

簡易物理モデルによる前処理を用いたシールドマシン操作予測 AI の改良と実証

清水建設(株) 正会員 ○鎌田浩基, 高本尚彦, 陳剣, 山本真哉, 杉山博一, 野澤剛二郎, 本多眞, 中村武志

1. はじめに

著者らは、シールドマシンの自動運転を目指す AI 開発の一環として、シールドマシンのジャッキ操作を学習した AI (操作支援 AI) の開発を進めてきた。操作支援 AI は、ジャッキ操作のタイミングを判定するモデル (操作判定モデル) と設定値を予測するモデル (操作予測モデル) の二つから構成されている。シールド現場の掘進状況によっては、ジャッキ操作回数が少ないため学習データ数が少ないなど、学習が困難な場面が生じることが分かってきた。そのような状況での学習において、過学習が発生しやすく、汎化性能すなわち運用時における精度が低下してしまう問題がある。本発表では、これを解決するための学習データの前処理手法を提案し、モデルの性能確認と、実際にシールドトンネル現場において実証実験を行った結果を示す。

2. 操作予測モデルの構築

操作予測モデルの学習方法について図-1に示す。

- ①ジャッキパターンの時刻歴から、ジャッキ力点を水平方向 (F_x) と鉛直方向 (F_y) に分けて算出する。
- ②力点 F_x , F_y の時系列的な変化量をそれぞれ計算し、力点変化量 ΔF_x , ΔF_y を算出する。
- ③力点変化量 ΔF_x , ΔF_y のうち、オペレータがジャッキ操作を行ったレコードのみを抽出する。
- ④手順③で抽出した学習データに対し、力点変化量を目的変数とする教師有学習により操作予測モデルを作成する。本稿では、勾配ブースティング回帰木を用いて学習を行った。

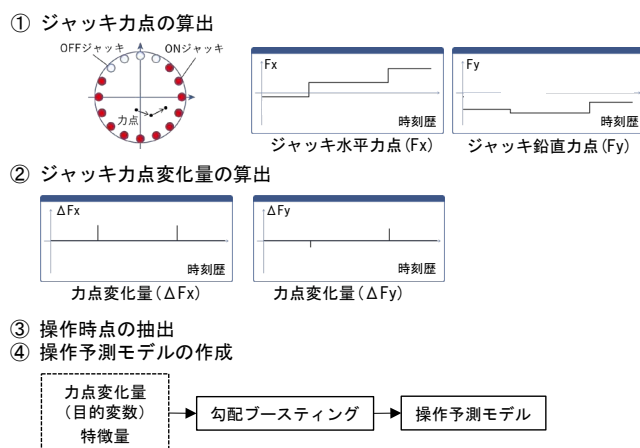


図-1 操作予測モデルの作成手順

3. 操作予測モデルにおける学習データのオーバーサンプリング

オペレータのジャッキ操作回数は、掘進する地質状況や線形により大きく増減する。操作回数が特に少ない場合には、学習データ数も減少し、モデルの過学習や汎化性能の低下を招いてしまうことがわかっている。一方、オペレータは掘進中に得られるマシンの状態量を確認し、問題があればジャッキ操作をする。しかし、シールドマシンの計測値は一般的に、急激な変化を起こさない。そこで、操作時点の数秒間前 (サンプリング秒数 n_{sm} 間) のレコードを、同様の操作を適用可能な状況ととらえ、学習データへとオーバーサンプリングすることを考えた。これにより、単純なデータの重み付けではない、工学的に合理的な方法で学習データを増やすことが可能である。

4. 簡易物理モデルによる学習データの前処理

学習データは複雑で学習に悪影響を与えるデータを含むことが分かっている。例えば、掘進データの分析によると、鉛直方向にジャッキ力点を変更した際、ジャッキ本数の関係で水平方向にもジャッキ力点が微小に移動してしまう状況が確認されている。また、前項で説明した学習データのオーバーサンプリングで加えた操作時点前の

