

令和 2 年 5 月 31 日現在

機関番号：24403

研究種目：若手研究

研究期間：2018～2019

課題番号：18K13747

研究課題名（和文）強化学習を活用した配電システムの自律分散型電圧制御の開発

研究課題名（英文）Development of autonomous-decentralized voltage control utilizing reinforcement learning in distribution network

研究代表者

高山 聡志（Takayama, Satoshi）

大阪府立大学・工学（系）研究科（研究院）・講師

研究者番号：50613551

交付決定額（研究期間全体）：（直接経費） 3,100,000円

研究成果の概要（和文）：太陽光発電の大量導入や、デマンドレスポンスに代表される需要家行動の多様化に伴い、配電システムの電圧管理は従来に比べ、より複雑になることが想定される。本研究では、近年注目を集める人工知能を形成する手法の一つである強化学習に着目し、強化学習を利用した配電システムの電圧適正化手法の開発およびアンシラリーサービスへの利用可能性について、計算機シミュレーションよりその有用性を検証した。また、この成果を国内会議、国際会議での発表、学術雑誌への掲載などを通じて公開した。

研究成果の学術的意義や社会的意義

本研究の特色は、これまで電圧制御手法に用いられている最適手法や制御工学といった従来の手法ではなく、機械学習を用いて問題の解決を図った点であり、データサイエンスの観点から学術的意義を有している。また、取り扱った配電システムの電圧管理問題は、エネルギーの安定供給の点で重要課題であり、これを解決する一手法を提案している本研究は社会的意義も有する。加えて、本研究で用いた強化学習は、エネルギーマネジメントや市場入札など、今後電力システムにおいて導入が検討されている分野への応用が可能であることから、今後さらなる発展が期待できる。

研究成果の概要（英文）：In recent years, a large amount of solar power generation has been connected to a distribution system. In addition, consumer behavior represented by demand response has been diversified. That is, a voltage management method for the distribution system that can flexibly respond to the system state must be developed.

In this research, we focused on reinforcement learning, which is one of the methods of forming artificial intelligence that has attracted attention in recent years, and developed a voltage control method for distribution systems using reinforcement learning and the possibility of using it for ancillary services.

The effectiveness of the proposed method was verified through computer simulation.

研究分野：電力工学

キーワード：電力工学 機械学習 強化学習

様式 C - 19、F - 19 - 1、Z - 19 (共通)

1. 研究開始当初の背景

近年、電力系統、特に配電系統への太陽光発電（以下 PV）の導入が進んでおり、PV の出力変動に伴う電圧変動、逆潮流に伴う電圧上昇が顕在化している。加えて、ネガワット市場やアンシラリーサービスなどを活用する需要家の増加に伴い、それらの行動の多様化が進むと考えられ、配電系統の電圧様相もこれまで以上に複雑化していくことが想定される。

以上より、今後、複雑化する配電系統の運用・制御に関して、専門家による経験・知識をベースとした行動決定が、系統情報に基づく最適化理論をベースとした行動決定問題にシフトし、さらには需要家側からの積極的かつ自律的な行動決定問題へと移行していくことが想定される。

ただし、最適化ベースの最適行動の観点から配電系統の問題を見ると、様々な電圧制御機器（行動主体；エージェント）が混在する問題設定では、エージェントはノイズ項以外について完全な知識がある、あるいは他のエージェントが常に理性的な行動を選択すると仮定されていた。つまり、最適化ベースの検討では、様々な電圧制御機器が連系されている場合、他の電圧制御機器がどのように動作するかあらかじめ把握する必要があることを示す。これに対して、今後需要家エージェントとして加わる場合、自身の利益を追求する行動を取るケースが増加するなど、他のエージェントがどのような行動をとるか事前に把握することは難しくなる。つまり、最適化ベースの最適行動問題では、解ける問題が限定されてしまう可能性が高いと考えられる。

2. 研究の目的

申請者は、市場原理に基づく配電系統の電圧適正化問題に対して、エージェントが事前の知識を持っていない、あるいは不完全な場合に対しても適切な行動選択が得られる機械学習手法の一つである強化学習に着目した。強化学習は、数値化された報酬信号を最大にするために、何をすべきかを環境から得られた状態情報から学習することで、適切な行動選択を行う手法であり、近年注目を集める人工知能を形成する手法の一つである。強化学習は試行錯誤を通じた学習を行うため、従来の手法（最適化理論、教師あり学習）に比べ、不確実性を有する場合や、計測・設定が難しい道のパラメータが多い場合に対して優れた解を得られる可能性が高いことが報告されている。

