では、需要側の立場から不安定な再生可能エネルギーを地産地消しつつ、実質需要電力を平準化して供給側の負担を減らす方法をとる。

2.2 リチウムイオンバッテリーの損耗に関する研究

今日のEVにはリチウムイオンバッテリーが広く搭載されている。リチウムイオンバッテリーは、多くの要因によって損耗が生じ、満充電容量の損失が起こることが知られている。バッテリーの公称容量に対する現在の満充電容量の割合は、バッテリー健全度SOH(State of Health)と呼ばれ、バッテリーが損耗するとSOHが減少する。SOHは以下の計算で求められる。

$$SOH[\%] = \frac{\text{現在の満充電容量}}{\text{公称容量}} \times 100$$

リチウムイオンバッテリーの損耗は時間経過によるカレンダーロスと繰り返しの充放電によるサイクルロスの2つに大

別される。Wang [18] らの研究によると、カレンダーロスの要因は気温と経過時間、サイクルロスの要因はバッテリー温度と充放電速度、充放電量である。彼らは、各損耗要因について、同じ条件で繰り返し充放電する静的実験を大規模なテストマトリックスに基づいて行い、カレンダーロスとサイクルロスによるバッテリーの容量損失を独立に計算できる半経験的なバッテリー損耗モデルを開発した。しかし、EV バッテリーの各損耗要因は動的に変化するため、静的実験で得られた損耗モデルを利用することは適さない。Sarasketa [19] らは、静的実験で得られた損耗モデルが、各損耗要因が動的に変化する、より現実的なサイクルで生じる損耗も予測できるかという検証を行い、損耗モデルの改良を行った。現実的な EV バッテリーの損耗を全て分析するためには、各損耗要因の動的変化を全て網羅した大規模な実験を行うことが必要である。しかし、EV バッテリーにおける各損耗要因の傾向は EV の利用方法によって様々であり、そのような実験から損耗を定式化することは困難である。そこで、本研究では、個々の EV のライフログに基づきバッテリーの損耗を簡易に定量化することを旨とする。

3 想定環境のモデル化とシミュレーションフレームワーク

3.1 本研究の達成目標

本研究は需要側が消費電力を望ましい形に制御するスマートグリッド環境を想定する。2.1 節で述べた各種の方法に基づき、不安定な再生可能エネルギーにバッテリーを組み合わせ、地産地消しつつ、実質需要電力を平準化する。このときのバッテリーとして、生活の中で使用される EV を用いる。結果として次のことを実データに基づいて定量化し、導入検討者を支援する。

- (1) 負荷平準化が達成されるか
- (2) 再生可能エネルギーを有効活用できるか
- (3) デメリットがどの程度生じるか

3.2 想定環境

需要側のスマートグリッド環境として、オフィスビル群や集合住宅ごとに、電力需要設備、再生可能エネルギーの発電設備、充電設備から構成される地域電力網（マイクログリッド）を形成し、1つのマイクログリッドにつき1つの充電設備（energy station）があることを想定する（図2）。それぞれのマイクログリッドにおいて、次の五つのことを想定する（図3）。

- (1) 電力需要設備が電力を消費する
- (2) 再生可能エネルギーの発電電力は地産地消する
- (3) 再生可能エネルギーだけでは賄いきれない実質需要電力は、マイクログリッド外部の大規模発電所（外部電源）から送電網を通して供給される

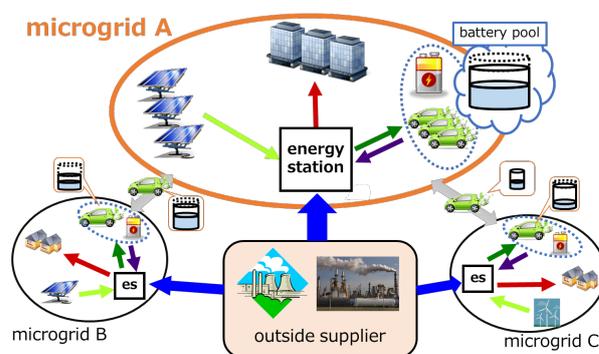


図2 想定するスマートグリッド環境

- (4) 充電設備（energy station）はパワーコンディショナーとしての機能を持ち、複数の電力供給元から複数の電力供給先へ流れる全ての電力を制御する¹
- (5) EV は、駐車場に設置された充電設備とプラグする²ことにより、バッテリーの充電を行い、負荷平準化をサポートする

