



TITLE:

Network Resource Management Using Multi-Agent Deep Reinforcement Learning(Abstract_要旨)

AUTHOR(S):

Suzuki, Akito

CITATION:

Suzuki, Akito. Network Resource Management Using Multi-Agent Deep Reinforcement Learning. 京都大学, 2023, 博士(情報学)

ISSUE DATE:

2023-09-25

URL:

<https://doi.org/10.14989/doctor.k24940>

RIGHT:

(続紙 1)

京都大学	博士 (情報学)	氏名	鈴木 晃人
論文題目	Network Resource Management Using Multi-Agent Deep Reinforcement Learning (マルチエージェント深層強化学習によるネットワーク資源管理)		
(論文内容の要旨)			
<p>ネットワーク機能仮想化 (NFV: network functions virtualization) は、将来ネットワークの主要な技術の1つである。NFVは、複数の仮想ネットワーク機能 (VNF: virtual networks function) を柔軟に組み合わせ、多様なネットワークサービスの提供を可能にする。サービス提供には、物理ネットワークに仮想ネットワーク (VN: virtual network) を割り当てる必要がある。VNは、VNFとしての仮想ノードとそれらを接続する仮想リンクから構成される。仮想ノードは物理サーバに、仮想リンクは物理ネットワークに割り当てられる。NFVにおける重要な研究課題は、限られたリソースを考慮しながら最適なVN割当を求めることである。</p> <p>エッジコンピューティング (EC: edge computing) も将来ネットワークの主要な技術の1つである。エンドデバイス (ED: end device) の計算リソースが限られているため、EDが持つ様々なタスクは、エッジサーバやクラウドサーバにオフロードされて処理される。各タスクは、計算と通信の需要で構成され、大容量や低遅延の要求など様々な特性を持っている。また、エッジサーバとクラウドサーバも、サーバごとにリソース量や遅延などの特性が異なる。ECにおける研究課題は、様々なタスクやサーバの特性、限られたリソースを考慮しつつ、最適なタスクオフロード先を求めることである。</p> <p>これら2つの技術に共通する課題は、リソース容量などの制約条件を満たしつつ、リソース利用効率などの目的関数を最大化する、最適なリソース管理手法を確立することである。</p> <p>本論文では、マルチエージェント深層強化学習 (MADRL: multi-agent deep reinforcement learning) を用いたネットワークリソース管理に関する4つの問題に取り組んでいる。本論文では、各問題の解法として強化学習 (RL: reinforcement learning) に着目している。これは、RLがリソース需要とリソース割当の関係を事前に学習しておくことで、最適に近いリソース割当を瞬時に求めることができると期待されているためである。本論文は、以下の全7章から構成されている。</p> <p>第1章では、ネットワークリソース管理の背景と、本論文で取り組む問題について述べている。第2章では、本論文の関連研究について述べている。</p> <p>第3章では、NFVにおける拡張可能なリソース統合制御フレームワークと、RLに基づく効率的な解探索アルゴリズムを提案している。提案するフレームワークでは、システム全体を標準化された機能要素に分割し、要素間の相互依存性を低減する「モジュール化」の考え方にに基づき、拡張性を実現する。提案手法の有効性をシミュレーションにより示している。</p> <p>第4章では、安全性を考慮したマルチエージェント深層強化学習 (Safe-MADRL) による動的VN割当手法を提案している。本手法では、RLによる事前学習により、リソースの需要が大幅に変動する場合であっても、最適に近いVN割当を迅速に求めることができる。提案手法では、RLに対して安全性を考慮する仕組みを導入し、制約条件をより遵守するVN割当を実現する。提案手法の有効性をシミュレーションにより示している。</p> <p>第5章では、協調型マルチエージェント深層強化学習 (Coop-MADRL) による動的VN割当手法を提案している。本手法では、複数のエージェントが独立して制御した場合に生じる制御の非効率性を解消するため、複数のエージェントの協調制御を学習させ、ネットワーク全体で最適となる制御を目指している。提案手法の有効性をシミュ</p>			

