

第8章 結論

8.1 まとめ

本論文では、知識付与型知能システムからの質的変革を目指して、生物を手本とする自律学習という観点、つまり、外界とのフィードバックループを用いる等していかに自律的に学習するか、そして、いかに少ない情報から多くの機能を学習によって獲得するかといった観点からシステムがとるべき学習について考えてきた。ここでは、最初からシステムに与えれば良いと考えられる機能についても、敢えてできるだけ学習によって獲得するという事にこだわった。これは、システムがあらゆる状態において学習ができるためには、「無からの学習」もできなくてはならないと考えたからである。また、そうすることによって、個々の機能に捕らわれることなく、学習がどうあるべきかの本質をつかみ、その結果、汎用的な学習則の実現に結びつくと考えたからである。

この意味から、本論文では、大きく2つの基礎となる学習則を提案した。1つは、「相関情報抽出学習」、もう一つは「時間軸スムージング学習」である。相関情報抽出学習は、異種情報源からの信号に共通に存在する情報(相関情報)が我々生物にとって重要な情報であるという仮説の下で、それを教師なしで抽出することを学習するというものであった。これは、第2章においてその概要を示すと共に、第3章において、値域拡大学習と組み合わせてニューラルネットを用いて学習させる方法を示した。さらに、抽出する情報がベクトルとなる場合、その各成分を直交化させる複数出力の直交化法を値域拡大学習の拡張として示した。そして、さらに、視覚の信号と運動の信号から空間認識能力が形成されるという例を取り上げて、シミュレーションを行った。しかし、この学習アルゴリズムは、特定のセンサ信号や運動の信号が与えられた場合にのみ有効となる特殊なアルゴリズムではなく、非常に汎用的な学習アルゴリズムである。Aitken らの実験で実際の子どもで確認されたように[Aitken 82]、この視覚の信号を、聴覚の信号と置き換えても基本的に同様な学習を行うことが可能である。また、実際に正常な視覚センサを有している場合でも、聴覚からも空間的な情報を得ている場合は多いと考えられるが、ここでは、情報源が3つの場合についてもその学習方法を示しており、これを用いることによって、このような場合もうまく説明することができる。さらに、第3章の終わりでも述べたように、運動の信号が入らない場合でも異種のセンサ信号間の相関情報をとることによって、文字や言葉の認識、概念の形成といった高度な機能へと結びついていく可能性を秘めていると考える。

本論文で、もう一つの基礎となる学習アルゴリズムである時間軸スムージング学習は、空間的な広がりを持つセンサ信号の時間的な位置づけを獲得することが、時空間上に存在するシステムとして状況を認識し、適切な動作をする上で重要であるという観点から生まれた汎用的な学習アルゴリズムである。本学習は、第4章で述べたように、空間情報が時間的に滑らかにしか変化しないとい

う仮説の下で、値域拡大学習と組み合わせることにより、局所的な受容野しか持たないセンサセルからの信号を統合し、空間情報をアナログ値として抽出することの学習に用いることができ、実際に30個のセンサセルが1次元に配列された視覚センサを仮定し、その前を左右に単振動している物体の位置を教師なしで学習させることができた。そして、この出力が時間の変化と共に滑らかに変化するべきであるということから、頭部位置の補償や、前庭動眼反射のような眼の動きを学習させることができることを示した。また、さらに、その出力の変化が滑らかかつ時間変化が大きくなるようにという評価を与えることにより、物体を追跡するという眼の動きも学習できることを示した。一方、第7章では、遅延強化学習を目的達成までの所要時間の最適化問題と捉えることにより、時間軸スムージング学習が、センサ信号から所要時間の評価を学習することに用いることができることも示した。また、この遅延強化学習を階層型ニューラルネットを用いて行うことにより、中間層に空間の情報がきれいにコーディングされることがわかった。このことから、前述のようなセンサ信号の統合、認識という過程は、強化学習を進めるに当たって自ずと形成される機能と考えられるかも知れない。

もう一つ、値域拡大学習および複数出力の直交化学習というものを提案してきた。ここでは、出力の時間変化の中で、平均値からの偏差が大きいものに対し、強制的により偏差が大きくなるような学習を行わせるものであり、センサ信号を統合する際に、関連情報抽出学習または時間軸スムージング学習によって出力に拘束を設けつつ、出力の値域を確保することができた。しかし、これに関しては、ある一定間隔、または偏差が大きい時といった条件を満たした時に他の学習を中断して適用特別な学習を行わなければならない等、その学習アルゴリズムがスマートでないこと、さらに、自律学習という面から考えれば、BP法を適用した際に中間層ニューロンの値域が有効に使われるといった具合にならなければならないと考える。また、強化学習との統合によって解決されるものとも考えられる。

第6章では、認識や認識のための動作を目的達成の動作の一部とみなすことによって強化学習を適用することを提案し、簡単な文字認識などに適用できることを示した。ここでは、学習則自体は特にオリジナリティはないが、認識や認識のための動作を通常目的達成のための動作として位置づけられるということを示した。これは、強化学習の能力をさらに引き出すものであり、自律学習の可能性をさらにおおきくしたものとする。

