

深層強化学習を用いたチャネルアクセス法

B-17

Deep Reinforcement Learning based Channel Access Approach

寺木 悠人 王 瀟岩 梅比良 正弘

Yuto TERAKI Xiaoyan WANG Masahiro UMEHIRA

茨城大学工学部

Faculty of Engineering, Ibaraki University

1. まえがき

近年、通信端末の増加とアプリケーションの多様化が進むにつれて、移動通信システムで使いやすい周波数(6GHz以下)が不足してきている。現在の周波数の割り当ては、複数の無線システムが相互干渉を起こさないように周波数を排他的に利用する仕組みになっているため、プライマリユーザ(PU)の周波数利用効率が低くて、ホワイトスペースが数多く存在してしまう。この問題を解決するために、セカンダリユーザ(SU)がPUのホワイトスペースを二次利用するコグニティブ無線システムが注目されている。本稿では、深層強化学習を用いたチャネルアクセス法を提案し、その性能をシミュレーションで評価した。

2. 既存手法と提案手法

これまでの研究では、強化学習及び深層強化学習を用いたチャネルアクセス手法が提案されてきた[1]。

Q-learning 手法は、代表的な強化学習アルゴリズムであり、動作主が環境の状態を観測しながら行動の選択を行い、得られた報酬を元に学習して最適な行動を決定する。一方、Deep Q-learning 手法は、深層強化学習のアルゴリズムの1つであり、Q-learning で使用されていた Q テーブルを使わずに、ディープラーニングで行動価値関数を表す。状態の数が多い複雑なシナリオに対して有効な方法と考えられる。既存手法は、この二つのメカニズムに基づき、SU が過去の各 PU の利用パターンを学習し、空いているチャネルを予測し、アクセスするものであった。これらの手法の問題点は、PU のチャネル利用率と利用パターンの複雑度が高くなるにつれて学習が困難になり、良い結果を得ることが出来なかったことである。従って本研究では、Deep Q-learning アルゴリズムに基づき、行動を増やし、各ネットワークの状態に対応する報酬を細分化した手法を提案する。

3. シミュレーションの概要と結果

シミュレーションでは、PU が 3 つと SU が 1 つのシナリオを考慮した。PU のチャネル利用率を表すデューティーサイクル(DC)とチャネル利用パターンの複雑度を変動し、提案手法とランダムアクセス手法、既存 Q-learning 手法、既存 Deep Q-learning 手法を比較し、特性評価を行った。

評価指標は、SU のチャネルアクセスの成功率から、SU から PU へ干渉を与える確率(干渉率)を差し引いたものとなる。この指標は SU がいかに PU に干渉を起こさずにチャネルにアクセスできる確率を表す。まず図 1 より、PU の DC が大きくなると干渉を起こさずにチャネルにアクセスすることが困難になることがわかった。また、提案手法はランダムアクセス手法、2つの既存手法より良い結果が得られることがわかった。次に、図 2、3 はそれぞれ PU の DC=0.1、0.7 の時に、PU のチャネル利用パターンの複雑度の影響を表す。パターン 1 から 9 まで、複雑度が小さくなる。提案手法は理想値に一番近く、特に DC と複雑度が両方が高くなる場合の改善効果大きいことがわかった。

4. 結論

提案手法によって、SU がより効率的に PU に干渉を起こさずにホワイトスペースを利用出来ることが分かった。

<参考文献>

[1] Irene Macaluso etc., "IMPACT OF COGNITIVE RADIO", in JUNE 2012 IEEE VEHICULAR TECHNOLOGY MAGAZINE pp.85-90, 13 April 2012

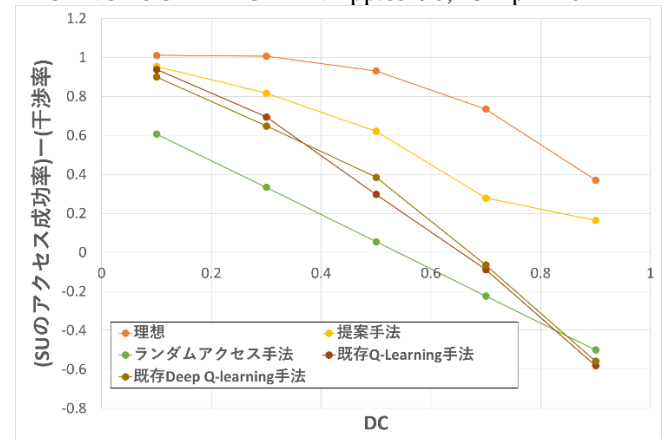


図 1 DC ごとの (SU アクセス成功率) - (干渉率)

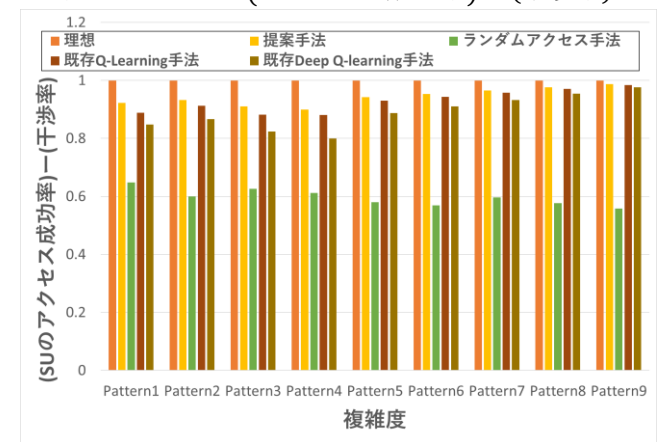


図 2 複雑度ごとの (SU アクセス成功率) - (干渉率) (DC=0.1)



図 3 複雑度ごとの (SU アクセス成功率) - (干渉率) (DC=0.7)