充電設備とプラグ中の EV のバッテリー群をバッテリープールと呼び、EV がプラグを開始（プラグイン）/終了（プラグアウト）することにより、バッテリープールの総バッテリー容量および総エネルギー残量が増加/減少する。

本研究では、マイクログリッド内の電力需要設備の消費電力を暫定需要電力、「外部電源からの供給電力と再生可能エネルギーの発電電力の和」を暫定供給電力と定義し、電力の需要と供給を比較する。暫定供給電力が暫定需要電力を上回る時間帯にバッテリーに充電を行い、暫定供給電力が暫定需要電力を下回る時間帯にバッテリーから給電を行うことにより、外部電源から供給される電力の変動を抑えること（外部電力の負荷平準化）を目指す（図4）。

3.3 スマートグリッドのエネルギーフローのモデル化

先行研究 [9] において、スマートグリッド内の電力の供給元、供給先をエネルギーフローとして定義した。負荷平準化を行った際のスマートグリッド内のエネルギーフローを定量化し、それに基づいてメリットやデメリットの定量化を行う。

3.4 シミュレーションフレームワーク

本論文で提案するシミュレーションフレームワークは以下の三つのフェーズに分けられる（図5 枠線内）。

- (1) 実世界（マイクログリッド）からセンサ等を用いて得られたライフログデータを適切に格納するデータベース（詳細は4章）
- (2) データベースに格納されたデータをもとにそのマイクログ

1: V2H (Vehicle to Home) を実現する製品として三菱電機の「SMART V2H」(<http://www.mitsubishielectric.co.jp/home/smarty2h/>) が市販されている。

2: 充電設備のコネクタを EV の充電口に差し込むこと。

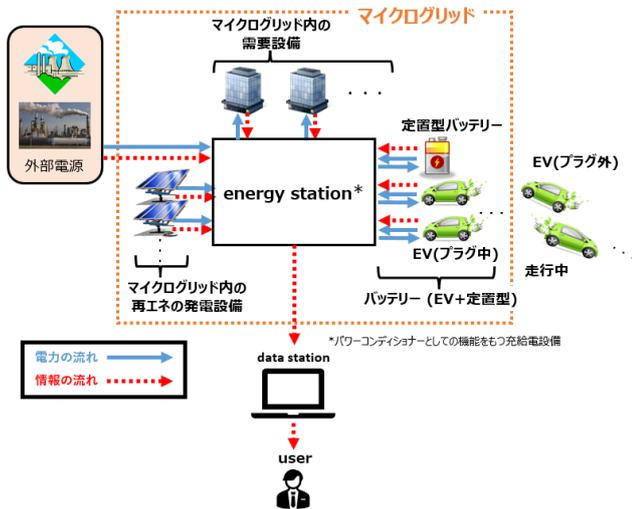


図3 マイクログリッドのシステム構成図

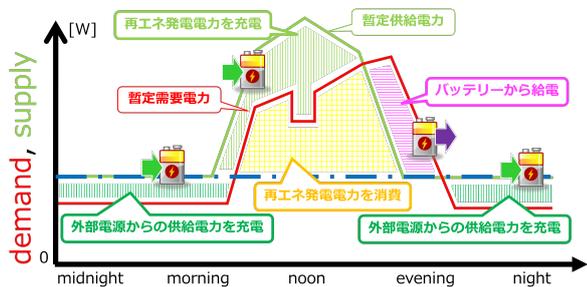


図4 再生可能エネルギーとEVバッテリーを活用する負荷平準化

リッドでの負荷平準化をシミュレーションするアルゴリズム (詳細は 3.5 節)

- (3) そのマイクログリッドで負荷平準化を行った時のメリットとデメリットを定量化し情報提示する手法 (メリットの定量化についての詳細は 3.6 節, デメリットの定量化についての詳細は 5 章)

本シミュレーションフレームワークでは、実世界から得られたデータを用いたシミュレーションが可能となる。そのシミュレーションによってその場所で負荷平準化を行った場合にどの程度のメリットが見込まれるのか、またどの程度のデメリットが想定されるのかということを定量的に示す。結果として、VGIの実現可能性の評価・検討を支援する。

