

AI 技術を用いた不発弾探査解析の試み

興亜開発株式会社 ○松尾 宣明, 橘 久生

日本技術コンサルタント株式会社 永田 潔, 相馬 祥浩

1. はじめに

近年、「AI (Artificial Intelligence : 人工知能)」技術は目覚ましく発展しており、様々な分野・業種で広く用いられるようになってきている。地質調査の分野においても地中レーダーの解析に用いられるなど、新たな試みが報告されている。一方、磁気探査をはじめとする物理探査ではまだまだ技術者の判断による解析が主流であり、解析結果の信憑性や正確性は技術者の力量に委ねられている状況である。

当社では AI を用いることで、こうした技術者の力量に起因する「解析結果の差異」を少なくすることができると考え、AI による不発弾探査解析システムの開発を進めている。本稿ではこの不発弾探査解析に AI 技術を用いた試みについて報告する。

2. AI 技術とは

AI (人工知能) については明確な定義が存在しないが、「人間の脳が行っているような知的な情報処理を行うシステムの総称」であり、AI の中核的な技術であるプログラム自身が学習していく仕組みを“機械学習”と呼ぶ。この“機械学習”の手法の1つが人間の脳の仕組みを模式化したアルゴリズムであり、脳細胞と神経細胞の間の信号のやり取りをコンピューター上で疑似したものが“ニューラルネットワーク”と呼称されるシステムである。

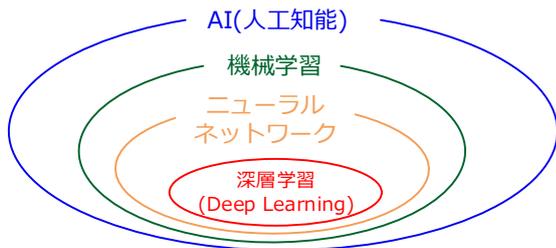


図-1 AI とニューラルネットワークの関係の概念

“深層学習(Deep learning)”とは“ニューラルネットワーク”を支える技術の1つであり、いくつかの種類が存在するが、近年最も注目されているものが“畳み込みニューラルネットワーク(Convolution Neural Network : CNN)”である。これは画像の特徴点を捉えることを得意とした手法であり、自動運転や監視カメラなど画像認識の分野で広く活用が進んでいる。

現在開発を進めている磁気探査解析システムは、磁気探査によって得られた測定データを図示したグラフ画像を“畳み込みニューラルネットワーク”によって画像解析し、回答を導くシステムとなっている。

3. 教師データ(学習用データ)について

ニューラルネットワークに対してあらかじめ与える必要がある例題と答えのデータを“教師データ”と呼ぶ。本システムでは模擬爆弾(鉄管)を使用した実証実験データを教師データとして用いた。

検証実験で得られた波形データは約400個程度である。波形の種類を大きく4パターンに分類(図-2)し、これらを反転させたものや深度方向に配置を変えたもの、人工的にノイズを加えたものなど、総数約6万個のデータを作成して学習させた。

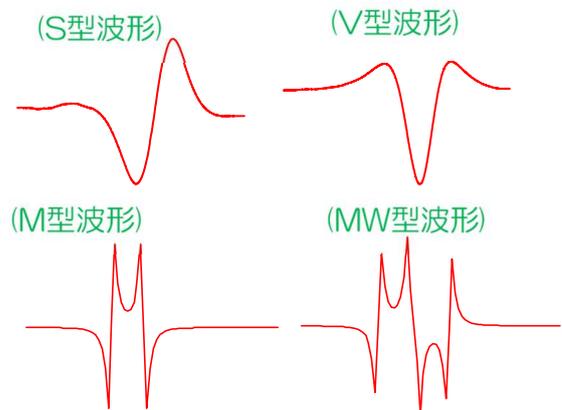


図-2 磁気探査による測定波形の種類例

4. 解析システムの概要

前述したとおり、開発を進めている AI 解析システム(以下、AlMex と呼称)では“畳み込みニューラルネットワーク”による画像認識によって解析を行っている。磁気探査データは、CSV ファイルとして出力した生データをそのまま読み込み、グラフ化して表示する(図-3)。



図-3 AlMex(AI magnetic exploration analysis)画面

以下に図-3に示した①～⑤の各ウィンドウにおける作業内容及び表示される内容について概説する。

①データ読み込み

データ読み込み用のエリアであり、磁気探査によって測定した生データ(CSV ファイル)を選択、読み込みを行う。

②地磁気 (先端センサーのみ) 波形作図

読み込んだ CSV ファイルより地磁気グラフを図化して表示。

③差分波形作図および波形抽出

1m 差分によるグラフを表示。この画面で解析を行う波形の上端および下端深度を指定することで、解析用波形が抽出される (抽出される波形部分が赤色表示に変わる)。さらに、最大振幅値などを指定することで、従来の解析式による計算も行えるよう工夫している。