本研究で対象とする市場原理に基づく配電系統の電圧適正化問題についても、PV の普及や需要家行動の変化に伴い不確実性が高くなりつつあること、広範囲に渡って普及しているシステムであるため、一意にパラメータ設計が難しいことを考慮すると強化学習の適用は有用であると考えられる。

強化学習を用いたシステム設計・運用は、電力システムのみならず様々なエネルギー源を統合的に運用・制御を行うスマートコミュニティといったより複雑化した未来型エネルギーシステムへの応用も期待できる。

3. 研究の方法

本研究は強化学習を利用した配電系統の電圧適正化とアンシラリーサービス利用可能性について評価を行う。具体的には、以下の項目について検討を行った。

マルチエージェントシステムによる無効電力制御手法の開発と協調行動の獲得

強化学習は、学習目標を反映させた「報酬」を手がかりに、「エージェント」が試行錯誤を通じて「環境」から得た「情報」をもとに「行動」決定戦略を求める機械学習システムである（図 1 参照）。本研究では、PV のパワコンが配電系統の電圧情報を取得し、報酬に基づき無効電力出力を決定する枠組みとして強化学習を利用する。本研究では、PV の所有者は需要家であると想定し、複数の需要家がグループを構成してアンシラリーサービス能力を供給すると想定している。つまり、グループ内のエージェントは複数存在しているため、まとまった行動が実行されないとアンシラリーサービス能力の提供は不可能である。本研究では、マルチエージェントシステムを適用し、エージェントの協調行動を引き出すことにより、アンシラリーサービス市場へ参加するグループを構成する。なお、協調行動を得るための手法として、強化学習と逆のアルゴリズムで、得られた他のエージェントの行動から報酬関数を推定する逆強化学習手法を用いることを検討している。

強化学習に基づくアンシラリーサービス利用における行動選択手法の開発

グループ化された需要家群が高圧配電系統内に複数存在すると想定し、アンシラリーサービス能力の提供による事業性について検討を行う。この時、配電系統モデルによる潮流計算による電圧の制御結果を求めることにより、アンシラリーサービスの提供とそれに伴う電圧制御効果について統合的に評価を行う。

4. 研究成果

本研究の成果は、近年注目を集める強化学習を用いた新たな電圧制御方法を提案し、数値シミュレーションによりその効果を検証した点である。下記にその問題の概要と得られた制御結果を示す。

PV-PCS の無効電力制御による電圧制御問題に対して Q 学習を適用した場合、エージェント、環境および各変数は図 1 のように割り当てられることができる。本研究では配電系統の電圧適

正化に貢献するとインセンティブをもらえる環境を想定する。つまり、環境である配電系統に対して、エージェントが無効電力調整という行動を行うことによって電圧の状態が変化し、その結果配電系統の適正化に貢献することができれば、インセンティブという報酬を得ることができる。Q 学習の枠組みとして状態には連系点電圧を利用した。連系点電圧は PV 出力および負荷消費電力等に依存するが、連系点電圧の情報を基に Q 学習を行うことで間接的に PV 出力、負荷消費電力の変化による電圧情報も学習可能であると考えたためである。また、PV 出力、負荷消費電力も状態として定義した場合、学習に用いる状態数が増えることによって学習回数が爆発的に増加してしまい計算時間が増加することが考えられる。