3.5 負荷平準化シミュレーション

本フレームワークの負荷平準化シミュレーションは、大きく二つのフェーズに分けられる。

- (1) 負荷平準化レベルの高さを決定するアルゴリズム
- (2) 負荷平準化レベルに実質需要電力を一致させるようにエネルギーフローを決定するアルゴリズム

これらのアルゴリズムは先行研究[9]にて定義したものを利用する。

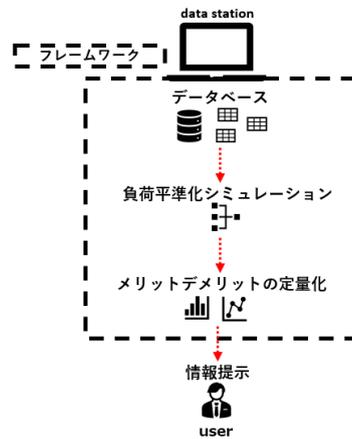


図5 シミュレーションフレームワークの概要図

3.6 負荷平準化によるメリットの定量化

本研究において以下の2点を負荷平準化のメリットとして定義した。

- (1) 発電した再生可能エネルギーを有効利用する (余らせずに使い切る) ことができたか
- (2) 実質需要電力の時間変動を抑えることができたか

なお、定量化手法については先行研究[9]において定義したものを利用する。

4 4LVGIDBの構成

本節では、本シミュレーションフレームワークのデータベースの構築を行う。本データベースをVGIを活用して負荷平準化を行うためのライフログデータベースとして「Load Leveling by Life Log and Vehicle Grid Integration Data Base」と定義し、以後4LVGIDBと呼ぶ。

想定するスマートグリッド環境のリレーショナルデータベースのスキーマ図を図6に示す。マイクログリッドの電力の供給元として、「充給電設備」(energy station) 1台には1つの「外部電源」(outside supplier) および複数の再生可能エネルギーの「発電設備」(generator) が接続され、それをリレーションシップ「station-supplier」および「station-generator」で表す。この時、「外部電源からの電力供給」(Power plant power) は「日時」(datetime) と「充給電設備」のリレーションシップ、「発電」(Renewable resources) は「日時」と「発電設備」のリレーションシップとする。また、電力の供給先として、「充給電設備」1台には複数の「電力需要設備」(board) が接続され、それをリレーションシップ「station-board」で表す。この時、「電力消費」(consume) は「日時」と「電力需要設備」のリレーションシップとする。さらに、「EVバッテリー」(EV battery) は、「充給電設備」とプラグすることができ、充電を行うことで電力供給先と供給元の両方の役割を担う。「EVの状況」は(EV situation) 「datetime」と「充給電設備」と「EVバッテリー」と「シチュエーション」(situation:到着 (arrive), 存在 (presence),

出発 (departure), 不在 (absence)) のリレーションシップとし、各 EV が現在マイクログリッドに対してどのような状況なのかを示す。「EV の充給電ログ」(EV charge-discharge log) は「日時」, 「EV バッテリー」, 「プラグモード」(plug mode: 充電中 (charge), 給電中 (discharge)), 「充給電量」(power) のリレーションシップとする。「EV の蓄電状況」(EV battery state) は「日時」, 「EV バッテリー」, 「SOC」 のリレーションシップで表す。また、複数の「定置型バッテリー」(Stationary battery:SB) は決まった「充給電設備」1 台に常に接続されており、EV バッテリー同様に充給電を行うことで電力供給先と供給元の両方の役割を担う。これをリレーションシップ「station-SB」で表す。EV と同様に、「SB の充給電ログ」(SB charge-discharge log) は「日時」, 「定置型バッテリー」, 「プラグモード」, 「充給電量」(power) のリレーションシップ, 「SB の蓄電状況」(SB battery state) は「日時」, 「定置型バッテリー」, 「SOC」 のリレーションシップで表す。

マイクログリッドにおける 6 通りのエネルギーフロー(「消費する外部電力」(Powerplant->consumable), 「充電する外部電力」(Powerplant->IntoBatteryPool), 「消費する内部電力」(RenewableResources->consumable), 「余ってしまう内部電力」(RenewableResources->unusable), 「充電する内部電力」(RenewableResources->IntoBatteryPool), 「消費する給電電力」(FromBatteryPool->consumable)) は、「日時」と「充給電設備」のリレーションシップとする。

データベース内のデータを使って負荷平準化シミュレーションを行う際、それぞれのデータを時間や場所で結合、集約する必要がある。そのスキーマについて図 6 に示す。

5 負荷平準化によるデメリットの定量化

3.6 節において負荷平準化によるメリットについて述べた。一方で、負荷平準化によってデメリットが生じることも考えられる。メリットがあろうとも、デメリットがそれを大きく上回ってしまっているのは負荷平準化の実現可能性は低くなる。そのため、これらのデメリットをあらかじめ定量化することは実現可能性を検討する上で重要だと考えられる。そこで、これらのデメリットについてもデータから定量化することを考え、本章において定量化手法を提案する。

