

特化型AIを用いた掘削技術開発



株式会社東亜利根ボーリング
製版技術本部 設計部

藤原 圭佑

1. はじめに

地中を主な対象物として孔をあける掘削機械は、国内では「ボーリングマシン (Boring machine)」、海外では「ドリリングマシン (Drilling Machin)」と一般的に呼ばれている。

ボーリングマシンの広義的な適用分野は、地下資源開発 (温泉、地下水、鉱物、地熱、地中熱等)、建設工事 (場所打ち杭、地中連続壁、地すべり防止、地盤改良、障害物撤去等)、調査・観測 (土壌・地下水汚染、建設地盤、地下資源、学術等) と幅広く、目的により必要とする掘削形状・深さは異なる。



《温泉》



《地中熱》



《水井戸》



《地中連続壁》



《杭基礎》



《地滑り防止》



《深層改良》



《宅盤改良》



《土質調査》

写真1 ボーリングマシンの用途例

更に、掘削方法も対象物を破碎・切削する際に、“叩く”、“押し込む”、“回す”、“振動する”といった外力を目的により使い分ける必要がある。

こうしたボーリングマシンの多様化に加え、多種の土質（砂、シルト、泥岩、岩盤、玉石、礫等）が互層状に存在するわが国特有の地層、目視不可な地下空間掘削という制約が、ボーリング作業の生産性を掘削技術者の経験値にゆだねるものとしてきた。

しかし、高齢化に伴う熟練掘削技術者の減少、慢性化した若手技術者不足、効率的な技術者育成が緊急の課題となっている。

課題解決には、熟練技術者の掘削ノウハウを数値化し、ボーリング作業を標準化する仕組みが必要である。

本稿では、当社が掘削の標準化に向けて実施する開発概要を、特化型AI（機械学習）を含め紹介する。

2. 特化型AIを用いた掘削制御

掘削制御開発での特化型AI（機械学習）の位置づけは、掘削機械より出力される数値データ処理が基本となるため、従来の統計的な数値処理（人の考えたアルゴリズム）の延長上にある。具体的には、図1に示す複数の学習機を用いた「アンサンブル機械学習」が対象となる。

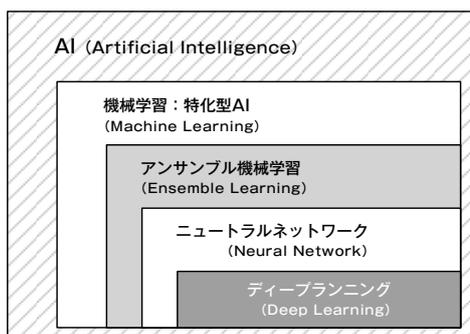


図1 機械学習

本掘削技術開発では、開発レベルを4段階に区分しており、表1に示す。

開発レベルⅠ～Ⅳにおける開発者の技術的分岐点は、レベルⅠ→レベルⅡ、レベルⅢ→レベルⅣとなる。例えば、レベルⅠでは多量のデータを用い、人が判断して設計を行うが、得られる結果の信頼性は低い。レベルⅡでは多量のデータを用い、機械学習により良い結果を導くことができるが、設計段階で全てを理解することができない(図2参照)。

つまり、多くの技術者はレベルⅠからレベルⅡへ移行した時に、“Paradigm Shift (考え方の革新的な変化)”に戸惑うと予想する。更に、レベルⅣに至っては、目的変数さえも必要とせず、PC自らが新たなアルゴリズムを構築することになる。

(1) Level Ⅰ

基本システムには電子制御ユニット「ECU」を使用し、センサ、スイッチ、ボタン等の機器からの信号を入力し、人による分析後に決められた条件（プログラム）に沿って、PWM (Pulse Width Modulation)、デジタル、アナログ方式等で出力機器へ命令を伝える。

