AIによるシールドマシンの自動方向制御

清水建設　正会員　○和田健介，杉山博一
清水建設　正会員　野澤剛二郎，本多眞
清水建設　正会員　中谷武彦，大木智明

1. はじめに

建設分野では IoT や AI を利用して，生産性向上や省人化を図る試みが始まっている．その中でも，シールド工事は工程の多くが機械化されており，多様なデータをモニタリングしていることから，AI の導入が可能であると考えられる．既に著者らは，泥土圧式シールドマシンのチャンバー内土圧を制御する AI モデルを作成している[1)]．本稿では，シールドマシンの方向制御を行う AI モデルの作成について検討を行った．

2. 方向制御 AI モデルの作成

シールドマシンには複数のシールドジャッキが備わっており，各々の推力を調整することでシールドマシンの推進方向を制御している．シールドジャッキの数や位置はシールドマシンによって異なるため，個々の推力を AI により制御することは，汎用性に欠き現実的ではない．そのため，本稿ではシールドジャッキの力点位置を予測する AI モデルを作成する．力点位置が決定できれば，それに一致するようにジャッキ推力を調整することで，方向制御が可能となる．

AI モデルの作成には，土圧式シールド工事で得られたデータを用いた．この工事では，下り勾配の直線部と曲線部を施工した．使用したデータの概要を**表 1** に示す．シールドジャッキの力点位置を予測対象とし，それ以外を特徴量とした．誤差と偏差以外は，1 秒毎のデータが得られており，時系列の変化を考慮できるように移動平均値を特徴量として追加している．誤差と偏差は，計画値と実測値の差を計算したものであり，10 秒毎のデータが得られている．

使用データの力点分布を**図 1** と**図 2** に示す．力点位置の水平成分は，直線部ではほぼ対称に，曲線部では右側に分布している．垂直成分は，下り勾配にも拘らず力点が下側に偏っているが，これはシールドマシンが自重によってノーズダウンすることを防ぐためであると考えられる．

得られたデータの約 8 割を学習データとして抽出し，機械学習の手法の一つである勾配ブースティングを用いて AI モデルを作成した．残りのデータは，検証データとして作成した AI モデルの評価に用いた．

表 1 使用データの概要

項目名	単位	ｻﾝﾌﾟﾘﾝｸﾞ周波数	項目名	単位	ｻﾝﾌﾟﾘﾝｸﾞ周波数
ｼﾞｬｯｷ力点（水平）	m	1Hz	左右ｼﾞｬｯｷｽﾄﾛｰｸ差	mm	1Hz
ｼﾞｬｯｷ力点（垂直）	m	1Hz	上下ｼﾞｬｯｷｽﾄﾛｰｸ差	mm	1Hz
ｶｯﾀｰﾄﾙｸ	%	1Hz	制御土圧	MPa	1Hz
推進速度	mm/min	1Hz	方位角誤差	deg	0.1Hz
総推力	kN	1Hz	ﾋﾟｯﾁﾝｸﾞ誤差	deg	0.1Hz
ﾋﾟｯﾁﾝｸﾞ	deg	1Hz	水平偏差	mm	0.1Hz
ﾛｰﾘﾝｸﾞ	deg	1Hz	垂直偏差	mm	0.1Hz

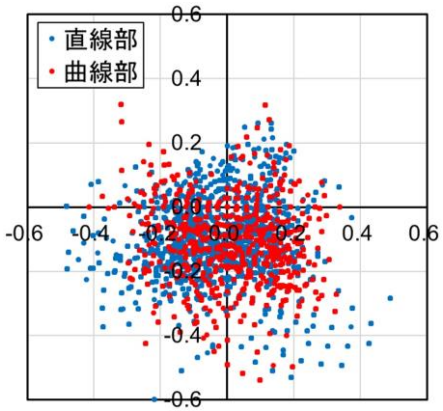
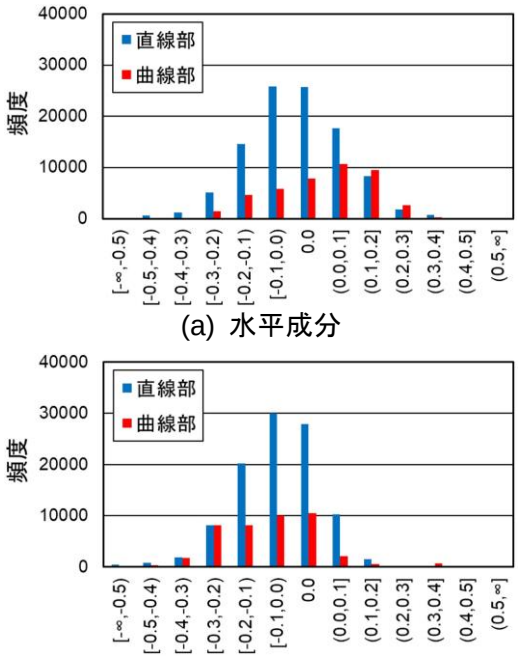


図 1 使用データの力点分布



(a) 水平成分

(b) 垂直成分

図 2 力点分布のヒストグラム

キーワード　シールドトンネル，人工知能，自動操縦，シールドジャッキ制御
連絡先　〒135-8530　東京都江東区越中島 3-4-17　清水建設株式会社 技術研究所　TEL:03-3820-6891

3. AI モデルの評価

作成した AI モデルに検証データの特徴量を入力し，シールドジャッキの力点位置を予測させた．得られた予測値と実測値を比較することで，AI モデルの評価を行う．**図 3** にリフトチャートを示す．リフトチャートは予測モデルの評価を行う手法の一つである．予測と実績のグラフが一致すれば精度の高い予測モデルであると言える．**図 3** より，水平成分の値が-0.1 以下，及び 0.1 以上のときに，予測の精度が悪くなっていることが確認できる．垂直成分に関しては，実績と予測が概ね一致している．