5.1 エネルギー変換ロスの定量化手法

本節では負荷平準化のために生じるデメリットの一つであるエネルギー変換ロスの定量化手法について述べる。エネルギー変換ロスとは、充給電時の変換効率がわかれば定量化可能である。EV と電力系統との充給電を可能にする設備の一つであるニチコンの EVPS (EV Power Station) の現在の仕様によると、充電時の最大効率は 90%, 給電時は 85%とされている。そこで、本シミュレーションフレームワークでは、充電時のエネルギー変換ロス(充電ロス)は電力系統からの供給量の 10%, 給電時のエネルギー変換ロス(給電ロス)は EV からの供給量の 15%とした。なお、これはパラメータに過ぎないため、変換効率を変

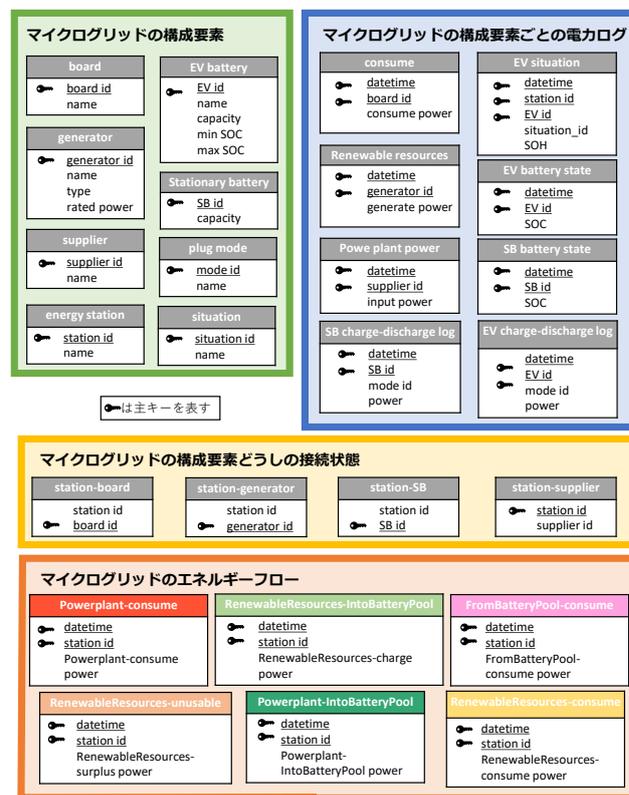


図 6 4LVGIDB スキーマ

えることで条件の変更は可能である。

5.2 EV のバッテリー損耗の定量化

2.2 節で述べたように、EV に用いられるリチウムイオンバッテリーは、充給電に伴い損耗することが分かっている。先行研究 [20] において、実際に V2G を行った EV のデータをもとに、V2G 利用される EV バッテリーの損耗について分析した。その結果、一般的な方法で利用される EV に対しては総放電量が EV バッテリーの損耗を説明するといえることがわかった。なお、一般的な利用方法とは、次の 2 つの条件を満たしていることである。

- (1) 極端な低温あるいは高温条件下での充放電を行っていないこと
- (2) 充放電速度が高い充放電が少ないこと

このような EV は、バッテリー温度や充放電速度の変化によるバッテリーへの影響が小さく、充放電量のみが損耗要因になると考えられる。EV バッテリーの充放電には充電、走行による放電、および EV から外部への給電の 3 つが含まれる。長期的な視点では充電量と放電量は一致するため、先行研究では放電量、すなわち走行による放電と外部への給電のみに着目した。のちほど示す図より、SOH は総放電量に対して階段状に減少する傾向がある。階段状となる原因は、EV 内部の SOH 計測プログラムの仕様であると仮定し、先行研究において総放電量に対する SOH の減少は直線近似することとした。この分析を経て先行研究で定式化した簡易な EV バッテリー損耗モデルを式 (1) に示

表1 モデルに関する各文字式の意味

文字式	単位	意味
ΔSOH	percent point	ある期間の SOH の減少量
a	percent point/kWh	損耗定数
$Discharge_{all}$	kWh	その期間の総放電量
$\Delta Capacity$	kWh	その期間の バッテリー容量の減少量
$Capacity_{initial}$	kWh	バッテリーの初期容量
$Discharge_{driving}$	kWh	その期間の走行放電量
$Discharge_{V2G}$	kWh	その期間における V2G による総給電放電量

