

シールド工法における AI を用いた方向予測システムの開発
ー その 2：現場特性を考慮した方向予測 AI モデルとその評価 ー

株式会社 奥村組 正会員 瀬戸 康平, 正会員 木下 茂樹, ○正会員 竹内 花奈
一般社団法人日本建設機械施工協会 施工技術総合研究所 正会員 安井 成豊
大阪大学大学院工学研究科 環境・エネルギー工学専攻 フェロー会員 矢吹 信喜

1. はじめに

シールド工事における熟練者不足に基づく課題を解決するため、AI（人工知能）を活用してシールド機の位置、方向を予測させることで、トンネルの線形管理を高度化するシステムの構築を行っている。本稿では、実現場における試行を通じて実施した、AI モデルの検証結果、操作シミュレーション結果について報告する。なお、本試行は国土交通省の「建設現場の生産性を飛躍的に向上するための革新的技術の導入・活用に関するプロジェクト」の助成を受け実施している。

2. 試行現場

方向予測 AI モデルの試行検証は表 1 に示した大深度（土盛り 48～60m）、超長距離の泥水式シールド（写真 1）で施工する下水道築造工事で実施した。



写真1 使用シールド機

表 1 試行現場の概要

工事名	千代田幹線工事	工事内容
発注者	東京都下水道局	・泥水式シールド工
施工者	奥村組・大豊建設 JV	・仕上り内径 φ 4900 mm
工 期	H28.11.21～R02.3.24	・今回延長 L=4300.5m (全延長 L=8,701m)
工事場所	千代田区飯田橋三丁目 ～霞が関一丁目	・一次覆工:ハニカムセグメント他

3. 現場特性を考慮した方向予測 AI モデルの構築

試行に使用した方向予測 AI モデルは、「その 1¹⁾」で報告している ModelV3 である。学習区間は直線部の 166.5m とし、学習データには 139 変数（187 項目）を使用した。また、データクレンジング¹⁾を学習区間の全データに実施し、Support Vector Regression で学習して方向予測 AI モデルを生成し、検証を行った。

(1) 掘進データの取得

実現場で利活用が可能な方向予測を行うためには、入力値となる掘進データをリアルタイムに方向予測 AI モデルに取り込む必要がある。掘進データは掘進管理システムが 1 回/5 秒でロギングしているデータを、掘進 5cm を 1 単位としてデータセットを生成し、クラ

ウドサーバーにアップロードを行うように設定した。また、このデータをクラウド環境内で自動的にデータクレンジング、特徴量エンジニアリング¹⁾を行い、機械学習に適したデータに変換するプログラムを作成した。方向予測 AI はクラウド環境内に置き、作成されたデータを取得する仕様とした(図 1)。

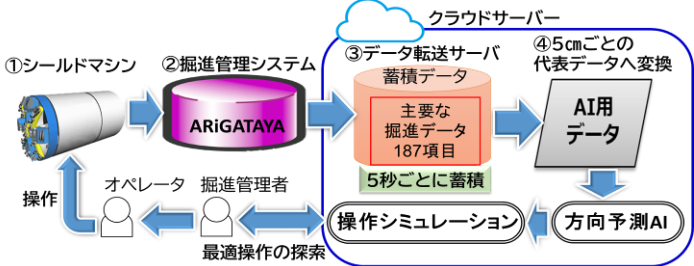


図 1 全体システム

(2) 方向予測

シールドの方向制御は、おおむね 1 方（4～6 リング）掘進ごとに人為的な測量を実施し、その結果をもとに掘進管理者が掘進指示書を作成して、オペレータが指示値に近づくように操作を行っている。

このことを踏まえて、AI による方向予測は、今から掘進する 0～5 リングでそれぞれ到達する位置（計画線形からの偏差量）を予測値として出力するシステムとした。また予測は、学習区間で生成した方向予測 AI モデルに、説明変数²⁾として直近 5 リング分のシールド掘進データ（139 変数、187 項目）を入力し、目的変数となる水平偏差、垂直偏差、方位偏差を出力させるようにした(表 2)。

表 2 説明変数の内容

大分類	分類	点数
シールドマシンの位置の把握に関する掘進データ	前胴、中胴、後胴、ジャイロコンパス、座標、偏差、変位量など	44
方向制御に関わる掘進データ	シールドジャッキ、中折れジャッキ、コピーカッタなど	120
土質などその他の掘進データ	記録日時、カッタビット加速度、テールクリアランスなど	23
合計(139 変数+48 項目)		187

3. 方向予測 AI を応用した操作のシミュレーション

シールド掘進において方向制御に寄与する操作は、おもにカッター面板の回転、シールドジャッキ、中折れ装置およびコピーカッタがあり、これらの組み合わせ

キーワード シールドトンネル, 方向予測, AI, 機械学習

連絡先 〒108-8381 東京都港区芝 5-6-1 (株) 奥村組 東日本支社 土木技術部 TEL 03-5427-8456

だけでも数十～数百億通りの操作方法が選択できる．
そこで構築したシステムには，方向予測 AI を活用して，シールドの操作を仮想的に入力すると，直近の掘進データと入力操作を用いて 1～5 リングの到達位置を予測するシミュレーター機能（以下，操作シミュレーション）を搭載した．操作シミュレーションに入力可能な操作を表 3 に示す．