図 4 に全検証データの実績値と予測値の比較を示す．横軸を実測値，縦軸を予測値としてプロットしている．相関係数は水平成分が 0.726，垂直成分が 0.683 となり，予測値と実績値に間には正の相関が確認できた．**図 3** でも示したように，水平成分の値が大きいところと小さいところでは，精度が悪いことが確認できる．

リング毎に予測値と実測値の軌跡を比較したものを**図 5** に示す．力点位置が各象限にあるものを代表して抽出した．定性的にみると，実績と予測が大きく乖離していないことが確認できる．一方で，予測値は実績値に比べて小刻みに動いていることが，大きな違いである．

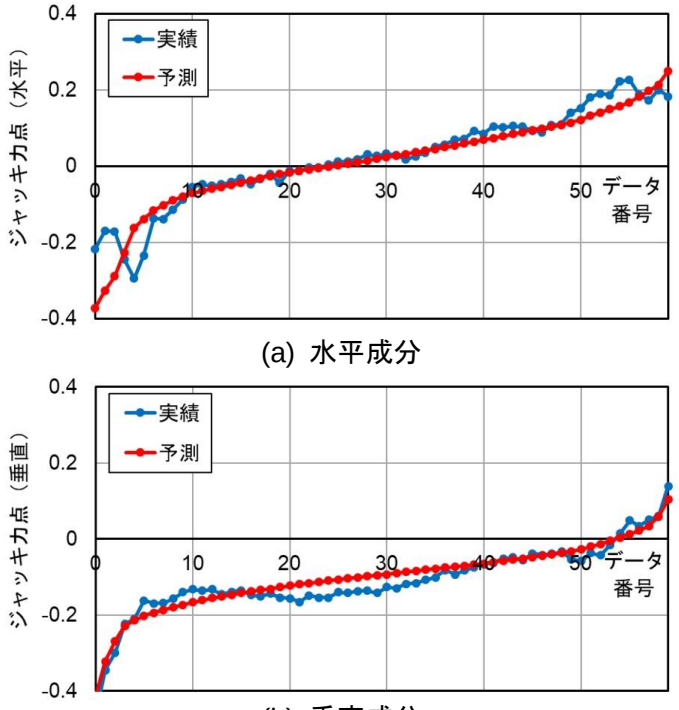
4. まとめ

本稿では，シールドマシン操作の内，シールドジャッキの力点位置を再現する AI モデルの作成を試みた．AI モデルによる予測は，概ねオペレータによる操作を再現できていることが確認できた．今後，学習データを増やすことで AI モデルの精度を高めるとともに，現場での検証を進めていく予定である．

謝辞 ： 本研究の推進，データ分析，AI モデルの作成にあたり，社内関係者，富士通グループ関係者にご協力いただいた．ここに謝意を表す．

参考文献

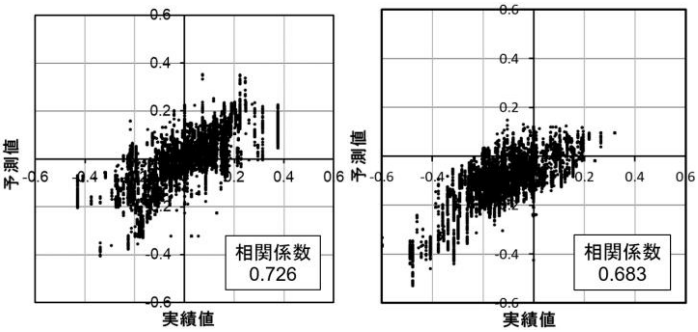
1) 杉山博一，和田健介他：人工知能によるシールドマシン操作に関する予備的検討，土木学会第 72 回年次学術講演会，2017.



(a) 水平成分

(b) 垂直成分

図 3 リフトチャート



(a)水平成分 (b) 垂直成分

図 4 全検証データの予測値と実測値の比較

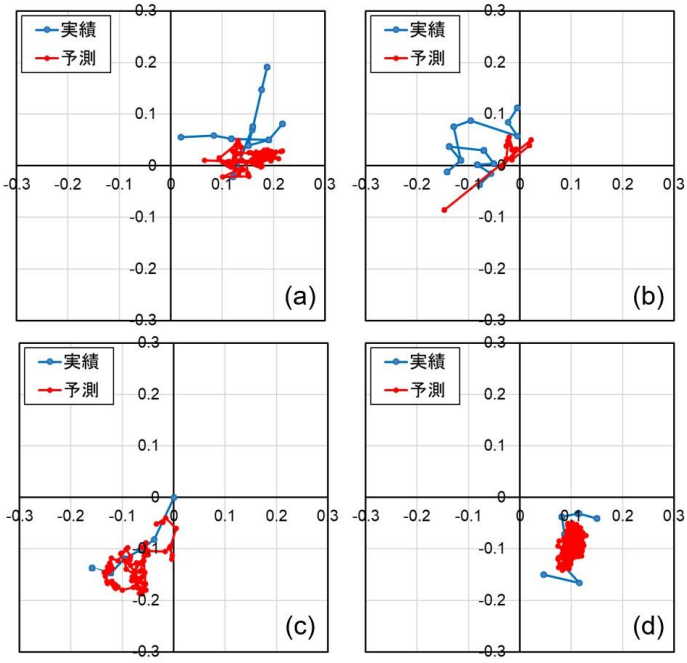


図 5 リング毎の予測値と実測値の軌跡の比較