す。各文字式の意味については表1に示す。

$$\Delta SOH = a \times Discharge_{all} \quad (1)$$

先行研究ではバッテリーの損耗を SOH の減少量（パーセントポイント）で導出したが、本研究では損耗を減少したバッテリー容量を kWh で表現することとした。そこで、式(1)を変形した式(2)を本研究における損耗モデルとして定義する。

$$\begin{aligned} \Delta Capacity &= \frac{\Delta SOH}{100} \times Capacity_{initial} \\ &= \frac{a \times Discharge_{all}}{100} \times Capacity_{initial} \end{aligned} \quad (2)$$

先行研究では損耗定数 a を求めることを損耗直線の生成と呼び、式(1)を変形した式(3)にモデル構築用期間の総放電量と SOH の減少量を代入することで a を決定することとした。

$$a = \frac{\Delta SOH}{Discharge_{all}} \quad (3)$$

この損耗モデルは、放電量を走行由来のものとして V2G 由来のもので切り分けること（式(4)）で損耗も走行由来のものとして V2G 由来のもので切り分けることが可能である（式(5)~(7)）。

$$Discharge_{all} = Discharge_{driving} + Discharge_{V2G} \quad (4)$$

$$\Delta SOH_{driving} = a \times Discharge_{driving} \quad (5)$$

$$\Delta SOH_{V2G} = a \times Discharge_{V2G} \quad (6)$$

$$\Delta SOH = \Delta SOH_{driving} + \Delta SOH_{V2G} \quad (7)$$

5.3 EV バッテリー損耗モデルの評価

先行研究[20]では、日産リーフ ZAA-ZE0（バッテリー容量 24kWh）の4年分の SOH データと放電データを用い、損耗直線の生成を行った。以降この EV を旧型リーフと呼ぶ。本節では別の EV のデータを用いることで、損耗モデルが先行研究の EV 以外でも成り立つかを検証する。本研究で損耗を検証する EV として、日産リーフ ZAA-ZE1 型 2020 年式（バッテリー容量 62kWh）を用いることとし、以降この EV を新型リーフと呼ぶ。新型リーフに関するデータを損耗モデル構築用期間と評価用期間に分け、損耗モデルが評価用期間においても正しく損耗を定量化できていることを示す。また、モデル構築用期間と評価用期間で給電放電量と走行放電量の割合を変え、その場合にも損耗モデルが成り立つことを示すことで、放電の要因に関わ

表2 モデル構築用期間と評価用期間と
その期間における総放電量と SOH の減少量

	モデル構築用期間	モデル評価用期間
期間	2020/9/1~2021/8/31	2021/9/1~2021/11/30
走行放電量	3055kWh	211kWh
給電放電量	335kWh	167kWh
総放電量	3390kWh	379kWh
SOH の減少量	4.31points	0.82points
バッテリー容量減少量	2.67kWh	0.51kWh

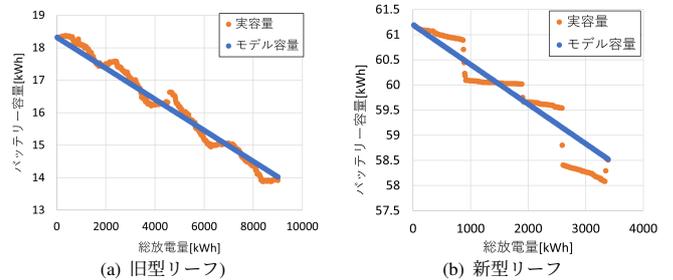


図7 モデル構築用期間の総放電量と SOH のグラフ

らず放電の総量に比例して損耗が起こることを説明する。新型リーフに関するデータを表2に示す。

先行研究で生成した旧型リーフの損耗モデルを本研究用に式(8)に示す。

$$\Delta SOH = -0.00199 \times Discharge_{all} \quad (8)$$

これにバッテリー容量の 24kWh をかけることで本研究の損耗モデルの形にしたものを式(9)に示す。

$$\Delta Capacity = -0.000478 \times Discharge_{all} \quad (9)$$

また、モデル構築用期間のデータから生成された新型リーフの損耗モデルを式(10)に示す。

$$\Delta Capacity = -0.000788 \times Discharge_{all} \quad (10)$$

旧型リーフの総放電量と実測 SOH、損耗モデルから導出した SOH の関係をプロットしたグラフ図7(a)、また新型リーフのモデル構築用期間の同様のグラフを図7(b)に示す。

