

# スマートインバータの協調的運用に基づく 太陽光発電大量導入下での配電系統運用高度化に向けて： 連合学習の観点から

## Coordinated Operation of Smart Inverters for PV-Dominated Distribution Systems : A Federated Learning Perspective

藤本 悠\*

### 1. 太陽光発電大量導入下における配電系統運用

2050年までのカーボンニュートラルの実現に向けて、第6次エネルギー基本計画では再生可能エネルギーの主力電源化<sup>1)</sup>(2030年の野心的目標として電源比率の意味で36-38%、2050年において50-60%)が謳われており、太陽光発電(PV)のさらなる重点的な普及が加速しつつある。様々な設備規模のPVの分散的な系統連系は気象由来の大きな出力変化をもたらし、大型発電設備から需要側へという単一方向だった従来の配電系統の電力潮流傾向は根幹から覆され、PV設置箇所の気象状況に応じて各地点で時々刻々と双方向に変化する著しい複雑性を有し始めている<sup>2)</sup>。配電系統においては電力品質維持の観点から配電線の対象区間ごとに電圧を段階的に一律上下させる負荷時タップ切替変圧器(LRT)やステップ式電圧調整器(SVR)と呼ばれる電圧のタップ調整機器を主体とした電圧制御技術が従来上手く機能してきた。しかし、空間的に偏りを有したPVの普及と狭域において急峻に変化する日射量推移は、配電系統の様々な需要家端の電圧をこのような一律制御のみで均一に適正範囲内(低圧配電系統において95-107[V])に維持することに限界を生じさせ得る。

近年の電力システムのデジタルトランスフォーメーションの進展はこの課題に対応するための重要な要素技術を提供しつつある。特に電力潮流の複雑化への対応という観点からは、PVの系統連系のためのインバータに対して、配電系統の安定運用に貢献する多様な無効/有効電力の制御機能を付与することが検討されてきている<sup>3)</sup>。このような「スマート」インバータは外部からの通信を介した制御パラ

メタ設定により個々のPVパネルが生成する発電出力と電圧などの自端計測情報に応じて高速かつ多彩な自律出力制御を柔軟に実現し得ることから、PV主体となった将来的な配電系統における電圧制御の観点からも重要な役割を担うものと期待されている<sup>4)</sup>。

一方、PVが大量普及した配電系統でこのようなスマートインバータが効果的な電圧制御能力を発揮し続ける上では、様々な連系点における高速な自律出力制御の様子やその妥当性を判断するために個々の連系点の履歴データを適切に計測し、系統運用者が通信を介してこの膨大なデータから運用上本質的に重要な情報を把握し、夥しい数のインバータ個々に対して制御指針やパラメータを適切に定める、という従前には無かった新たな考え方が必要となる<sup>5)</sup>。特に、大量分散普及するインバータが電圧制御機能を主体的に担うようになると、連系点周辺地域のPV連系状況や電圧課題の顕在化状況と周辺インバータによる電圧制御効果の相互作用により、一部の連系点において過剰な電圧制御能力の拠出が強いられることが懸念され、場合によってはPVの発電機会損失の観点から設置箇所の違いに起因した著しい不平等性がもたらされることになる。

これに対して、スマートインバータの適切な制御の在り方をデータセントリックに「学習」するための様々な枠組みが世界的に議論され始めている<sup>6)</sup>。多様なセンシング情報に基づいて個々のインバータが制御の要否を予測しつつ制御パラメータを動的に変化させるモデル予測制御の枠組みの適用<sup>7)</sup>などは代表的なものの1つとなるが、一方で制御効果の相