表 3 操作シミュレーション操作値

操作種別	入力値
ジャッキパターン	ON, OFF 選択 (×18 本)
ジャッキ速度	mm/min (0～66.8mm)
コピーカッター	ON, OFF 選択 (×360°)
コピーカッターストローク	mm (0～200mm)
中折れ上下角、左右角	deg (0～6°)
切羽カッター盤回転方向	右, 左

4. 方向予測 AI と操作シミュレーションの現場試行

システムの評価，検証を実施するため，2. で示した現場に本システムを導入し，試行を実施した．試行は，直線区間の 1942～1961 リング (30m) を対象とし，方向予測および操作シミュレーションの結果と人為的な測量結果（シールドが実際に掘進した軌跡）を比較することで検証した．

(1) 試行区間における方向予測 AI の評価

図 2 にシールドの 3 リング先の水平偏差，図 3 に垂直偏差のグラフを示す．グラフは縦軸を計画線形からの離れ（偏差），横軸をリング No. で表している．また，赤線は方向予測 AI が予測した値，青線は測量結果である．実際の方向予測画面は，図 4 に示す．

予測結果と測量結果との差は，試行区間の平均値で水平 5.08mm，垂直 6.01mm となった．また，グラフから判断できるように予測結果は，差分による精度のみならず，偏差傾向についても予測できている．なお，1～5 リング先までそれぞれの結果は表 4 に整理した．

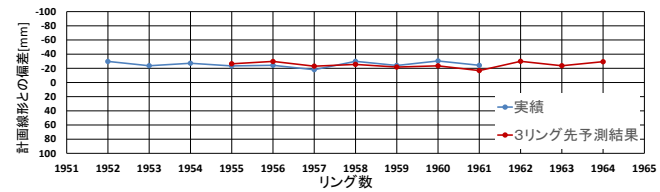


図 2 水平偏差 (3 リング先)

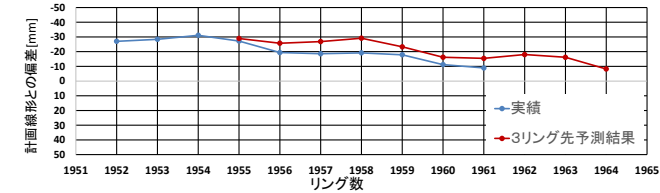


図 3 垂直偏差 (3 リング先)

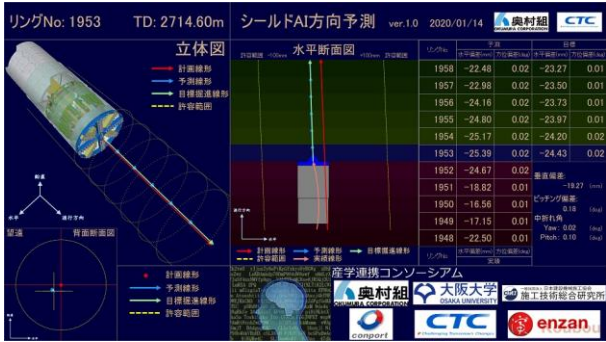


図 4 方向予測 AI 表示画面

表 4 実掘進偏差と予測値の差

リング数[先]	1	2	3	4	5
水平偏差[mm]	3.56	5.25	5.08	5.53	4.67
垂直偏差[mm]	4.52	4.71	6.01	7.27	9.53

(2) 試行区間における操作シミュレーションの評価

次に試行区間で実施した操作シミュレーションの結果について表 5 に示す．ここでは，①オペレータが独自の判断で掘進した区間と②シミュレーションに基づいて掘進した区間で，トンネルの線形品質を評価基準とし，各 10 リングの平均の出来形偏差を比較対象とした．なお，トンネル中心における出来形として，中心出来形偏差*についても示している．

表 5 出来形に関する偏差の比較

偏差	中心出来形偏差 (mm)	水平出来形偏差(mm)	垂直出来形偏差(mm)
①オペレータ	① OP	① OP	① OP
②操作シミュレーション	② 操作	② 操作	② 操作
平均値 μ (mm)	38.5	32.6	26.5

*中心出来形偏差(mm)=√((水平出来形偏差)²+(垂直出来形偏差)²)

10 リング当たりの平均で出来形は水平 6.0mm，垂直 2.5mm の偏差を低減できている．中心出来形で計算すると 5.9mm となり，偏差の向上率は 15.3%であった．

5. まとめ

現場に導入した方向予測 AI と操作シミュレーションについて，以下の結果を得た．

- 1) 方向予測については，0～5 リング先の予測精度がすべて 10mm 以内となり，シールド掘進に利活用が可能な精度を確保できた
 - 2) 仮想的な操作を入力してシミュレートすることで，オペレータの経験に頼らず最適操作が決定でき，トンネルの出来形精度が向上することが確認できた
- 今後は，本技術を他現場へ普及展開を図るべく，システムの汎用性について開発を進める所存である．なお，試行現場の提供をいただいた東京都下水道局第二基幹施設再構築事務所殿に，ここに感謝いたします．

参考文献

1) 木下ら:シールド工法におけるAIを用いた方向予測システムの開発(その1),第73回土木学会年講(投稿中)
2) R. Sebastian:Python 機械学習プログラミング, 2016.