また、評価用期間の新型リーフの損耗の実データとモデルから推定した損耗をプロットしたグラフを図8に示す。この時、評価期間中の総損耗量は以下のように導出される。

$$\Delta Capacity = -0.000788 \times 379 \approx -0.30 \quad (11)$$

評価用期間の実際の損耗は 0.51kWh であり、0.21kWh の誤差が生まれた。これは、本来はモデルの評価用データとしてモデル構築用データと同程度の期間のものを使用するべきところだが、データ取得期間の都合上それがかなわなかったことが一因として考えられる。階段状に減少する SOH の特性をとらえるためには、さらに多くの期間のデータが必要だと考えられる。一方、大まかに見れば総放電量から損耗を推定することはできているともいえる。この結果、旧型リーフと新型リーフの2台の EV について損耗モデルが成立することが示された。そのため、本研究における損耗推定手法として本モデルを使用する。

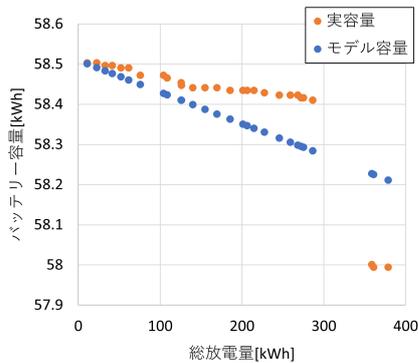


図8 モデル評価期間の総放電量と SOH のグラフ

6 デメリットの評価

本節では、本フレームワークを用いて負荷平準化シミュレーションを行い、その結果生じるデメリットの定量化を行う。

6.1 実験設定

今回負荷平準化を行う実験環境と使用するデータを表3、4に示す。

表3 実験条件

実験環境	横浜国立大学内の研究棟3棟
再生可能エネルギー	太陽光発電
EV台数	約90台
EVの使用SOC範囲	30%~80%
定置型バッテリーの容量	1500kWh
評価期間	2020/1/1~2020/12/31
評価対象日	土日祝日等の休業日及びデータ欠損日以外の223日

表4 使用したデータ

項目	種類	説明
電力需要	実データ	横浜国立大学の電力データ ³
太陽光パネル面積	仮想データ	横浜国立大学の建物の屋上面積の14%
太陽光発電	実データに基づく 仮想データ	日射量のオープンデータから算出 ⁴
車の入退構	実データ (一部仮想データ)	駐車場の映像から測定(欠損日は同じ曜日のデータを使用)
EVのバッテリー容量	仮想データ	150kWh/台
EVのSOC	仮想データ	入構時点ですべてSOC50%
定置型バッテリー	仮想データ	任意で設定

実験環境における再生可能エネルギーの発電設備として太陽光発電を用いた。なお、実際には太陽光パネルを設置していない

3: 横浜国立大学施設部, <http://shisetsu.ynu.ac.jp/gakugai/shisetsu/>

4: 横浜市環境創造局, <http://www.city.yokohama.lg.jp/kankyoo/>

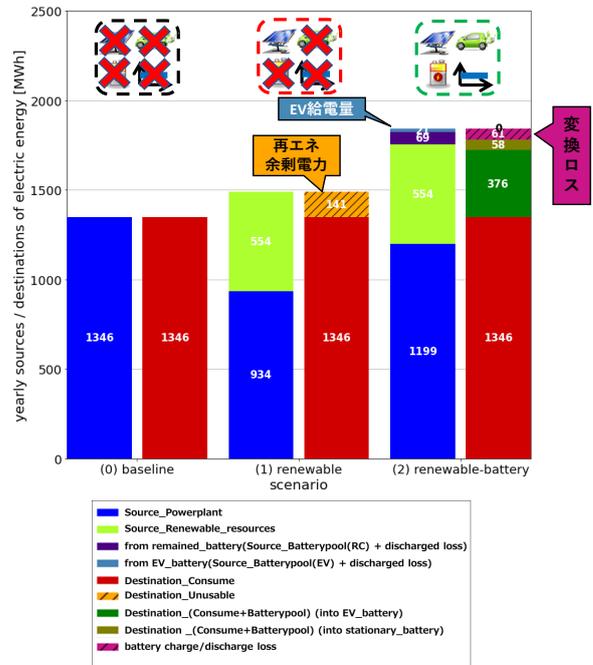


図9 エネルギーフローの年間収支

いため、研究棟3棟の屋上にパネルを敷き詰めた場合の推定発電量をJIS規格をもとに算定したものを再生可能エネルギーの発電量として用いた。スマートグリッド内のバッテリープールとして、実際にグリッド内に入退構した車両をすべてEVと仮定したもの(バッテリー容量は150kWhで、およそ90台)と、EVバッテリーでは賄いきれない電力を補うことを目的として設置した定置型バッテリー1500kWhを合わせたものを利用した。この環境において、以下の3つのシナリオでスマートグリッドを運用した場合のエネルギーの収支(エネルギーフロー)をシミュレーションした。