\*早稲田大学スマート社会技術融合研究機構 研究院教授  
e-mail: yufujimoto@aoni.waseda.jp

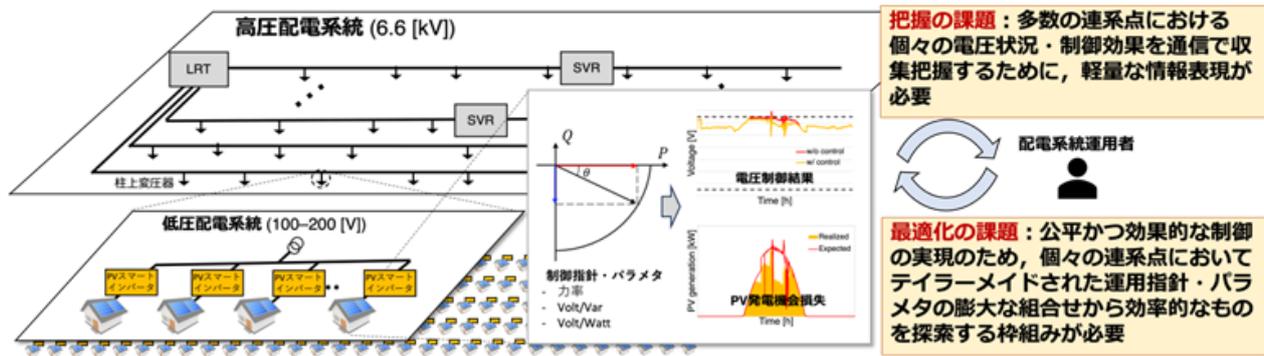


図1 PV スマートインバータによる電圧制御実現に向けた代表的な課題

相互作用の影響を見積もることを重視し、個々のインバータの制御効果の影響をエージェント試行的に評価しながら強化学習の枠組みに則り個々のパラメタの適正化を図るもの<sup>8)</sup>、さらに直接的に大規模最適化問題としての観点から個々のパラメタ導出を試みるもの<sup>9)</sup>なども多数論じられ始めている。これらの枠組みはPV主体となった配電系統において適切な電圧制御実現のための有望なアプローチとして期待を寄せられているが、その一方で、系統運用者が個々の連系点の状況を詳細に把握・管理するための膨大なデータ授受を実現する通信インフラの構築可能性や、学習過程で制御効果の最適性を見積もるのに必要な精緻なシミュレーション<sup>10)</sup>実施のためのモデリングコスト、パラメタ探索の過程で必要な膨大な試行の実現可能性、大規模な配電系統に対する適用を想定した際のスケラビリティなどの観点から未だ実用上の課題を多数有しているのも事実である。

本稿では上述のような観点から、配電系統運用者が学習過程において対象配電系統の詳細な物理特性や運用特性、およびPVインバータの制御挙動などを加味した精緻な電力潮流シミュレーションモデルを原理的に必要とせず、限られた通信リソースを活用して多数のPV連系点の電力潮流傾向を把握し、パラメタと制御効果の関係性の観点から各連系点の電力潮流傾向をデータセントリックに類別化し、パラメタ変化に対する電圧改善効果やPV発電機会損失の平等性への影響を見積もりながら、分散協調的かつ効率的な制御パラメタ導出を目的とした個別化連合学習 (Personalized Federated Learning<sup>11)</sup>) の考え方の適用に基づく我々の検討状況について概説する。

## 2. PV スマートインバータによる電圧制御

本稿で述べる枠組みは家庭用を含めたPVが、

- 自端電圧やPV出力のリアルタイム監視機能
- PVの出力に対する多様な自端制御 (力率一定制御, Volt-Watt 制御, Volt-Var 制御など) 機能
- 遠隔通信による情報授受・制御モード変更の機能

というような特徴を有したスマートインバータを介して配電系統に大量連系される状況下において、適切な電圧制御を実現することを目的とする。特に本稿では、配電系統に連系される需要家 (プロシューマ) 群  $\mathcal{P}$  中の個々の需要家  $i \in \mathcal{P}$  が有するPVインバータの制御機能・パラメタ  $\theta_i$  をそれぞれいかに設計するか (換言すると、どのような制御機能を採用するか、制御機能を実現する主要な設定値をどのような値にするか) といったことを総称して「PVインバータの制御パラメタの最適化問題」として考える。なお、上記のような電圧制御の適切さを測る考え方は種々議論されてきているが、ここでは各需要家連系点  $i \in \mathcal{P}$  における電圧  $v_i$  の適正範囲  $\mathcal{V}$  からの逸脱リスクを非常に小さな閾値  $\varepsilon$  以下に留めることを制約としつつ、有効電力の抑制やインバータ定格容量に対して要求される無効電力供給量の観点から制御結果として発生するPV発電機会損失の期待総量を極力小さくし、かつ発生するPV発電機会損失が需要家間で極力平等となるような、個々のインバータの制御パラメタの組合せ  $\Theta = \{\theta_i; i \in \mathcal{P}\}$  の適切なチューニングを実現することを目指している。  $\Theta$  の下で需要家  $i$  の端点である期間内に発生するPV発電機会損失を  $l_i(\Theta)$ 、その不平等性を測る定量的指標 (需要家間の  $l_i(\Theta)$  に大きな偏りがあるほど数値的に大きくなる尺度) を  $\psi(\{l_i(\Theta); i \in \mathcal{P}\})$  として模式的に表現するのであれば、直感的には  $\alpha > 0$  で重み付けられた次のような類の目的関数