アプリケーション開発には、国際標準規格(IEC61131-3)に準拠したソフトウェアである

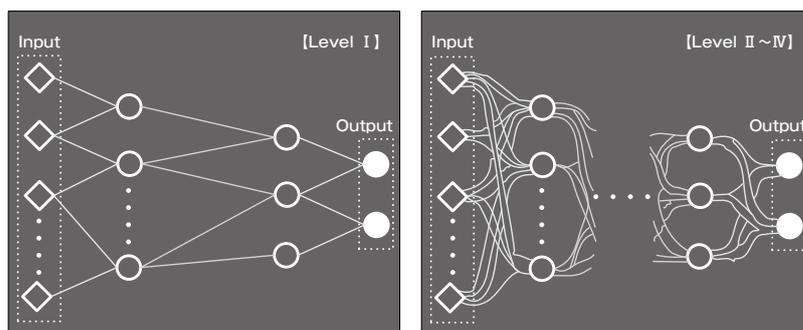


図2 技術的分岐

表1 掘削制御のAIレベル

AI Level	状態	掘削制御
I	言われたことをやる	人が考えた「しきい値」、「範囲」等を採用したプログラムを設計（作成）して、機械に指示通りに掘削させる
II	ルールを理解して判断する	蓄積した多量の採取データを用い事前学習を行い、掘削中の出力データより与えられた目的変数を推定し、最適な命令で掘削させる
III	ルールを理解して改善する	蓄積した多量の採取データ、更に掘削中の出力データを加えながら与えられた目的変数を推定し、最適な命令で掘削させる
IV	自ら判断基準を設計し判断する	蓄積した多量の採取データ、更に掘削中の出力データを加えながら、自らが必要な目的変数を推定し、最適な命令で掘削させる

CoDeSys (Code Development System) を使い、プログラム作成ではストラクチャード・テキスト (ST 言語) を適用している。

ロータリーバイブレーションタイプのボーリングマシン (以下「Sonic Drill」と称す) で設計する主な制御アプリケーションは以下となる。

- ① エンジン回転数制御、② 姿勢制御、③ 掘削開始・停止制御、④ 掘削速度制御、⑤ 循環水制御、⑥ 逸水監視制御、⑦ 掘削負荷制御、⑧ 危険回避制御、⑨ 孔内洗浄制御、⑩ オシレータ周波数制御、⑪ ロッド分離制御、⑫ モニタリング (データグラフィック機能付)、⑬ データ記録・活用

(2) Level II

機械本体側 (PC) にPythonパッケージ等を提供するプラットフォームを構築し、掘削機械単独でECUとPCでの相互通信により掘削制御を行う。Sonic Drillでの掘削データを用い、従来の統計手法となる重回帰分析とアンサンブル機械学習での目的変数に対する予測結果を表2、図3に示す。アンサンブル機械学習での推定結果は、予測係数が92.8%と極めて高い結果となる。

《Sonic Drill 掘削データ》

- 説明変数：18種類、目的変数：2種類
- 各データ量：21,638
- 掘削データ採取箇所：山梨県甲府市及び茨城県つくば市

(3) Level III

オフライン機能型 (Web) を構築し、リアルタイムで掘削データを収集・学習し、制御命令を改善していく。

(4) Level IV

説明変数となる機械出力データのみで自らの判断基準を構築し、最適な掘削命令を行う。

3. おわりに

2010年代に入り、市場の創生・再構築を実現する技術革新は最も優先される経営戦略となっている。特に、情報通信技術 (ICT) の変革スピードは早く、SNS (social network service) やクラウドサービスの普及から瞬く間に、数多くのオープンソースの出現とGPU (Graphics Processing Unit) の発展により「AI (Artificial Intelligence)」や「IoT (Internet of Things)」の取り組みが加速している。

特化型のAIと呼ばれる機械学習についても、「自動運転」、「品質管理」、「医療」、「アシスタントサービス」、「トレンド分析」、「ルート案内」、「清掃」、「風評監視」、「セキュリティ」、「言語翻訳」等様々な分野で開発が進められている。建設業でも「生産性向上」と「技術継承」の観点より、機械学習機能による施工機械の高度化は避けられない事象である。

特化型AIを用いた掘削制御開発は、2020年代に訪れるであろう建設市場での変革を担うものであり、2045年の技術的特異点 (Technical Singularity) の礎の一部になるものと期待している。

表2 予測係数の比較

手法	目的変数	説明変数	予測係数	備考
重回帰分析	SPT	16種類	0.553	セット数 24,638
		6種類	0.441	
アンサンブル機械学習	SPT	16種類	0.928	
		6種類	0.841	

```
(base)C:\Users\hitou>cd C:\¥190711 東亜利根ボーリング¥190902 新 all2 作成¥190902
削除データ照査(新 all2)
(base)C:\¥190711 東亜利根ボーリング¥190902 削除データ照査(新 all2)>python train.py
x_train(18480, 16) x_test(6160, 16) y_train(18480,) y_test(6160,)
train:7.794954sec
train accuracy 1.0
test accuracy 0.9282072571473484
```

図3 アンサンブル機械学習結果 表示例(説明変数16の場合)