また、本論文は、センサ信号の統合、センサ動作の学習、強化学習という切り分けをすることもできる。センサ信号の統合という観点から見ると、関連情報抽出学習を利用したものと時間軸スムージング学習を用いたものを提案したが、学習方法こそ違うものの、空間的に連続的な情報を連続値として獲得しようとしたという意味で非常に近いものであるということができる。従って、両者の融合は比較的簡単に実現できるのではないかと考える。ただ、入力分布に対する出力分布を見ると、関連情報抽出学習を使ったものは入力を分類する方向に、時間軸スムージング学習を使ったものは、入力分布に従って出力を配分するというようにその性質は全く逆である。これによって両者をうまく使い分けることが可能ではないかと考えられる。

センサ動作の学習に関しては、時間軸スムージング学習によるセンサ信号の統合を効率的に獲得するものと強化学習に基づいた目的志向のものという2つの観点からの方法を提案した。前者においても、センサ動作を学習させる際にも、センサ信号を統合した出力が滑らかになるようにとかよ

り情報を得るようにという指針を元に強化学習を行っている。つまり、強化信号をセンサ信号の統合における汎用的な規準におくか、システムに設定された強化信号とするかという位置づけもできる。

強化学習については、与える情報量が少ないが故に得られる柔軟性、適応性の能力の大きさを再認識した。また、これによって、センサ信号の統合やセンサの動作まで学習できるということがわかったことは大きな収穫であった。強化学習を、センサ信号の統合、センサ動作の学習にも適用していくことは必要であるが、全て強化学習によって行うべきかどうかはわからない。

以上、自律学習システムの構築に向けて研究を進めてきたが、時間軸スミージング学習と関連情報抽出学習を提案できたことは、自律学習の研究の上で大きな進歩であったと考える。

8.2 今後の課題

本論文中の個々のテーマに関しての問題点は各章で述べてきたが、ここでは、自律学習の研究を進めるに当たって筆者が今後の課題と考えるところを述べる。

(1) 強化学習による能動認識の学習と目的指向動作の学習の統合

前述のように、良いか悪いかという情報だけから認識および認識のための動作の学習ができることを確認した。しかし、ここでは、毎単位時間毎に良いか悪いかの評価が得られるという設定であった。そこで、評価は最後にしか得られないという設定で、おいしいかまずいかという最終的な評価から、その認識および認識のための動作、さらには、食べるため(目的指向)の動作の全てを学習する方法を探る。

(2) 強化学習における効率的な試行法とその学習による獲得

強化学習では、学習にばく大な時間がかかることが一つの問題となっている。この理由の一つとして、従来は、単なる乱数によって探索を行ってきたことが挙げられる。しかし、我々生体は、系統的な探索、今までの知識を利用した探索およびそれを実現するための探索法自体を学習することができる。この機能の実現を目指したい。

(3) マルチエージェントシステムにおける強化学習およびコミュニケーションの発現

マルチエージェントシステムにおいて、個々のエージェントに強化学習を適用することにより、相互の協調の有効性と協調動作を学習によって獲得すると共に、協調のためのコミュニケーションの発現、さらにはコミュニケーションのための知識のシンボル化の必然性と発現の仕組みを探っていきいたい。

(4) マルチエージェントシステムにおける強化学習およびコミュニケーションの発現

マルチエージェントシステムにおいて、個々のエージェントに強化学習を適用することにより、相互の協調の有効性と協調動作を学習によって獲得すると共に、協調のためのコミュニケーションの発現、さらにはコミュニケーションのための知識のシンボル化の必然性と発現の仕組みを探っていきいたい。

(5) リカレントニューラルネットの学習アルゴリズム

知的システムの構成において、過去の必要な情報を記憶し、系統的な動作を行う必要がある。こ

のためには、リカレント構造のニューラルネットの適用が必要である。しかし、現状のリカレントネットの学習則は、理論的に求められた非常に複雑な学習アルゴリズムであり、実用に耐えがたい。これに関して、過去の学習則のアナロジーから大胆な学習アルゴリズムのシンプリファイが可能であるとの見通しを得ており、これの実現を目指したい。これは(2)を実現する上でも不可欠であり、自律学習システムの構築に向けて最重要課題と認識している。

(6) 成長型ニューラルネットのアルゴリズム

ニューラルネットにおいて、その構造決定は非常に難しい問題である。従来、理論によって構造を決定する方法が試みられているが、この問題を根本的に解決し、適応的に構造を変化させるためには、ニューロン自身が必要に応じて成長し、ネットワークを形成していくという解が最も適していると考えられる。生体において、神経の成長を促進するNGFという化学物質が発見されているという裏付けもある。これに関して、私は、ニューロンの成長と学習は共に環境に適応していく手段であり、実は同じ範疇で扱える、つまり、学習アルゴリズムの拡張で成長に関しても記述できると考えており、これによって環境に適した柔軟なニューラルネットの形成を目指したい。

以上の課題を克服していくことにより、自律学習システムを実用レベルまで引き上げ、また、生物の柔軟な学習能力の解明につながっていくことと考えている。