$F(\Theta)$  に対する最適化問題として捉えることができるだろう。

$$\hat{\theta} = \underset{\theta}{\operatorname{argmin}} F(\theta) = \underset{\theta}{\operatorname{argmin}} \underbrace{\sum_{i \in \mathcal{P}} l_i(\theta)}_{\text{総発電機会損失}} + \alpha \underbrace{\psi(\{l_i(\theta); i \in \mathcal{P}\})}_{\text{発電機会損失の不平等性指標}} \quad (1)$$

$$\text{s. t. } \int_{v_i \in \mathcal{V}} \Pr(v_i | \theta) dv_i \geq 1 - \varepsilon \quad (\forall i \in \mathcal{P}) \quad (2)$$

なお、式 (1) の第 2 項に現れる不平等性の定量的指標については経済学、社会科学などの分野を中心に様々な考え方のものが論じられてきており、良く知られたものとしては次に示すような Theil 指標<sup>12)</sup> などが挙げられる。

$$\psi(\{l_i(\theta); i \in \mathcal{P}\}) = \frac{1}{|\mathcal{P}|} \sum_{i \in \mathcal{P}} \frac{l_i(\theta)}{\bar{l}(\theta)} \log \frac{l_i(\theta)}{\bar{l}(\theta)} \quad (3)$$

ここで  $\bar{l}(\theta)$  は需要家群の発電機会損失の平均の意とする。

このような配電系統運用者による全体最適を実現するアプローチとしては、非常に高速な通信インフラ利用を前提として、無数にある連系点における個々の制御履歴を大規模なデータ収集システムで集中的に管理する枠組みが考えられる。しかし一方で国内に 7000 箇所程ある配電用変電所の様々な箇所においてこれから急速かつ同時多発的にさらなる PV の大量連系が進んでいくことを考えると、そのそれぞれに対して中央集中的なスキームを構築していくのは難しい。そのため、実システムにおける実装の容易性や普及可能性、およびスケーラビリティなどの観点からは、個々のインバータ端における計測情報のログ保管や根幹的な統計データ処理はエッジにおいて実施し、軽量かつ低頻度な通信により配電系統運用者が制御の適切さを見積もり、全体最適性や相互依存性を鑑みながら個々のインバータの制御パラメータをコーディネートしていくような一種のエッジコンピューティングアーキテクチャ<sup>13)</sup> の親和性が高いと言える。本研究は、図 1 に示すような「情報把握」の観点と「大規模最適化」の観点からの技術的課題の両者をシステム実装に際して考慮すべき点として踏まえつつ、このような分散協調的な制御パラメータの「学習」を実現するスキームを検討するものである。

### 3. 連合学習の概要

ある入力  $x$  に対する適切な応答  $y$  を返す機能を有する、パラメータ  $\theta$  で記述される機械学習モデル

$$\phi_{\theta}: x \mapsto y \quad (4)$$

を、無数にあるエッジ端末において学習しながら活用していく、という実用上多く見られるようなシーンを考えてみよう。このモデルを「学習する」ということは、入力と出力のペアを蓄積したデータセット  $\mathcal{D} = \{(x_n, y_n); n = 1, \dots, N\}$  に対して、事例中の入力  $x_n$  に対するモデルの出力  $\phi_{\theta}(x_n)$  と実際の応答  $y_n$  の間の乖離を測る損失関数  $g(y_n, \phi_{\theta}(x_n))$  を定義し、その乖離を極力小さくするようなパラメータ  $\hat{\theta}$  を導出する、という操作として一般的に捉えることができる。

$$\hat{\theta} = \underset{\theta}{\operatorname{argmin}} \sum_{n=1}^N g(y_n, \phi_{\theta}(x_n)) \quad (5)$$

素朴な実装の考え方としては、エッジ端末が利用されている個々のローカル環境上で観測・計測されるデータに着目し、個々のエッジ端末上で独立にこのモデルを学習・利用していく、という枠組みが最初に思いつく。しかし、モデルの学習には一般論として大量のデータが必要であり、個々のエッジ端末上で得られる限られたデータだけに基づいてこのモデルを学習するのは場合によってはあまり効率が良くないことも想像に難くないだろう。