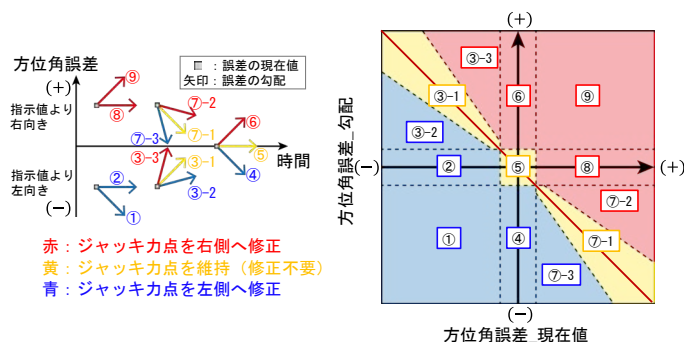


図-2 マシン方位角の簡易物理モデル

キーワード シールドトンネル, 人工知能, 自動操縦, データ前処理

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

データは、工学的に合理的ではあるが、急激にデータ変化する場合などには、非合理的である可能性がある。そこで、考案した簡易物理モデルを用いて、データの事前処理を行うことを提案する。簡易物理モデルとは、例えばシールドマシンの方角で考えた場合、現在の方角と指示値との誤差と、それがどのように変化しているか（誤差の勾配情報）の二つにより、どのようなジャッキ操作が適切かを想定するモデルである。事前の検討により、対象とした掘進データにおけるオペレータ操作は概ね本モデルに従うことを確認済である。本簡易物理モデルに従うデータのみをオーバーサンプリングし、学習データとした。

5. 操作予測モデルの評価

本手法の検証として、学習した操作予測モデルの、学習に用いていないテストデータに対する予測結果を図-3に示す。

なお、データが少な

い状況を模擬し、学習データは20リング分（171レコード）とした。方位角の簡易物理モデルを軸にとり、図-3(a)ではオペレータの実績値 ΔFx で、図-3(b), (c)ではモデル予測値 ΔFx で色分けを行った。オペレータの実績と比較すると、簡易物理モデルの前処理によって、破線で囲んだ部分において特に、前処理無よりも実績に近い値が得られている。このことより、予測精度が向上していることが分かる。

6. 現場実証結果

学習した操作予測モデルを用いた操作支援AIを用い、現場実証を行った結果を示す。対象とした現場は、福岡市の箱崎南雨水幹線工事のシールド現場である。外径が約4mの泥土圧シールドであり、学習データはリン

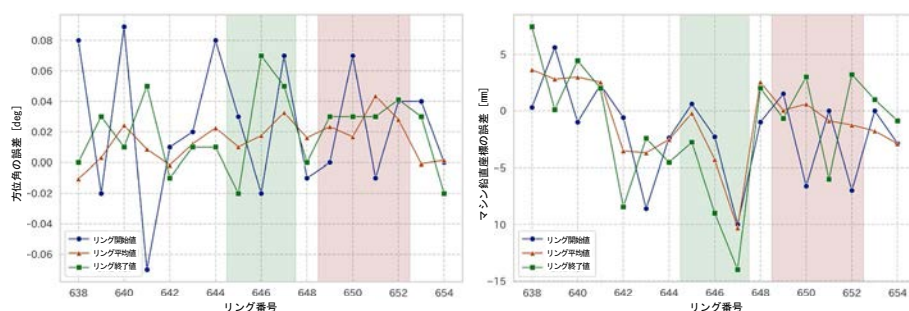


図-3 モデル予測結果

グ番号133~640の区間（4301レコード）、実証は直線かつ0.2‰の上り区間で実施した。図-4の赤ハッチング箇所が現場実証における、方位角の誤差、マシン鉛直座標の誤差の、リング毎の開始値、平均値、終了値である。またハッチングを施していない箇所は、マシンオペレーターが通常通り掘削したリングである。これより、リング平均値において、方位角は誤差 $\pm 0.04 \text{ deg}$ 以内、マシン鉛直座標は誤差 $\pm 2 \text{ mm}$ 以内であり、オペレータ実績に近い精度で掘進を行うことができた。

7. おわりに

本稿では、操作予測AIモデル構築における、簡易物理モデルを用いた前処理手法の提案を行い、その効果の検証を行った。テストデータにおいて、本手法の有効性が示された。現場実証では、本手法を用いた操作支援AIにより、施工上問題ない精度でジャッキ操作予測が可能であることを確認できた。今後は、より複雑な線形での現場適用確認を行う予定である。

参考文献

- 1) 高本尚彦, 鎌田浩基, 陳剣, 山本真哉, 杉山博一, 野澤剛二郎: 機械学習におけるシールドマシン操作自動化における簡易物理モデルの活用, 令和5年度土木学会第78回年次学術講演会, 2023 (投稿中)