

氏 名	わ だ あつ し 和 田 充 史
学位(専攻分野)	博 士 (情 報 学)
学 位 記 番 号	情 博 第 177 号
学位授与の日付	平 成 17 年 9 月 26 日
学位授与の要件	学 位 規 則 第 4 条 第 1 項 該 当
研究科・専攻	情 報 学 研 究 科 シ ス テ ム 科 学 専 攻
学位論文題目	Analysis and Design of Rule - based Evolutionary Reinforcement Learning Systems (ルールベース進化型強化学習システムの分析と設計)
論文調査委員	(主 査) 教 授 片 井 修 教 授 酒 井 英 昭 教 授 山 本 裕

論 文 内 容 の 要 旨

本論文では、生物の適応戦略を支える進化および学習の機構に着想を得た機械学習手法である学習分類子システム(LCS: Learning Classifier Systems)の分析と設計を通して、そのルールベース進化型強化学習手法としての位置づけを明確にし、さらに、これを実現する新たな LCS と双構造をもつ分類子システム(DCS)を導入し、その有用性評価を行っており、全体は7章から構成されている。

1章は序論であり、本研究の背景、意義、概要と目的および論文構成を簡潔に示している。

2章では、本研究において具体事例として分析する対象である2つの LCS, すなわち, Zeroth-level Classifier System (ZCS) と eXtended Classifier System (XCS) 双方の詳細について、また、LCS の学習過程と関連の深い強化学習手法の基本的な概念と状態一般化のための手法である関数近似手法について紹介している。

3章では、LCS の学習過程と強化学習について双方の一般化機構を考慮した比較を通して、状態一般化機構をもつオンライン学習手法としての両者の関連を明らかにしている。すなわち、(1)表現に関しては LCS のルール集合は強化学習における近似された行動価値関数と対応することを明らかにし、(2)更新操作に関しては、LCS の学習過程におけるルール属性の更新操作は強化学習における近似パラメータの更新に対応することを明らかにしている。具体事例として、ZCS と XCS の学習過程をそれぞれ勾配降下法に基づく強化学習と比較した結果、ZCS に関しては学習率等のパラメータを適切に設定することによりルール属性の更新操作が勾配降下法に基づく強化学習における更新式と等価になることを示している。一方、XCS に関しては、更新に用いる誤差値の定義が異なるなどの更新方法の相違を明らかにしている。

4章では、LCS の学習過程に対して学習の収束性に関する強化学習の知見を導入し検討している。具体的には、ZCS に関してはパラメータを適切に設定し XCS に関しては更新式の修正することでそれぞれを勾配降下法に基づく強化学習に準拠させた RZCS と RXCS を構成し、LCS における更新手法である implicit-バケツリレー・アルゴリズムに対する収束性の保証、Q-バケツリレー・アルゴリズムに対するルール属性値の発散のリスクの存在を示し、さらに、新たに提案した残差勾配法に基づく residual-バケツリレー・アルゴリズムにより後者のリスクが回避できることを示している。

5章では、LCS の進化過程であるルール発見機構に関して、ルール条件部の一般化は、強化学習における近似行動価値関数の適応的設計に対応することを示しており、一方で、効率的な進化過程と一般的な強化学習に準拠した学習過程とを両立させる困難さを明らかにしている。すなわち、ZCS と XCS それぞれの強度値および正確さに基づくルール発見は RZCS および RXCS の学習過程との組み合わせにより学習性能が大幅に低下することを実験的に明らかにしている。

6章では、LCS をルールベース進化型強化学習手法として位置づけるべく、学習過程において強化学習の数理的基盤をもち、かつ、進化過程として主流である正確さに基づくルール発見機構をもつ新たな学習分類システムである Dual-structured Classifier System (DCS) を構築し、その有用性を明らかにしている。DCS はその学習過程に勾配降下法に基づく強化学習の知見を導入可能であると同時に、進化過程について学習分類子システムの代表的なベンチマーク問題に適用した際

に従来手法と同等の性能を示すことを明らかにしている。

7章は結論であり、本研究で得られた成果を総括し、今後の研究課題を展望している。

論文審査の結果の要旨

本論文は、生物の適応戦略である進化および学習の機構に着想を得た機械学習手法である学習分類子システム(LCS: Learning Classifier Systems)を、その分析と設計を通して、ルールベース進化型強化学習手法として位置づけた研究成果をまとめたものであり、得られた主な成果は以下のように要約される。

1. LCSの学習過程と強化学習との比較を通して、状態一般化機構をもつオンライン学習手法としての双方の関連を明確にし、LCSのルール集合は強化学習における近似された行動価値関数と対応し、LCSの学習過程におけるルール属性の更新操作は強化学習における近似パラメタの更新に対応することを明らかにした。具体事例として、Zeroth-level Classifier System (ZCS)とeXtended Classifier System (XCS)の二つのLCSに対して勾配降下法に基づく強化学習との比較分析より、ZCSの学習過程と勾配降下法との等価性、および、XCSの場合における更新方法の相違を示した。
2. LCSの学習過程に対して学習の収束性に関する強化学習の知見を導入し、ZCSとXCSを勾配降下法に基づく強化学習に準拠させたRZCSとRXCSに関して、implicit-バケツリレー・アルゴリズムに対する収束性の保証、Q-バケツリレー・アルゴリズムに対するルール属性値の発散のリスクの存在を示し、さらに、新たに提案した残差勾配法に基づくresidual-バケツリレー・アルゴリズムにより後者のリスクが回避できることを示した。
3. LCSの進化過程であるルール発見機構に関して、ルール条件部の一般化は、強化学習における近似行動価値関数の適応的設計に対応することを示す一方で、効率的な進化過程と一般的な強化学習に準拠した学習過程とを両立させる困難さを明らかにした。すなわち、ZCSとXCSそれぞれの強度値および正確さに基づくルール発見はRZCSおよびRXCSの学習過程との組み合わせにより学習性能が大幅に低下することを実験的に明らかにした。
4. LCSをルールベース進化型強化学習手法として位置づけるべく、学習過程において強化学習の数理的基盤をもち、かつ、進化過程として主流である正確さに基づくルール発見機構新を有している、新たな学習分類システムであるDual-structured Classifier System (DCS)を構築し、その有用性を明らかにした。DCSはその学習過程に勾配降下法に基づく強化学習の知見を導入可能であると同時に、進化過程について学習分類子システムの代表的なベンチマーク問題に適用した際に従来手法と同等の性能を示すことを明らかにした。

以上要するに本論分は、LCSの分析・設計により、LCSをルールベース進化型強化学習手法として位置づけ、その有用性評価に関して考察を行ったものであり、その成果は情報学の展開上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、平成17年8月17日実施した論文内容とそれに関連した試問の結果合格と認めた。