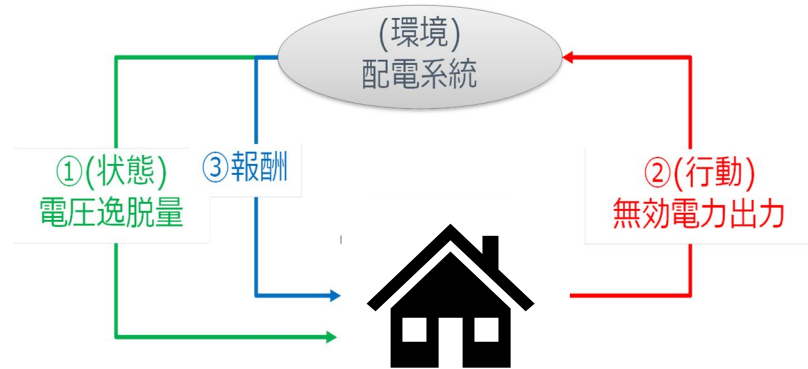


図 1 Q 学習を適用した PV-PCS による電圧制御の概要図

また、将来の無効電力出力を決定するために必要な 1 分先の電圧予測に対して教師あり学習を利用した。実運用を考慮した際には、インバータへの指令の遅れや Cell Grid 間での情報通信の遅れなどを考慮に入れる必要があるため、本研究ではそれらの時間を考慮し制御の間隔を 1 分としている。電圧の変動に素早く対応するために短時間先でなおかつ最小の制御間隔である 1 分先の電圧を予測するものとした。学習手法には、短時間先の予測精度が高く、簡単な計算で予測が可能などの理由から階差処理を用いた AR モデルを用いた。AR モデルは、過去データを用いて将来データを予測する手法であり、階差処理を用いた AR モデルでは過去の電圧の時系列データの階差を取り、そのデータをもとに 1 分先の電圧 $V(t+1)$ が現在の電圧からどれだけ変化するかを予測する。

次にシミュレーション結果について示す。まず Q 学習における事前学習の結果について示す。図 2 に各エピソードにおける全 PV-PCS の無効電力出力量積算値の推移を示す。図 2 から学習が進むにつれて無効電力出力量が減少していき、少ない無効電力出力量で電圧逸脱を制御するように学習している。最終的に一定の無効電力出力量に収束し、学習が終了した。

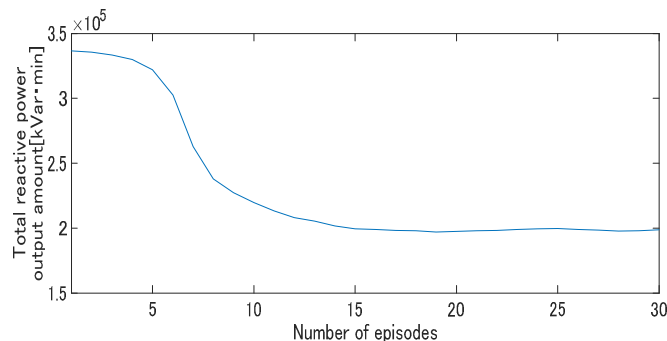


図 2 無効電力出力量の推移

次に、学習が終了した各 PV-PCS と実測 PV 波形データを用いてテストシミュレーションを行い、学習経験を応用し電圧上昇抑制を行うことができるか検討を行った。図 3 に制御前の電圧が最も高かった最末端ノードの需要家の電圧推移、図 4 に高圧末端ノードに連系する PV-PCS の無効電力出力量の推移を示す。図 3 より電圧逸脱が発生していない時は高い力率の Q 値が高くなっており、逸脱が発生しているときは低めの力率の Q 値が高くなっていないため、適切に無効電力制御を行い電圧逸脱を回避できたと考えられる。一方で、図 4 より PV-PCS 間での無効電力出力量のばらつきが発生していた。特に、逆潮流の大きい時間帯にその傾向が顕著に見取れる。この原因としては、自端制御での Q 学習においては他の PV-PCS の行動や電圧逸脱量を互いに知ることができないことが考えられる。つまり、自端情報のみの制御では、電圧変化の影響を受けやすい末端ノードがより無効電力を調整するような学習結果となることが確認できた。