これに対する 1 つの対策として、複数のエッジ端末において観測・計測されるデータ事例を通信によって集約することで大規模なデータセットを構築し、これを用いてモデルの学習を行い、そのモデルをエッジ端末で利用するという中央集中的なアプローチが考えられる (図 2 参照)。このような実装指針は、様々なローカル環境において観測・計測される多様なデータがモデル学習に効果的に反映されることに繋がるため、原理的には非常に魅力的なアプローチとなり得る。しかし、無数のエッジ端末からローカル箇所で蓄積されている生のデータセットを通信によって収集しようとする、場合によっては非常に大きな通信負荷を生み出すことに繋がり、また学習に際して非常に大規模な集約データの管理

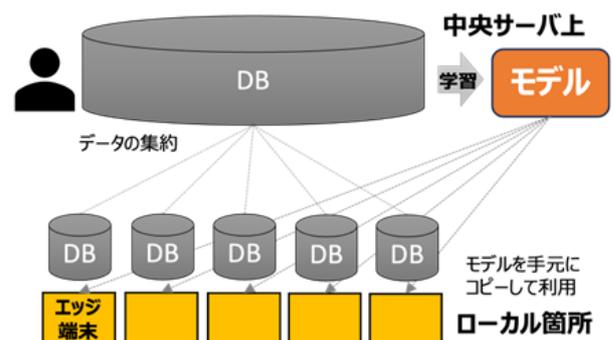


図 2 中央集中的な機械学習の実装

システムを中央サーバ上に構築する必要が出てくることになる。また、個々のエッジ箇所で見測・計測されているデータそのものを中央サーバ上で集約管理を行うということになるため、実用上の場面においてはそもそもデータのプライバシー保護の観点からこのような実装を行うこと自体が難しい場合もある。

連合学習<sup>14)</sup>は、このような状況下において、複数のエッジ端末に限られた情報の交換により協力をしながら共通の巨大なグローバルモデルを効率的に学習していく分散学習の考え方の一種となる。連合学習においては、各エッジ端末はローカル箇所において収集可能な限られた量のデータを用いて手元にあるグローバルモデルのコピー（ローカルモデル）を学習し、その結果（多くの場合は、参照していたグローバルモデルと学習結果のローカルモデルの差分を表現するような軽量な情報）を中央サーバが通信により集約することでグローバルモデルが更新される（図3参照）。このプロセスを反復することで、各エッジ箇所の生データを一箇所で集中的に収集管理することなく、分散されたデータの効果的な活用が実現できることになる。このような連合学習の枠組みは、モデルの学習過程において大量のデータがもたらす恩恵を、無数のエッジ端末で収集された限られた量のデータから享受することを主な目的としており、データプライバシーの保護や通信コストの削減の観点と相性がいいことから、スマートフォンにおける文章の予測入力機構の洗練化<sup>15)</sup>や、車両やドローンのセンシング情報に基づく自動運転・操縦機構の高度化<sup>16)</sup>などへの適用が報告されてきている。

また、標準的な連合学習では全てのエッジにおけるローカルモデルが基本的には単一のグローバルモデルを共有することを念頭に学習される一方で、これをさらに個々のエッジ端末のローカル環境の違い

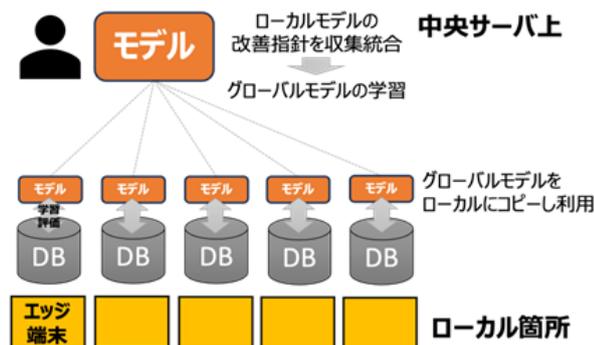


図3 典型的な連合学習の実装

に適切に対応できるような形でローカルモデルのチューニングを試みる枠組みも活発に議論され始めている。個別化連合学習はこのような考え方の1つであり、具体的な実装としてはいくつかの枠組みが論じられている<sup>11)</sup>が、各エッジ端末がローカル環境において計測・観測するデータの異質性を考慮しながら多様な環境における経験を共有することで効率的なグローバルモデルの学習を行い、なおかつ個々の環境において適切に機能する形でローカルモデルをいかにカスタマイズしていくか、などが重要な話題となっている。