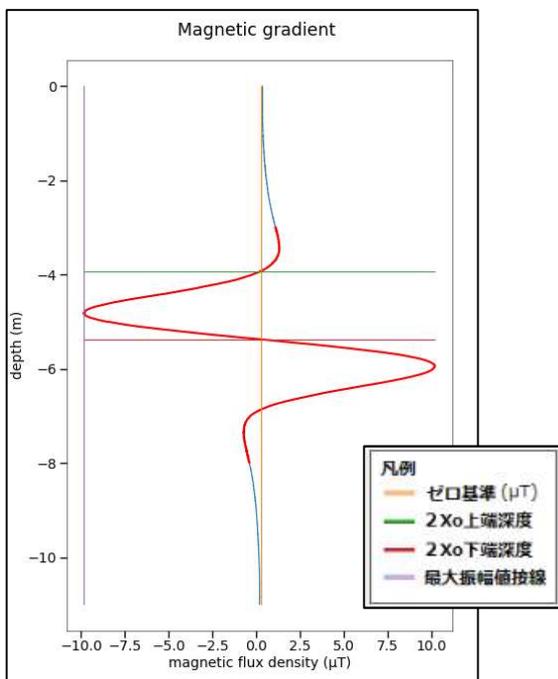


図-4 解析範囲の抽出画面

④計算結果表示

AI による解析結果が表示されるエリア。方向、距離、磁気量等が得られる。現在のバージョンでは暫定的に従来の解析式による計算結果も併せて表示される。

⑤実行ログ表示

AI の計算ログが表示されるエリア。

5. 解析結果について

AI による解析結果について、磁気異常物との離隔距離を実測値および解析式を用いた解析結果と比較して図-5 および図-6に示す。

AI による算出結果では実際の距離に対して多少ばらつきのある値が得られた。実測値に対して±0.5m 程度の範囲でばらつきを示すが、解析値との比較では全体に解

析値より若干大きめの値を示す傾向がある。また、ある程度模擬爆弾種ごとに特徴的な分布を示し、例えば 150mm 砲弾サイズでは離隔距離2m 以下での精度は高く、500kg 爆弾サイズでは3m 以上の離隔でやや小さめの値が出やすいといった結果が得られた。このような“不得意”なものを AI が学習できるとするならばさらに精度が向上すると思われるが、現状では全体的にはサイズの大きな爆弾では比較的整合性が高く、小さな砲弾ではややばらつきが大きい傾向が見られる。

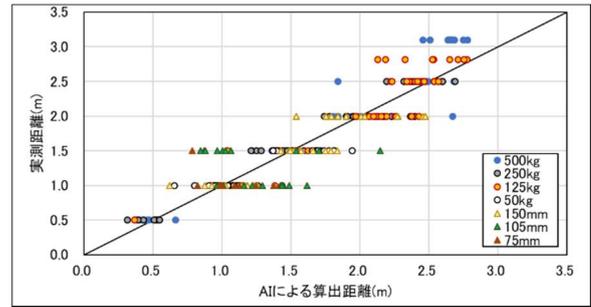


図-5 AI による算出距離と実測距離の比較

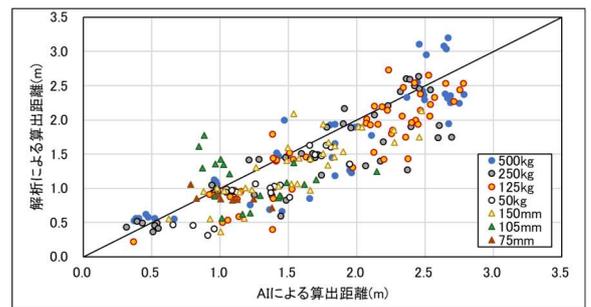


図-6 AI による算出距離と解析式による算出距離の比較

6. おわりに

不発弾探査はボーリングを行いながら深度1m ごとに不発弾の有無を測定するものであるため、解析時の計算ミスによっては大事故につながる危険性を有している。AI によって迅速に人為的な誤差無く解析ができることは、計算ミス等による事故を防ぐ意味でも大きな価値があるといえる。

本稿で紹介した AIMex については現在も開発を進めておりシステム UI も日々、着々と変化しているが、解析式を用いた算出も行えるようなツールとして汎用性を高めるよう工夫をしている。さらに今後の方向性としては、実測されたデータによる比較によって解析精度を高めるとともに、離隔距離50cm 以下の極近接データを学習させていくことで、幅広い距離に対応していく方針である。将来的には解析するたびに新しいデータをどんどん学習していくような発展型の AI を目指している。

今後ますます需要が増えていくと思われる AI を利用した技術について、新たな利用方法を模索していきたいと考えている。