

第VI部門

シールドマシンの自動操縦モデルに関する基礎的研究

大阪大学 大学院工学研究科 学生会員 ○久保田 恭行
 大阪大学 大学院工学研究科 フェロー 矢吹 信喜
 大阪大学 大学院工学研究科 正会員 福田 知弘

1. 背景と目的

シールドトンネルの工事では、計画線形に沿ってシールドマシンを掘進することが基本であるが、実績との間に偏差が生じる。この際、生じた偏差を緩やかに計画線形に戻すために目標線形を作成し、これに沿って掘進する操作を行う必要がある。しかし、掘進管理者とオペレータは高齢化し、熟練した技術力は今後、失われてしまう可能性がある。このため、AI (Artificial Intelligence) を用いてシールドマシンの操作を自動化することが求められる。岩下ら¹⁾は直線区間を対象にシールドマシンの方向予測を行うシステムを開発した。一方、目的線形に沿って掘進する操作パラメータを試行錯誤して決定しているなど課題がある。そこで本研究では、直線区間を対象に、目標線形に沿ってシールドマシンが掘進すると予測される操作パラメータを自動算出するために、自動操縦モデルを開発した。本報告では、精度良くシールドマシンの位置を予測するために、採用する機械学習の手法を検討した結果を示した。

2. 機械学習を用いたシールドマシンの自動操縦モデル

本研究では目標線形に沿って掘進するオペレータの操作パラメータを自動算出することを目的として、図-1に示す方向予測モデルと操作パラメータ最適化モデルから構成される自動操縦モデルを開発した。方向予測モデルは、掘進中に取得したセンシングデータを機械学習させた後、シールドマシンの現在位置における操作パラメータと測定パラメータの値を入力することで、偏差の変化量を予測する。予測した偏差の変化量を積算することで、シールドマシンの位置と計画線形との水平偏差、垂直偏差、方位偏差を予測できる。次に、操作パラメータ最適化モデルでは、最適化手法である粒子フィルタ²⁾を用いて、リングごとに目標線形に沿って掘進する操作パラメータの最適値を自動算出する。開発したモデルはオペレータの操作パラメータの指示値を示す掘進指示書の作成を補助するものである。よって、掘進指示書に示す次の施工範囲である、人為測量を行った地点の切羽から1-6リング先に対して適用することを想定している。

3. シールドマシンの位置の予測精度の検証

精度良くシールドマシンの位置を予測するため、機械学習の手法ごとの予測精度を評価した。本検証では、泥水式のシールドマシンで施工する下水管渠築造工事で計測したセンシングデータのうち、同一の地質である直線区間420 m (リング No.351-700) の掘進で計測したものを対象とした。機械学習の手法はノイズが含まれる場合でも高い性能を発揮すると報告のあるSVR (Support Vector