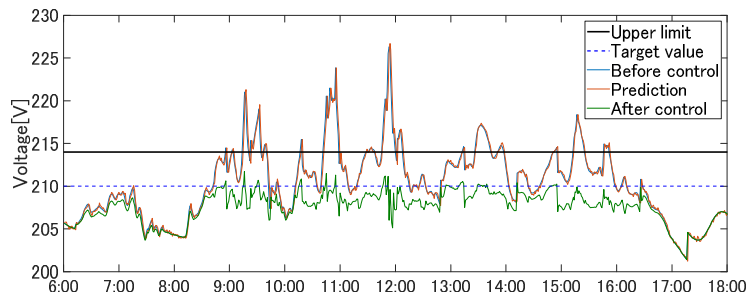


図3 最末端ノードの電圧推移

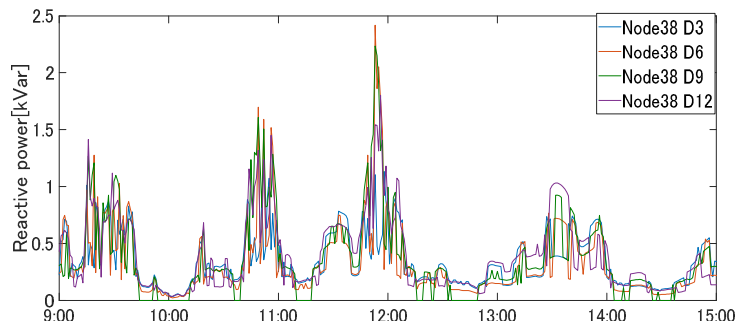


図4 高圧末端ノードに連系するPV-PCSの無効電力出力量の推移

このばらつきはアンシラリーサービスを考慮すると、需要家間の不公平につながることからPV-PCS間で互いに情報交換を行うことで電圧上昇抑制を達成しつつ、無効電力出力量のばらつきを減少させることを次に目指す。各PV-PCS間には高速な情報通信を行うことができる設備が設置されているものとして計算を行った。具体的には、先ほどの強化学習に関して各PV-PCSの自端電圧情報から同じ低圧系統連系需要家の電圧逸脱量の合計値に変更した。また、自端でのQ値の更新に加え、周辺に連系するPV-PCSのQ値の共有を追加で行うものとした。協調制御は以下の流れで制御を行う。

ARモデルにより自端ノードの1分後の電圧を予測する。

予測電圧を同じ低圧系統に所属しているPV-PCS間で共有し、低圧系統内の目標値からの電圧逸脱量合計値を算出し、その値を状態とする。

電圧逸脱量合計値を基にQテーブルの中から最もQ値の高い行動を選択し、無効電力を調整する。

制御後の各需要家端の電圧逸脱量と同様に共有し、電圧逸脱量合計値を0に制御できていれば報酬を受け取り、制御できていなければ罰を受け取る

報酬または罰に基づいて強化学習則に基づき各PV-PCSはQ値を更新し、Qテーブルに保存する。

共有したQ値の中で最も大きいQ値をQbestとして設定する。

Q_bestを用いて再びQテーブルを追加で更新する。

状態の共有により、近隣のPV-PCSの行動選択基準を知ることができるため協調を図ることが可能となる。

図5,6に協調制御時の電圧推移と無効電力推移を示す。図5より、上限値214[V]からの電圧逸脱量は0となり、電圧上昇の抑制を達成することができていた。また、無効電力出力量は自端制御時よりも減少した。自端制御時では、電圧逸脱が頻発するPV-PCSに無効電力出力が偏るように学習されているため、最大電圧を検知する時刻で無効電力出力が偏った状態で電圧逸脱を解消していた(図4参照)。図6より協調制御時は均等に無効電力を出力するように学習しており、始端側も無効電力を出力するように学習していた。そのため、インバータの余裕量を均一にすることで、急峻な電圧の変動の発生した場合においても、インバータ容量に余裕のある周囲のPV-PCSが無効電力出力を増加することにより対応することができる状態を維持できた。

最後にアンシラリーサービス利用については、各需要家のPV-PCSの無効電力分担を均等にできたことから、小クラスターを形成し検討を行なっても同様の結果が期待できる。また、報酬関数(アンシラリーサービスでは、無効電力制御に対する報酬)を制御期間中に変更することで、需要家の無効電力制御量を調整できることを確認できたため、系統運用者が系統様相に応じて適宜アンシラリーサービスの価格設定を変更することで、PV-PCSの無効電力量を間接的に制御できる可能性について示すことができた。

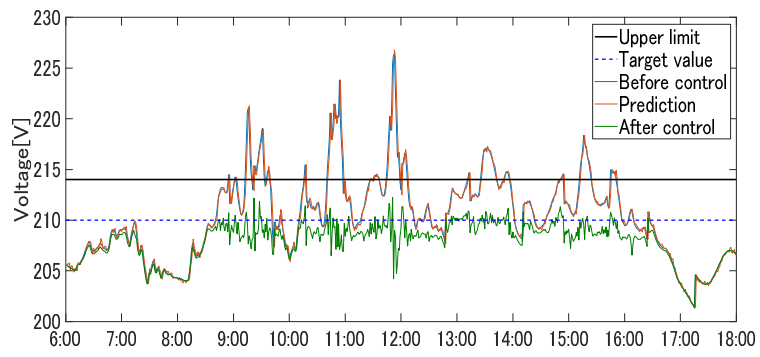


図5 最末端ノードの電圧推移(協調制御)