#### 4. 制御パラメタの個別化連合学習

ここで、我々が対象としている「個々のPVスマートインバータの制御パラメタの適切なテイラーメイド」という問題を分散協調的な制御パラメタの「学習」という観点から捉えてみよう。全PV連系点の長期に亘る発電出力や電圧の高時間分解能の計測履歴データを中央集中的に収集管理することなく、グローバルモデルを効率的に学習していく連合学習の基本的な考え方はシステム運用者にとって非常に魅力的なものとなる。特に、電圧課題の顕在状況やPV発電出力の機会損失の発生傾向などはPVの連系点の特性（配電系統内のフィーダ上の相対的な位置関係や、周辺需要家のPV発電に起因する逆流の発生状況など）に応じて多岐に亘ることが想定され、これに伴いインバータの制御パラメタの変更がもたらす効果も場所に応じて大きく変わる。そのため、電圧や発電機会損失の発生傾向の観点から類似した状況にある連系点に着目して制御パラメタの変更が電圧や発電機会損失の改善に与える影響感度を共有する個別化連合学習の考え方を採用することで、個々の連系点に対するテイラーメイドを図ることが有用だと考えられる。我々は現在この考え方の下、図1に示した代表的な技術的課題を回避する方策をいくつか勘案しつつ、上述の個別化連合学習のエッセンスの有用性検証を進めている（図4参照）。

まず、配電系統運用者がローカル環境で計測される電圧やPV発電量の推移ログの生データを直接収集管理することなく個々の連系点における電圧・発電傾向や制御効果を「把握」するため、電圧とPV発電量の統計的な共起傾向を表す同時確率分布を限られた数のパラメトリック分布の混合表現<sup>17)</sup>により記述表現することを検討している。一種のデータスカッシング<sup>18)</sup>と換言することもできるが、これにより、生のログデータを通信によって直接やり取

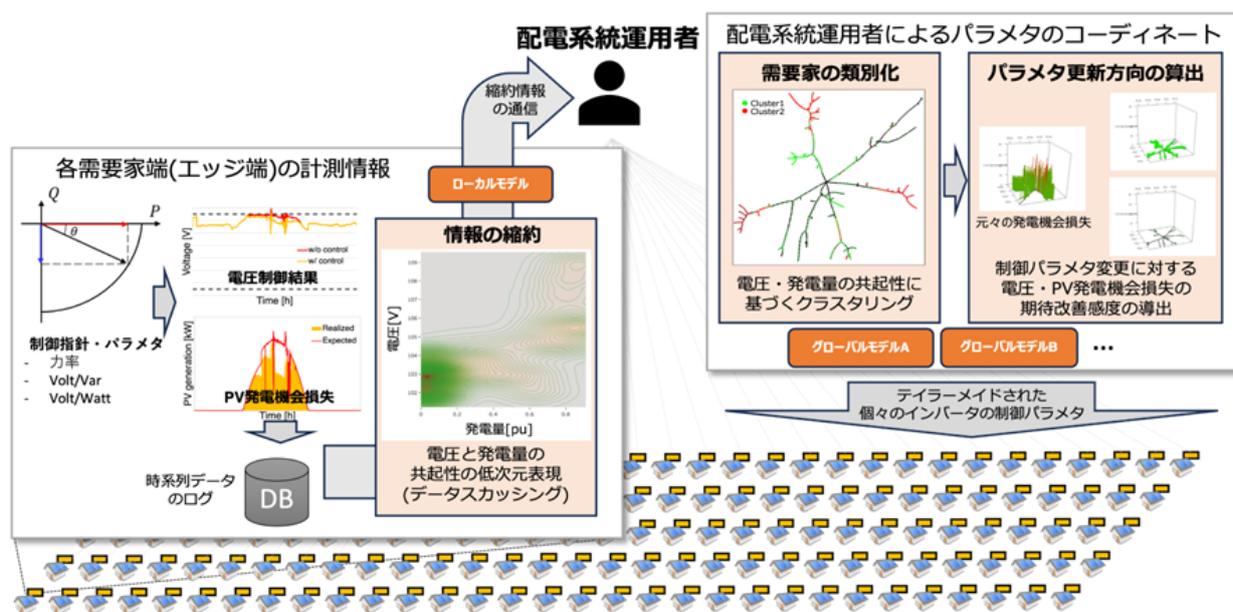


図4 PV スマートインバータの制御パラメタの個別化連合学習実現に向けた要素技術

りすること無く、限られた次元の統計量情報のやり取りのみによって個々の連系点の電圧・発電の共起傾向を把握することが可能になる。また、この共起性の情報は制御パラメタ $\theta$ の下で発生する発電機会損失の影響を見積もる一種のサロゲートモデル（物理的なシステム挙動再現のための複雑なシミュレーションを回避するための簡易的な入力応答の推定用モデル）の役割も果たす。

