

ロボットと深層学習



豊橋技術科学大学
情報・知能工学系教授
工学博士

三浦 純 Jun Miura

人工知能（Artificial Intelligence）は人の知能の解明や、（人のような）知的な振る舞いを実現するためのメカニズムの構築を目的としている。ロボットでは、センサ情報を解析して周囲の状況を知ること（認識）と、与えられた目的や価値に沿って、適切な行動を決めること（計画）が、AIに特に強く関連する。

近年は、AIの中でも機械学習、とりわけ深層学習の発展が著しい。特に画像認識、音声認識、文書認識の分野では、大きなデータセットが多数作成、公開されており、それを用いて複雑な（＝表現力の高い）ニューラルネットワーク（NN）を学習させ、ときに人間を超える認識性能を得ている。ユーザの立場から見ても、多くのライブラリやコードが公開され、その高い能力を比較的容易にロボットに取り入れて体感することができる。一方、行動計画の生成においても、従来からの強化学習（最終的な目標もしくは状況ごとの行動の価値のみを与え、コンピュータが試行錯誤しながら最適な行動選択規範を学習するアルゴリズム）と深層学習を組み合わせた深層強化学習の研究が発展し、複雑な状況下でのロボットの行動生成への適用が進んでいる。

機械学習では過学習（限られた範囲の入力に特化して学習した結果、その範囲から少しでも外れた入力に対し著しく性能が低下すること）が常に大きな問題の一つである。大量かつ多様なデータを含むデータセットがあれば、十分な学習時間をかけることにより過学習の問題に対応できる。また、物体認識など汎用的な認識タスクに対しては、あらかじめ大量のデータで学習したNNのパラメータが公開されており、それらを使うこともできる。しかし、自身の対象とする実環境に適用するためには、そのためのデータセットを得ることが大きな課題となる。

例えば、ロボットの物体認識で、セマンティックセグメンテーション（画像を物体クラスごとに分割すること）を利用するとするなら、物体認識を行う環境で取得した大量の画像に対し、基本的にはピクセルごとにクラス情報を与えたデータセットを作る必要があり、多大な労力を要する。そこで、一般的な環境を対象に学習させたNNが公開されていれば、

それを環境固有のデータを用いて追加学習（ファインチューニング）させる方法が考えられる。あるいは、対象環境のCGシミュレーションが可能であれば、クラス情報付きデータセットを大量に自動生成し、学習に用いることができる。深層強化学習のロボット行動生成への応用についても、実環境ならではの問題がある。一般に、強化学習では大量の試行を必要とするが、ロボットを実環境で動かし続けることは極めて困難である。そこで、ここでも、環境のシミュレータを構築し、そこで大量の試行を行って学習させることが行われている。しかし、十分に現実を近似する環境シミュレーションの実現が課題となる。

以上のような課題を抱えてはいるものの、深層学習技術は急速に進展しており、それを十分に活用することが、多様な環境・状況に対処できるロボットの実現には欠かせない。しかしながら、深層学習を実用化システムで利用しようとする際の問題として、以下の2点を指摘しておきたい。

一つは、本当に深層学習が必要かどうかの見極めである。機械学習に基づく方法では、十分に学習できれば高性能が得られるが、失敗の原因の説明が難しい場合がある。一方、従来のアルゴリズムに基づく方法は、論理構造を順に追っていけば原因がわかる。また、環境が限定できる場合には、簡便で計算量の少ない処理で十分な場合がある。したがって、機械学習を用いるかどうかの見極めが重要である。

もう1点は、どんなに性能がよくても100%にはならない、ということである。画像認識や音声認識のタスクでは、ときに間違っただとしても、そのこと自体が大きな問題にならなかつたり、再度認識を試みたりできるような場合があり得る。しかし、認識に基づいて行動するロボットでは、認識の間違いがただちに大きな事故へとつながる状況もあり得る。したがって、従来のフェールセーフを考慮したシステム設計は相変わらず重要であり、進化を続ける深層学習手法は、システム構築のための一要素として捉えることが望ましい。

深層学習のように、新たな技術が現れ過剰な期待を集めることはしばしばある。その際、その新たな技術で何が実現でき、またどのような課題があるかを知ることが重要である。大学の研究者としては、機動性を活かして新技術の深い理解と適切な情報発信に努めるとともに、産学連携を通して、その実用面での課題解決に貢献できればと考えている。