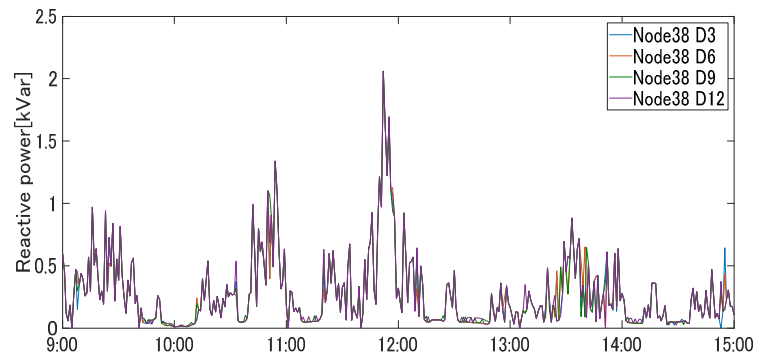


図6 高圧末端ノードに連系するPV-PCSの無効電力出力量(協調制御)

5. 主な発表論文等

〔雑誌論文〕 計2件（うち査読付論文 2件 / うち国際共著 0件 / うちオープンアクセス 1件）

1. 著者名 竹中龍一郎、高山聡志、石亀篤司	4. 巻 139
2. 論文標題 強化学習を用いた自律分散型電圧上昇抑制手法	5. 発行年 2019年
3. 雑誌名 電気学会論文誌B（電力・エネルギー部門誌）	6. 最初と最後の頁 122-129
掲載論文のDOI（デジタルオブジェクト識別子） https://doi.org/10.1541/ieejpes.139.122	査読の有無 有
オープンアクセス オープンアクセスではない、又はオープンアクセスが困難	国際共著 -

1. 著者名 Satoshi Takayama, Atsushi Ishigame	4. 巻 51
2. 論文標題 Autonomous Decentralized Control of Distribution Network Voltage using Reinforcement Learning	5. 発行年 2018年
3. 雑誌名 IFAC-PapersOnLine	6. 最初と最後の頁 209-214
掲載論文のDOI（デジタルオブジェクト識別子） https://doi.org/10.1016/j.ifacol.2018.11.703	査読の有無 有
オープンアクセス オープンアクセスとしている（また、その予定である）	国際共著 -

〔学会発表〕 計5件（うち招待講演 0件 / うち国際学会 1件）

1. 発表者名 Satoshi Takayama and Atsushi Ishigame
2. 発表標題 Autonomous decentralized control of distribution network voltage using reinforcement learning
3. 学会等名 IFAC CPES 2018（国際学会）
4. 発表年 2018年

1. 発表者名 竹中龍一郎、高山聡志、石亀篤司
2. 発表標題 強化学習を用いた自律分散型電圧上昇抑制手法
3. 学会等名 平成30年電気学会 電力・エネルギー部門大会
4. 発表年 2018年

1. 発表者名 高山聡志, 石亀篤司
2. 発表標題 配電系統の電圧制御に向けた強化学習の適用に関する基礎検討.
3. 学会等名 平成30年電気学会 電力・エネルギー部門大会
4. 発表年 2018年

1. 発表者名 竹中龍一郎, 高山聡志, 石亀篤司
2. 発表標題 ロバスト性を考慮した強化学習による配電系統電圧制御
3. 学会等名 電気学会 電力技術・電力系統技術合同研究会
4. 発表年 2018年

1. 発表者名 高山聡志, 石亀篤司
2. 発表標題 電圧上昇抑制に向けた無効電力制御に対する強化学習の適用
3. 学会等名 電気学会 電力系統技術研究会
4. 発表年 2018年

〔図書〕 計0件

〔産業財産権〕

〔その他〕

-

6. 研究組織	氏名 (ローマ字氏名) (研究者番号)	所属研究機関・部局・職 (機関番号)	備考
---------	---------------------------	-----------------------	----