一方、前述の通り個々のインバータの制御パラメタを個別に適切に定めるという試みは非常に大規模な組合せ「最適化」問題としての難しさを有している。学習に際しては、個々の連系点 $i \in P$ のインバータの制御パラメタ $\theta_i$ を $\Delta\theta_i$ だけ変化させた時の目的関数値 $F(\theta)$ や制約の実行可能性に対する感度を試行錯誤的に見積もりながら、効果的な方向への制御パラメタの更新を行う、ということを反復的に実施していくことが典型的な実装の方針となるが、個々のインバータが独立にパラメタの更新方向を適切に判断するため事前に多様な試行を重ねる必要性が生じるのが実装効率上の難点となる。これに対して個別化連合学習の考え方を導入し、電圧とPV発電量の共起関係の観点から需要家群を類別化<sup>19)</sup>し、類似した状況下にある需要家同士で制御パラメタの変化に対する目的関数値や制約の達成可能性の感度情報の共有を図ることで、学習の効率化が期待される。

なお、式(1)、(2)で模式的に表されているように、ここで本来対象としなければならない最適化問

題の目的関数、及び制約は個々の需要家 $i \in P$ のパラメタ $\theta_i$ 毎に独立して定まるわけではなく、連系点間に相互作用を持つ（つまり、ある需要家端 $i \in P$ のインバータの制御指針 $\theta_i$ を変化させると、それによって周辺連系点 $j \in P$ における電圧 $v_j$ の振る舞いや、そこで発生するPV発電機会損失 $l_j$ も変化する可能性がある）ということに留意が必要である。本稿で述べたような連系点毎の制御パラメタを少しずつ更新しながら全体最適に向けて反復的に制御効果を改善していくようなアプローチにおいては、反復試行の中で相互作用の影響を次第に考慮していくことが求められる。

## 5. 数値実験

上述のような考え方の実装可能性、および有用性の検証の一環として、計6フィード、6057軒の家庭用PVシステムが導入された需要家から構成される高低圧配電系統のシミュレーションモデル<sup>10)</sup>を用いて、力率一定制御における力率パラメタのテイラーメドを目的に図4に示した一連のパラメタ更新手続きを1ステップ適用した効果の一例を示す。この事例では、更新前（現行制度の低压PV力率一定値95%を想定）のパラメタで運用されると、大量に連系されたPVのインバータによる無効電力出力が想定以上に過剰なインパクトを持ち、これを受けて電圧制御設備（LRT）が全体の電圧を高めようとするとする背後の働きと競合する形で電圧逸脱が発生し得ることが確認できる（図5参照）。一方、図

