



光精密計測と機械学習

大阪大学 大学院工学研究科 機械工学専攻 准教授
水谷康弘 MIZUTANI, Yasuhiro
(当協会 オプトメカトロニクス技術委員会 委員)

ここ数年、機械学習の汎用化が進んでいて光学分野でも機械学習が盛んに取り入れられている。特に、物体識別などに応用されている画像判定の分野は機械学習を牽引している1つの分野といっても過言ではない。一方で、私が従事している精密計測の分野では機械学習を取り込むことが遅れている。これは、一つ一つの物理現象を地道に理論的に積み上げてきた分野であるからこそ、逆に、ブラックボックス的な雰囲気や正解不正解の2元論が主流の機械学習に親しみが沸きにくいのではないかと思う。しかし、機械学習で使われているアルゴリズムの中身やそれらの仕組みをじっくりと見てみると、光学的な分野にとっても親和性の高いことがうかがえる。かくいう私も、「たまたま」触れることになった機械学習に今は割とどっぷりつかりつつあり、2年連続で機械学習を精密計測に応用した論文を投稿したところである。

機械学習の中でも割とよく耳にするのが **Deep learning** である。各種の測定値を入力値として、その入力値を無数の係数で構成された演算アルゴリズムを通すことで何らかの出力値を得るものである。一般的には、この出力値が答えとなる。例えば、物体識別では、測定画像の一部の領域が道路で、他の領域に車があるなどのラベル的な情報が得られるのである。これを精密測定で置き換えるとすると、ある測定値に対して、平均値などの縮約された値が出力値として得られるという仕組みである。一般的に、アルゴリズム中の無数の係数は、事前に測定された測定値と設定された値の組み合わせを多数用意し、仮の係数で構成された演算アルゴリズムに入力することで、設定値との差分を計算する。そして、差分値の増減を確認しながら同様の過程を多数解実施することで係数を最適化する。学習自体は時間を要するものの、一度学習が終わってしまえば新たな入力値に対する出力は、複雑な演算アルゴリズムと言えども、現代の計算機を用いれば瞬時に縮約値が得られるのである。このように、機械学習の導入の成否は、演算アルゴリズムの構造と学習に用いるデータの内容が大きな鍵を握っている。

複雑かつ様々な種類がある演算アルゴリズムは、実は、光学にとっても親和性が高い。広く普及しているアルゴリズムの1つに畳み込みニューラルネットワークがある。これは、近隣の測定値（画像で言えば、近隣のピクセルに相当する）を畳み込み演算をおこなう層と、すべての測定値に影響を及ぼす成分を計算する全結合層という2種類の演算を組み合わせたアルゴリズムである。これらの層を複数組み合わせることで縮約値を推定するのである。この演算アルゴリズムを光学的な視点で捉えると、点広がり関数のような作用を考慮するのが畳み込み層であり、迷光のような全体的に影響を及ぼす現象を考慮するのが全結合層の役目である。したがって、光計測での応用を考えると、対称となる計測システムの不確かさ要因を分析すれば自然とどのようなアルゴリズムにすれば良いかが想像できるのである。

学習データの蓄積に関しても光学分野はアドバンテージがある。一般的に、学習に必要なデータ数は、数万個レベルのデータが必要である。この膨大なデータを実測から得ようとするとな長大な時間が必要となるだけでなく、気温や湿度などの環境的な要因を極力排除もしくはモニタリングする必

要もあり、機械学習の導入に大きな壁として立ちはだかることになる。しかしながら、光学分野では、信頼性の高いシミュレーション技術がすでに確立されている。そのため、学習データ取得のための実験をわざわざ実施する必要はなく、計算機シミュレーションを用いて、乱数的に設定値を変更して計算するだけで学習データを構築することができるのである。このように、光学分野は、機械学習に親和性が高い分野であることが分かる。

さて、それでは精密計測に応用するためにはどうすれば良いかという点、光学のように一筋縄ではいかないのが現状である。その理由の一つが、ご存じの通り、精密計測では不確かさという指標が用いられており、機械学習で得られた推定の成否だけでは語るべきではないところにある。一般的な機械学習の応用を考えると、正解が分かっているのに対して推定した値が合致しているかどうかの問題となる。この正解する確率が機械学習において精度と言われているが、精密計測で使われている精度という言葉とは意味が異なる点に注意しなくてはならない。すなわち、真値が既に分かっているのが機械学習なのである。ところが、精密計測の分野では真値そのものは分からずある程度のばらつきをもっているというのが大前提であり、この前提の違いが精密計測への応用の壁にもなり、また、面白いところでもある。

ここで、精密計測の視点から機械学習を見てみると特異的な点があることに気がつく。それは、ノイズも含めて全く同じデータが演算アルゴリズムに入力されると、得られる推定値は全く同じものしか得られないのである。すなわち、機械学習により新たに付与される測定不確かさはないのである。したがって、機械学習で得られた推定値から分かることは標本平均からのずれ量であるという点が興味深い点である。もちろん、ノイズにより入力値がわずかに変わると推定値もわずかに変わることもある。この時の変化量をいかに抑えるか、また、その変化量をどのように考えるかというのが精密計測に機械学習を導入した際の視点として必要となる。一方で、機械学習には、測定不確かさならぬ推定不確かさという指標がある。これは、推定値がどの程度確からしいかを確率的に表した指標である。この二つの不確かさの関係を明らかにしていくことが今後の測定不確かさを語る上で必要になると思われる。

さらに、先にも述べたとおり、機械学習の演算アルゴリズムには、畳み込みや全結合といわれる複数の層で構成されている。これらの層にある無数の係数は、学習が進むにつれて最適化される。よく考えて作られた演算アルゴリズムを使えば、構成された各層には、様々な物理的な要因が含まれることになる。すなわち、最適化された値は、測定環境や測定条件と測定値の間の相関係数であるという捉え方ができる。したがって、各層にある無数の相関係数を分析すれば、現在の測定システムの特徴を捉えることができる。すなわち、システムの改良につなげることができるのである。これは、既に確立されているタグチメソッドや多変量解析の位置づけと重なる部分でもある。違いといえば、機械学習は、大量の実験条件や相関演算を行うので実験者があらかじめ設定する因子として思いつかない相関性に気がつくという点であり、セレンディピティに富んでいるのである。

精密測定における機械学習の導入はまだ始まったばかりである。例えば、生産工学の分野ではデジタルツインを用いた予測型生産システムが注目されている。実際の工場では、多数の計測が行われており測定不確かさと生産システム全体の関わりが注目されている。もちろん、機械学習で予測できるシステムの構築が目標とされているが、精密計測と機械学習との関係がまだ構築されていない。したがって、機械学習を新たに導入する余地はあり、また、活躍できる素地は整いつつある。奇しくも、2019年に本協会のシンポジウムを企画する機会に恵まれたことがあり、会員企業様より得られた貴重な意見から、「たまたま」AI・機械学習に関連した技術を企画（2019年3月20日開催 第1回オプトメカトロニクス技術シンポジウム）したところが私と機械学習との最初の出会である。このような機会を与えてくださったことを心から感謝せずにはおられません。私の尊敬する先生の言葉に、「棚からぼた餅は沢山落ちていますが、みんな踏みつけて歩いている」という言葉が心に刻まれている。私自身も沢山踏みつけてきたと思うが、今回は拾うことができたのかなと思っている。あとは、それを口にしてしっかりと消化できるようにせねばと思っているところである。