レーションにより示している。

第6章では、ネットワークトポロジーと帯域幅の制約を考慮したマルチクラウド・マルチエッジ環境におけるタスクオフロード手法を提案する。本手法では、各エッジにエージェントを配置し、各エージェントに到着するタスクに対して最適なオフロードをRLにより学習させる。また、Coop-MADRLによる協調学習も導入し、ネットワーク全体で最適となる制御を目指している。提案手法の有効性をシミュレーションにより示している。

第7章では、本論文の結論と今後の研究の方向性について述べている。

(続紙 2)

(論文審査の結果の要旨)

本論文は、マルチエージェント深層強化学習 (MADRL: multi-agent deep reinforcement learning) を用いたネットワークリソース管理に関する問題を、ネットワーク機能仮想化 (NFV: network functions virtualization) におけるリソースの統合制御、安全性を考慮した動的仮想ネットワーク (VN: virtual network) 割当、協調制御を考慮した動的VN割当、複数のクラウド・エッジを考慮したタスク割当に焦点を当てて研究を行っている。本研究で得られた成果は以下の通りである。

第一に、複数の制御アルゴリズムと汎用的な統合制御アルゴリズムから構成される、NFVにおける拡張性の高いリソース統合制御フレームワークを提案している。また、強化学習に基づく効率的な解探索アルゴリズムを提案している。本手法では、強化学習を用いることで、少ない探索回数でよりリソース利用効率の高い解を探索可能にする。シミュレーション評価の結果、12種類の代表的なユースケースに対して、全てのケースにおいて解の探索速度が改善したことから、提案手法が拡張性を持つことを定性的に示している。

第二に、安全性を考慮したMADRLに基づく動的VN割当手法を提案している。本手法は、安全性を考慮する仕組みにより、ネットワークの輻輳やサーバの過負荷の原因となるエージェントの制約違反を減らすことができる。シミュレーションの結果、提案手法は、既存手法と比較して、制約条件の違反を防ぐことを示している。また、リソース利用効率も改善できることを示している。さらに、全探索手法と比較して大幅な高速化を実現している。

第三に、協調型マルチエージェント深層強化学習 (Coop-MADRL) に基づく動的VN割当手法を提案している。本手法は、MADRLに基づく動的VN割当に対して、複数のエージェントを協調させる仕組みを導入することで、より効率的なVN割当を実現する。シミュレーション評価の結果、提案手法は、静的VN割当、協調制御のないMADRLと比較して、リソース利用効率を向上させ、制約違反を大幅に削減できることを示している。また、様々なトラヒックモデルを混合させたモデルで学習することで、様々なトラヒック需要に対する高い汎化性能を実現できることを示している。

第四に、ネットワークトポロジーと帯域幅制約を考慮した、クラウド・エッジ・ネットワークの協調タスクオフロード手法を提案している。本手法はCoop-MADRLを用いて、効率的なタスクオフロードを迅速に実現している。シミュレーション評価の結果、提案手法は、多様なタスクと様々なネットワークトポロジーにおいて、制約違反を最小化しつつ、リソース利用効率を最大化し、タスク遅延時間を最小化できることを示している。また、協調制御によりタスクオフロードの効率が向上することも示している。また、提案手法は、多くのリソースを消費するタスクで事前学習を行うことで、様々なタスクに対して汎化性能を持つことを示している。

以上、本論文は、マルチエージェント深層強化学習 (MADRL) を用いたネットワークリソース管理手法を提案しており、将来ネットワークのリソース管理技術の発展に貢献するものである。本論文の内容は、学術上、実用上とも寄与するところが少なくない。よって、本論文は博士 (情報学) の学位論文として価値あるものと認める。また、令和5年7月20日、論文内容とそれに関連した事項について試問を行った結果、合格と認めた。また、本論文のインターネットでの全文公表についても支障がないことを確認した。