

分散型電源における電力変動予測による電力融通最適化手法

小堀 一樹[†]米田 征司[†]能登 正人[†]神奈川大学大学院工学研究科電気電子情報工学専攻[‡]

1 はじめに

近年、局所的な電力不足の解消を目的とし、自律分散型電源における電力の融通や取引などにエージェントを用いた研究が行われている。このような電力融通問題は最適化問題として定式化され、マルチエージェントによる電力融通を行うことで、自律分散型電源の電力供給を安定させることが確認されている。しかしながら、電力融通回数の増加による電力損失を減らすことや、隣接していないノードとの電力融通を考慮する必要があるなど、解決すべき点も多い。

本研究では、太陽発電装置、蓄電池、電力ルータ、電力負荷装置を持つ一般家庭が分散して配置された、電力系統の電力供給安定化を目標とする、電力融通の最適化手法を提案する。最適化の手段として、ニューラルネットワークを用い、電力需要の変動を学習することで予測を行い、その予測に基づいて電力融通量または電力供給量を決定し、電力供給する際に最適なノードの探索を行う。

2 電力融通問題

小規模な発電機が分散配置されている電力系統を分散型電源という。図1に分散型電源の概略図を示す。分散型電源の一つの目標としてエネルギーの地産地消が挙げられる。エネルギーの地産地消は、災害に対するロバスト性、エネルギー効率の高さ、発電施設と消費施設との距離が近くなるため送電ロスが少ないなど多くのメリットがある。また電力自由化により、需要家同士で電力取引を行うことが可能になっており、将来的には一般家庭同士で電力取引を行うことが可能となる。しかしそれが実現した場合、電力供給の不安定性などが問題となってくる。そこで、蓄電池を系統内に配置することで安定化に効果があることが明らかになっている。

Optimization Method of Electric Energy Exchange using Prediction of Electric Power Fluctuation in Distributed Generators

[†]Kazuki Kobori, Seiji Yoneda and Masato Noto

[‡]Graduate School of Electrical, Electronics and Information Engineering, Kanagawa University

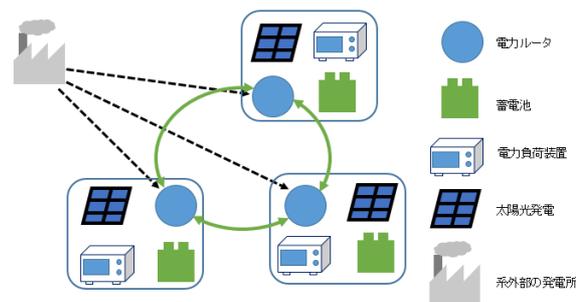


図 1: 分散型電源概略図

3 電力融通手法

電力自由化により、需要家同士で電力取引を行うことが可能となるが、一般家庭においては常に人が電力の管理を行うのは困難である。そこで、電力ルータ上にエージェントを配置することで電力の管理を自動的に行うことが可能となる。このエージェントは電力ルータと接続されている発電機の発電量、蓄電池の蓄電量、電力負荷装置の電力消費量などの情報を得ることができ、これらを学習することで電力の融通量や取引量の最適化を行う。

需要家同士における電力取引学習アルゴリズムは、主に Actor-Critic を基礎として使用されている [1]。Actor-Critic とは、確率的方策を持ち行動を選択する Actor と状態や行動を評価する Critic が存在する強化学習である。Critic は時刻 t の状態 s_t の評価値 $V(s_t)$ と過去の経験に基づいた評価値との誤差である TD 誤差を算出し、評価値を更新する。割引率 γ のとき TD 誤差は、式 (1) となる。

$$r_{t+1} + \gamma V(s_{t+1}) - V(s_t) \quad (1)$$

学習率 α のとき、評価値 $V(s_t)$ の更新は、式 (2) となる。

$$V(s_t) \leftarrow V(s_t) + \alpha(r_{t+1} + \gamma V(s_{t+1}) - V(s_t)) \quad (2)$$

電力状態の評価値を更新して行くことで、Actor が決定する電力取引量を最適化していく。

4 提案手法

本研究ではフィードフォワードネットワークとバックプロパゲーション法を用いて電力需要と発電量の予測を行う。その予測から電力供給が困難であるかを判断し、必要に応じて他のノードから電力供給をすることで、分散型電源の電力供給安定化を行う。