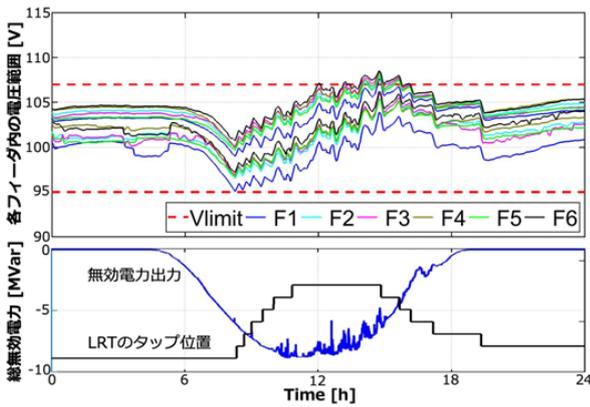


図5 更新前のパラメタでのシミュレーション結果

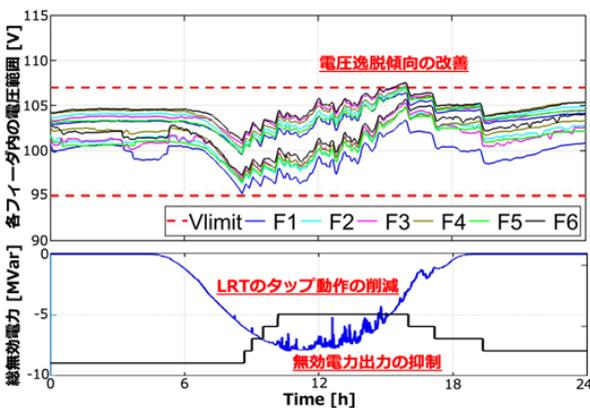


図6 更新後のパラメタでのシミュレーション結果

4に示したような枠組みで配電系統運用者が収集した情報に基づき、対象日前日にごくわずかず各インバータが力率パラメタを動かし、目的関数に対して及ぼす変化傾向を類似する連系点同士で共有しながら当該日に各インバータがパラメタ更新を行った場合、この過剰な無効電力出力に起因した課題が緩和され（図6参照）、結果として電圧逸脱、発電機会損失の量も改善に向かう様子が確認できる（図7参照）。また、対象系統上の日内発電機会損失量の空間的な発生傾向を比較したのが図8となる。この事例では全体的にフィード上の様々な箇所が発電機会損失が発生しているが、検討しているスキームによるパラメタ更新が全体的な損失改善に寄与しており、特に著しい機会損失が発生している箇所における大きな改善傾向が確認できる。

ここで示した結果はあくまで我々が検討している学習の枠組みの理念的な有用性を示唆しているのみであり、さらに反復的な学習フェーズにおける制御パラメタの改善傾向の担保や、その最適性への収束傾向の確認、Volt-WattやVolt-Varなどのより多彩な制御機構も対象とした場合の有用性など、これか

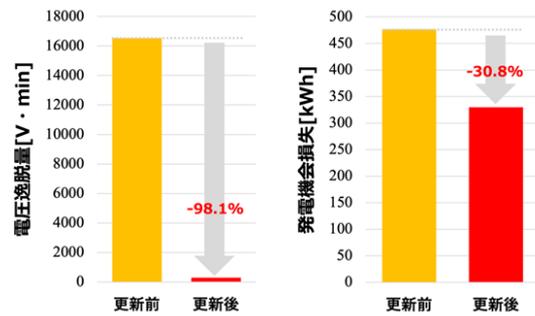


図7 パラメタ更新の効果（左：電圧逸脱量，右：総発電機会損失）

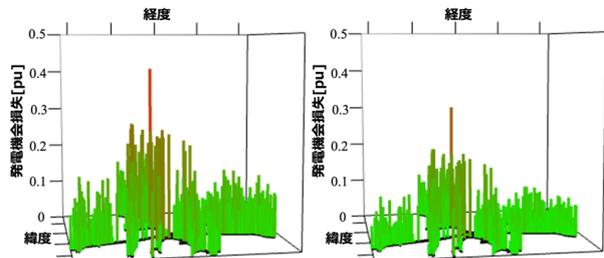


図8 発電機会損失の分布（左：更新前，右：更新後）

ら様々な検証評価・改良を検討していくことは依然必要となる。しかし、このような枠組みによる個々の連系点のインバータに対する制御パラメタのテイラーメドの方法論の実現が電圧、及び過度な発電機会損失の削減に効果的に寄与していくことに我々は大きな期待を寄せている。

## 6. まとめ

本稿では、PVが大量連系された配電系統において適切な電圧制御、および制御結果として発生するPV発電の機会損失の削減と平等性担保を実現するための、スマートインバータの制御パラメタを対象とした連合学習による協調的運用スキームに関する検討の概要を紹介した。今後は配電系統の電力潮流シミュレーションに基づき当該技術の実装可能性の検証評価を重ねつつ、本検討のさらなる深化を図っていく予定である。

持続可能なカーボンニュートラル社会を実現していくためには、様々なAI技術を駆使して電力系統を介した再生可能エネルギーの最大限の活用が求められていくことになるが、本稿で論じたような協調的運用技術の枠組みがこのような貢献の一助となっていくことを期待したい。

## 謝辞

本稿の作成にあたり論点整理や数値実験の実装・評価に協力頂いた早稲田大学大学院先進理工学研究科の高橋壮さん、および金子奈々恵先生に感謝の意を表したい。本稿で示した成果はJSPS 科研費 23H00190 の助成を受けて実施されたものである。