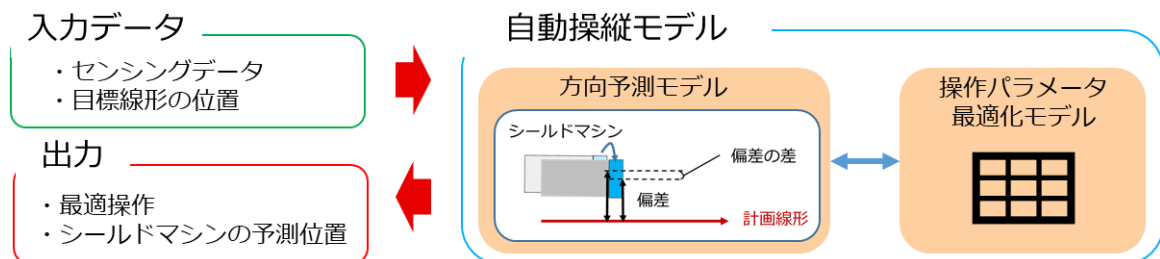


図-1 開発したモデルの概要

Yasuyuki KUBOTA, Nobuyoshi YABUKI, Tomohiro FUKUDA

kubota@it.see.eng.osaka-u.ac.jp

表-1 1-6 リング先の水平偏差，垂直偏差，方位偏差の RMSE

偏差	水平偏差 (mm)		垂直偏差 (mm)		方位偏差 (deg)	
機械学習	SVR	LSTM	SVR	LSTM	SVR	LSTM
1 リング先	1.19	2.18	1.10	1.95	0.63E-2	1.08E-2
2 リング先	2.12	3.68	1.98	3.30	1.29E-2	1.86E-2
3 リング先	2.91	5.28	2.82	4.37	1.74E-2	2.70E-2
4 リング先	4.16	7.28	3.69	5.50	2.28E-2	3.35E-2
5 リング先	5.74	9.55	5.15	7.22	2.79E-2	3.98E-2
6 リング先	7.04	10.97	5.87	7.31	3.25E-2	4.24E-2
平均値	3.86	6.49	3.44	4.94	2.00E-2	2.86E-2

Regression)³⁾と、時系列データの予測に対して高い性能を発揮すると報告のある LSTM (Long Short-Term Memory)⁴⁾を用いた。SVR は直前のセンシングデータを基に偏差を予測し、LSTM ではセンシングデータの前後関係を保持して偏差を予測する。

検証の手順を示す。まず、対象としたセンシングデータを訓練用データと検証用データに分割し、方向予測モデルを構築した。次に、検証用データを方向予測モデルに入力し、算出した予測値と実測値を比較した。また、限られたデータにおいて、結果が偶然出ないことを示すため、センシングデータの 80%を訓練用データ、20%を検証用データとする実験を、前半 2 割と後半 2 割のデータの役割を入れ替えて、2 回行った。予測精度の評価指標として、予測値と実測値の差を二乗して平均した後に集計する RMSE (Root Mean Squared Error) を用いた。また、シールドマシンはトンネル壁面の外周に対して、常時 20 mm の余掘りを行っており、予測精度へ影響を生じる要因となる。その余掘り量を考慮して、水平偏差、垂直偏差ともに RMSE 20 mm 以内で予測することを目標値とした。

1-6 リング先の水平偏差、垂直偏差、方位偏差の RMSE を表-1 に示す。RMSE は予測値と実測値の差を表すため、小さいほど性能が良いことを示す。よって、SVR モデルの方が LSTM モデルより精度良く水平偏差、垂直偏差、方位偏差を予測できた。また、SVR モデルの水平偏差、垂直偏差は 1-6 リング先まで RMSE を 20 mm 以内で予測できた。以上より、対象とした実トンネルのセンシングデータでは、直前の影響の方が、前後関係の影響より、シールドマシンの位置の予測に寄与したため、SVR の予測精度が LSTM の予測精度を上回ったと考えられる。

4. 結論

本報告では、精度良くシールドマシンの位置を予測するため、採用する機械学習の手法について検討した。その結果、SVR の方が LSTM より精度良くシールドマシンの位置を予測できた。よって、シールドマシンの位置を予測するために用いる機械学習の手法は SVR を採用した。また、切羽から 1-6 リング先までの水平偏差と垂直偏差の RMSE は目標値とした 20 mm 以内になった。一方、開発した自動操縦モデルを用いて掘進することで実績値と比較して偏差量が減少することを示す必要がある。今後、開発したモデルの改良を重ねることで解析精度の向上に努めていく次第である。

参考文献

- 1) 岩下将也，木下茂樹，石丸基之，林稔：シールド工法における AI を用いた方向予測モデル構築と評価，土木情報学シンポジウム講演集，Vol.45，pp.161-164，2020.
- 2) Gordon, N., Salmond, D. and Smith, A.: Novel approach to nonlinear/ non-Gaussian Bayesian state estimation, IEE Proceeding F, Vol.140, No.2, pp.107-113, 1993.
- 3) Vapnik, V.: The Nature of Statistical Learning Theory, Springer, 1995.
- 4) Hochreiter, D. and Schmidhuber, J.: Long short-term memory, Neural Computation, Vol.9, No.8, pp.1735-1780, 1997.