4.1 ニューラルネットワーク

近年、大型発電所の電力安定供給のため過去の電力需要に基づいた発電運用計画が必要とされており、電力需要予測手法が研究されている。これらは主に、ニューラルネットワークが用いられている [2]。ニューラルネットワークとは、生物の神経をモデル化したニューロンモデルを用いてネットワークを形成し、学習によってシナプスの結合荷重を変化させることで、問題解決を図る強化学習である。ニューロンモデルの素子番号 j 、入力信号 $x_i (i = 1, 2, \dots, n)$ 、結合荷重 w_n 、しきい値 v_j 、出力関数 f_x とするとき、出力信号 z_j を式 (3) に示す。

$$z_j = f\left(\sum_{i=1}^n x_i w_i - v_j\right) \quad (3)$$

このニューラルネットワークに過去の電力需要データを入力し、電力需要の予測値を出力する。

4.2 提案手法の手順

電力ルータ上に存在するエージェント A_i は、蓄電量 $B_i(t)$ 、発電量 $P_i(t)$ 、消費電力量 $C_i(t)$ 、予測消費電力量 $f(C_i(t))$ 、予測発電量 $f(P_i(t))$ を知ることができる。蓄電量と予測した発電量の和よりも、予測した消費電力量が大きい場合、電力が不足してしまう。電力が不足した際に必要となる電力需要量 $D_i(t)$ は式 (4) で表される。

$$D_i(t) = f(C_i(t+1)) - (f(P_i(t+1)) + B_i(t)) \quad (4)$$

蓄電量と予測した発電量の和よりも、予測した消費電力量が小さい場合、電力が不足してしまう。電力が潤沢しているノードは、電力が不足しているノードに電力融通量 $L_i(t)$ を融通することができる。式 (5) に示す。

$$L_i(t) = f(P_i(t+1)) + B_i(t) - f(C_i(t+1)) \quad (5)$$

電力需要を満たすことができない場合、系外部から補充電力量 $G_i(t)$ を補充する。式 (6) に示す。

$$G_i(t) = f(C_i(t+1)) - (L_i(t) + B_i(t) + P_i(t)) \quad (6)$$

提案手法の手順を以下に示す。

step1 各エージェントは電力需要と発電量の事前学習を行う。

step2 各エージェントは、次の時間帯の消費電力量と発電量を予測する。

step3 各エージェントは電力融通量を算出する。

step4 電力需要量がプラスの場合、電力を供給してもらえないエージェントを探索する。マイナスの場合、他のノードに電力を供給するか、需要供給間のルータの役割をする。

step5 供給ノードを発見できたら電力を供給ノードに設定する。電力需要量が0になるまで探索を行う。0にすることができない場合、系外部から電力を補充する。

step6 電力の消費、発電、供給を行い、次の時間帯へ移る。

step7 終了条件を満たした場合終了、満たさない場合 step2 に戻る。

4.3 評価方法

本研究の有用性を示すため電力融通シミュレーションを行う。電力融通回数、系外部からの電力補充回数、補充電力量の合計値を比較し評価を行う。

5 おわりに

本研究では、電力損失を抑えつつ電力融通の最適化を行うため、ニューラルネットワークを用いて電力需要の学習を行うことで予測を行い、予測に基づいて電力融通量または電力供給量をエージェントが持つ発電量や電力消費量の時間変化を学習することで、電力供給する際に最適なノードの探索を行う手法を提案した。

今後の展開として、エージェントごとに用いている電力需要予測手法が同一でない場合についても実験する必要がある。

参考文献

- [1] 谷口忠大, 高木圭太, 榊原一紀, 西川郁子: 地産地消型電力ネットワークの為の Natural Actor-Critic を用いた自動取引エージェントの構築, 日本知能情報ファジィ学会誌, Vol. 21, No. 6, pp. 1078–1091 (2009).
- [2] 飯坂達也, 松井哲郎, 福山良和: 構造化ニューラルネットワークの新しい学習法と最大電力需要予測への適用, 電気学会論文誌 B, Vol. 124, No. 3, pp. 347–354 (2004).