## 参考文献

- 1) 経済産業省, 第6次エネルギー基本計画, (accessed Jul. 31 2024), <https://www.meti.go.jp/press/2021/10/20211022005/20211022005-1.pdf>
- 2) Y. Fujimoto, H. Ishii and Y. Hayashi, Designing Sustainable Smart Cities: Cooperative Energy Management Systems and Applications, *IEEE Transactions on Electrical and Electronic Engineering*, **15** (9), 1256–1270, (2020) (DOI : 10.1002/tee.23210).
- 3) California Public Utilities Commission, Electric Rule 21 (accessed Jul. 31 2024), <https://www.cpuc.ca.gov/Rule21/>
- 4) B. Mirafzal and A. Adib, On Grid-interactive Smart Inverters : Features and Advancements, *IEEE Access*, **8**, 160526–160536 (2020) (DOI : 10.1109/ACCESS.2020.3020965).
- 5) K. Yamane, D. Orihara, et al., Determination Method of Volt-Var and Volt-Watt Curve for Smart Inverters Applying Optimization of Active/Reactive Power Allocation for each Inverter, *IEEE Transactions on Power and Energy*, **139** (8), 513–521, (2019) (DOI : 10.1541/ieejpes.139.513).
- 6) Y. Fujimoto, A. Kaneko, et al., Challenges in Smartizing Operational Management of Functionally-Smart Inverters for Distributed Energy Resources : A Review on Machine Learning Aspects, *Energies*, **16** (3), 1330, (2023) (DOI : 10.3390/en16031330).
- 7) A.Y. Fard, M.B. Shadmand, Multitimescale Three-Tiered Voltage Control Framework for Dispersed Smart Inverters at the Grid Edge, *IEEE Transactions on Industrial Applications*, **57** (1), 824–834, (2021) (DOI : 10.1109/TIA.2020.3037287).
- 8) D. Cao, J. Zhao, et al., Attention Enabled Multi-Agent DRL for Decentralized Volt-VAR Control of Active Distribution System Using PV Inverters and SVCs. *IEEE Transactions on Sustainable Energy*, **12** (3), 1582–1592, (2021) (DOI : 10.1109/TSTE.2021.3057090).
- 9) T. Gush, C.H. Kim, et al., Optimal Smart Inverter Control for PV and BESS to Improve PV Hosting Capacity of Distribution Networks Using Slime Mould Algorithm, *IEEE Access*, **9**, 52164–52176, (2021), (DOI : 10.1109/ACCESS.2021.3070155).
- 10) Y. Hayashi, Y. Fujimoto, et al., Versatile Modeling Platform for Cooperative Energy Management Systems in Smart Cities, *Proceedings of the IEEE*, **106** (4), 594–612, (2018) (DOI : 10.1109/JPROC.2018.2809468).
- 11) A.Z. Tan, H. Yu, L. Cui, Q. Yang, Towards Personalized Federated Learning, *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, **34** (12), 9587–9603, (2023) (DOI : 10.1109/TNNLS.2022.3160699).
- 12) H. Theil, *Statistical Decomposition Analysis : With Applications in the Social and Administrative Sciences*, (1972), North-Holland Publishing, Amsterdam.
- 13) T. Qiu, J. Chi, et al., Edge Computing in Industrial Internet of Things : Architecture, *Advances and Challenges*, *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, **22** (4), 2462–2488 (2020) (DOI : 10.1109/COMST.2020.3009103).
- 14) C. Zhang, Y. Xie, et al., A Survey on Federated Learning, *Knowledge-Based Systems*, **216**, 106755, (2021) (DOI : 10.1016/j.knowys.2021.106775).
- 15) K. Bonawitz, V. Ivanov, et al., Practical Secure Aggregation for Privacy-Preserving Machine Learning, *Proceedings of ACM SIGSAC Conference on Computer and Communications Security*, 1175–1192 (2017), Dallas, USA.
- 16) T. Zeng, O. Semiari, et al., Federated Learning in the Sky : Joint Power Allocation and Scheduling with UAV Swarms, *Proceedings of IEEE International Conference on Communications*, 1–6 (2020), Dublin, Ireland.
- 17) G. McLachlan, D. Peel, *Finite Mixture Models*,

(2000), John Wiley & Sons, Hoboken.

- 18) W. DuMouchel, Data Squashing : Constructing Summary Data Sets. In : J. Abello, P.M. Pardalos, M.G.C. Resende (eds), Handbook of Massive Data Sets, (2002), Springer, New York.
- 19) N. Kaneko, Y. Fujimoto, et al., Data Squashing and Clustering Energy Prosumers for Cooperated Operation of Photovoltaic Smart Inverters, National Convention Record IEEJ 2024 (2024), 6-119, Tokushima, Japan.

### 著者略歴



藤本 悠 (フジモト ユウ)

2007年3月早稲田大学大学院先進理工学研究科博士課程修了。早稲田大学スマート社会技術融合研究機構研究院教授。統計モデルに基づくデータ解析、機械学習を専門とする。現在、主としてエネルギーマネジメントシステム構築のための統計的データ解析、再生可能エネルギー導入に際した電力変動の統計的予測等に関する研究に従事。博士（工学）。