シナリオ0”baseline” 太陽光パネルなし・バッテリーなし
シナリオ1”renewable” 太陽光パネルあり・バッテリーなし
シナリオ2”renewable-battery” 太陽光パネルあり・バッテリーあり(負荷平準化シナリオ)
それぞれのシナリオのエネルギーフローを示したグラフが図9である。この結果に基づき、シナリオ間の比較を行うことで、負荷平準化シナリオにおいて生じるデメリットについて定量評価を行う。

6.2 エネルギー変換ロスに関する考察

図9の”battery charge/discharge loss”のバーが、バッテリーの充電によって生じるエネルギー変換ロスの年間の総和である。これは、バッテリー充電を行わないシナリオ0,1では生じず、負荷平準化シナリオでのみ生じるデメリットである。シナリオ2で生じるエネルギー変換ロスは図9より61MWhである。これは、現状の機器の変換効率に応じて生じる損失であり、今後の機器の能力向上によって改善が期待されるデメリットだともいえる。現状の機器の変換ロスとして評価しても、シナリオ1の発電余剰電力の半分以下であることがわかる。さらに、シナリオ2では外部電力の平準化もできているため、この環境

におけるエネルギー変換ロスやデメリットとしては許容できる範囲だとの見方もできるといえる。

6.3 EV バッテリー損耗モデルに関する考察

今回は、約 90 台の EV バッテリーの損耗の総和について導出、評価する。損耗モデルについては新型リーフを用いて導出した式 (10) を用いることとする。なお、本研究では、容量の異なる EV の損耗モデルを他の EV にも適用できると仮定する。図 9 の “from EV_battery(Source_bp(EV)+discharged loss)” のバー (21MWh) が EV が給電のために放電した量である。これを 5.3 節の式に当てはめ、1 年間の負荷平準化で生じたバッテリーの損耗を導出すると $\Delta \text{Capacity} \approx -16.55[\text{kWh}]$ となる。これは、90 台分のバッテリーで計 16.55kWh の容量損失をしたことがわかる。ここから単純に 1 台ごとの平均をとると約 0.18kWh であり、150kWh の EV では 1 台当たり SOH 約 0.12 ポイント分の損耗となることがわかった。

6.4 デメリットの定量化に関する考察

今回は EV 全体でのエネルギー変換ロスやバッテリー損耗の評価を行った。しかし、1 台 1 台の EV の入退構データや内部データを利用できれば、1 台ずつの損耗をより細かく推定することができる。また、損耗を定量化するだけでなく、逆に損耗をなるべく少なくするような EV 容量や台数の設定などの検討にも活用できると考えられる。

7 まとめと今後の課題

本研究では、スマートグリッドにおける負荷平準化を実データに基づいてシミュレーションし、その時のメリット、デメリットが定量化されることで実現可能性について検討することができるシミュレーションフレームワークを構築した。EV バッテリーの損耗モデルについては、誤差があり改善の余地があるが、少なくとも 2 台の EV については損耗推定に使用できることが分かった。

今後は、我々の持つ実データや仮想の環境のシミュレーションデータなど様々なデータをこのフレームワークに入れることでその場所で負荷平準化することができるのか実現可能性の検討を行い、それによって本フレームワークの有効性について検証していく。

謝 辞

本研究の一部は令和 3 年度横浜国立大学学長戦略経費の支援による。

文 献

- [1] 総務省. 令和元年版 情報通信白書. <https://www.soumu.go.jp/johotsusintokei/whitepaper/eng/WP2019/2019-index.html>. Last accessed: 11 January 2022.
- [2] 経済産業省. 新産業構造ビジョン. https://www.meti.go.jp/shingikai/sankoshin/shinsangyo_kozo/pdf/017_05_00.pdf. Last accessed: 11 January 2022.
- [3] 経済産業省資源エネルギー庁. 令和元年度エネルギーに関する

年次報告 (エネルギー白書 2020). <https://www.enecho.meti.go.jp/about/whitepaper/2020pdf/>. Last accessed: 11 January 2022.

