

# 人工知能・機械学習の工学問題適用のための課題

和田 義孝<sup>1)</sup>

近畿大学理工学部機械工学科<sup>1)</sup>

## 1. はじめに

画像認識コンペティションである Imagenet Large Scale Visual Recognition Challengeにおいてディープラーニング（深層学習、以下 DL）の有効性が画像認識において示されその可能性に多くの人々が期待する状況になって久しい。しかし、コンピュータシミュレーションを用いた研究開発・設計といった分野こそ、DL との親和性が高いと期待するもののその応用・利用方法については事例が少ない。一方で、もともと多くのデータを必要とする分野（材料設計、流体工学等）においては特徴量を抽出する多次元非線形マッピングの技術として DL の利用例が複数報告されている。全体を俯瞰すると、比較的成功している分野とそうでない分野に大きく分かれていると感じる。特に、どのようなデータをどのくらい準備すべきか、という問い合わせ現状では明確に答えていない。本講演では、き裂進展データを大量に生成し、どのように学習すればサロゲートモデル（数値解析によるシミュレーションを完全に代替するモデルで通常数十倍から千倍以上の計算速度の向上が可能）の構築に有効なのかをき裂進展予測を通して考察する。

## 2. ディープラーニングを実現する技術

現在、DL といえば、大規模なニューラルネットワーク（以下 NN）に対する学習方法およびそれら学習済みのネットワークのことを指す。この大規模 NN の重みとバイアス（ニューラルネットワークの学習対象となる値でこの値の適切な決定がNNの予測性能を決定づける）の逐次更新により学習を進める。学習が進んだ NN はエンジニアが望んだ能力を獲得している状態を学習により達成する。初步的な連立一次方程式を求める数値解法と同じ程度のプログラミングが要求されているため NN 実現のための基本的なアルゴリズムの理解は極めて容易である。

通常の誤差逆伝播学習では大規模な NN は学習ができなかった。それらの学習を可能にしたのがいくつかの学習方法の改善である。例えば、10 層以上の学習を確実に進めるためには、出力と入力に同じ値を用いて 1 層ずつ学習を進める方法がよくとられている。これらの学習を強化する方法を組み合わせて DL が実装され様々な成果を生み出している。また、最も成功している事例として畳み込みニューラルネットワークを用いた画像認識応用である。特徴量を抽出するための畳み込み層を画像認識で用いられるアルゴリズムを用

いて極めて効果的に学習可能な方法であり、さらなる応用が期待されている。

### 3. 工学問題サロゲートモデル

工学応用への問題を考えると、何を入力と出力にするのか。学習データはどのように準備するのかが最大の問題となる。物理現象は空間、物性、物理量（変位、速度、ひずみ、応力、温度等）が入力または出力されることになる。物理量を学習（測定）する位置の取扱いを一般化しなければ座標系依存の学習となる。サロゲートモデルは代替モデルとして物理現象を模擬するモデルである。したがって、微分方程式を完全に代替するものではない。これまでパラメトリックに問題を解いていた場合、変数を可能な限り限定することにより現象の傾向を把握していた。NN を使ったサロゲートモデルであれば多数の変数を用いて学習し、より自由度の高いサロゲートモデルの構築が可能となる。今後どのような物理量を学習させることが精度よく実質的な時間で学習が行えるのかをより広範囲に調査・研究する必要がある。