- [4] 合田忠弘, 諸住哲. スマートグリッド教科書. インプレスジャパン, 初版, 2011.
- [5] 三菱総合研究所, 環境省. 平成 27 年度低炭素社会の実現に向けた中長期的再生可能エネルギー導入拡大方策検討調査委託業務報告書. https://www.env.go.jp/earth/report/h29-02/h27_a11.pdf. Last accessed: 8 January 2020.
- [6] Paul Denholm, Matthew O'Connell, Gregory Brinkman, and Jennie Jorgenson. Overgeneration from solar energy in California: a field guide to the duck chart. Technical report, National Renewable Energy Lab.(NREL), Golden, CO (United States), 2015.
- [7] Kang Miao Tan, Vigna K Ramachandaramurthy, and Jia Ying Yong. Integration of electric vehicles in smart grid: A review on vehicle to grid technologies and optimization techniques. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, Vol. 53, pp. 720–732, 2016.
- [8] Ali Ahmadian, Mahdi Sedghi, Ali Elkamel, et al. Plug-in electric vehicle batteries degradation modeling for smart grid studies: Review, assessment and conceptual framework. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, Vol. 81, pp. 2609–2624, 2018.
- [9] 石毛大貴, 飯田惇子, 村上太一朗, 水野龍之介, 本藤祐樹, 富井尚志. ライフログデータベースを用いた負荷平準化を実現する VGI の定式化. 第 173 回 DBS・第 144 回 IFAT 合同研究発表会, 8, pp. 1–6, 2021.
- [10] Will Simm, Maria Angela Ferrario, Adrian Friday, et al. Tired energy pulse: exploring renewable energy forecasts on the edge of the grid. In *Proceedings of the 33rd Annual ACM Conference on Human Factors in Computing Systems*, pp. 1965–1974, 2015.
- [11] 中川二彦, 満本祐太. PV と EV を用いた双方向エネルギーシステムの評価. *日本エネルギー学会誌*, Vol. 93, No. 8, pp. 716–724, 2014.
- [12] Willett Kempton and Jasna Tomić. Vehicle-to-grid power fundamentals: Calculating capacity and net revenue. *Journal of power sources*, Vol. 144, No. 1, pp. 268–279, 2005.
- [13] Bernhard Jansen, Carl Binding, Olle Sundstrom, et al. Architecture and communication of an electric vehicle virtual power plant. In *2010 First IEEE International Conference on Smart Grid Communications*, pp. 149–154. IEEE, 2010.
- [14] Akira Ito, Akihiko Kawashima, Tatsuya Suzuki, et al. Model predictive charging control of in-vehicle batteries for home energy management based on vehicle state prediction. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, Vol. 26, No. 1, pp. 51–64, 2017.
- [15] S. A. Amamra and J. Marco. Vehicle-to-Grid aggregator to support power grid and reduce electric vehicle charging cost. *IEEE Access*, Vol. 7, pp. 178528–178538, 2019.
- [16] Yuan Hong, Shengbin Wang, and Ziyue Huang. Efficient energy consumption scheduling: Towards effective load leveling. *Energies*, Vol. 10, No. 1, p. 105, 2017.
- [17] Lei Xu, Yiqun Pan, Meishun Lin, et al. Community load leveling for energy configuration optimization: Methodology and a case study. *Sustainable cities and society*, Vol. 35, pp. 94–106, 2017.
- [18] John Wang, Justin Purewal, Ping Liu, Jocelyn Hicks-Farner, Souren Soukiazian, Elena Sherman, Adam Sorenson, Luan Vu, Harshad Tataria, and Mark W. Verbrugge. Degradation of lithium ion batteries employing graphite negatives and nickel-cobalt-manganese oxide + spinel manganese oxide positives Part 1, aging mechanisms and life estimation. *Journal of Power Sources*, Vol. 269, No. 10, pp. 937–948, 2014.
- [19] E. Sarasketa-Zaabala, I. Gandiaga, E. Martinez-Laserna, L.M. Rodriguez-Martinez, and I. Villarreal. Cycle ageing analysis of a LiFePO4/graphite cell with dynamic model validations: Towards realistic lifetime predictions. *Journal of Power Sources*, Vol. 275, No. 1, pp. 573–587, 2015.
- [20] 飯田惇子, 渡辺隆史, 富井尚志. 再生可能エネルギーと EV バッテリーを活用した負荷平準化の実現可能性に関する週次のデータ分析. 第 18 回 ITS シンポジウム 2020, 1-A-07, pp. 1–6, 2020.