

機械学習によ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

清水建設株式会社 正会員 ○高本尚彦, 鎌田浩基, 陳劍, 山本真哉, 杉山博一, 野澤剛二郎

1. はじめに

著者らは、シールド工事における省人化、合理化による生産性向上のために、掘進計画を支援する「計画支援 AI」とシールド機の操作を支援する「操作支援 AI」、それらを動作させるための自動運転システムの開発を進めている¹⁾。操作支援 AI ではシールドマシンのジャッキ操作を自動化するために、施工時の掘進データ（特微量）を基に AI モデルの構築を行うが、シールド現場の掘進状況によりデータが複雑化し、またジャッキ操作の回数自体が少ない場合もある。そのような状況のデータで学習を行うと過学習が生じたり、工学的に關係のなさそうな特微量を重視する AI が構築され、運用時における精度低下を招いてしまう。そこで、データを統一的に評価して学習に使用できる指標とする「簡易物理モデル」（以下、物理モデルという）を考案して機械学習への導入を試みた。本研究では、その物理モデルの概要と検証結果について報告する。

2. 物理モデルの概要

操作支援 AI では、様々な種類の掘進データを扱うが、シールドマシンのジャッキ操作に関わる特微量として、左右ジャッキストローク差、方位角、ピッチング、鉛直座標の4つの掘進指示値とそれらの施工時の現在値との差（指示値誤差）を指標として着目した。なお、左右ジャッキストローク差と方位角はマシンの水平方向制御に関わる特微量、ピッチングと鉛直座標はマシンの鉛直方向制御に関わる特微量である。シールドマシンの挙動としては、これらの指示値との誤差が小さくなる方向にジャッキ力点が移動するような操作を行うことが合理的であり、そのような掘進操作を行っているデータであれば、そのまま機械学習のデータとして扱うことができる。またそうでない場合には、指示値通りに掘進できない事象（例えばクリアランスの確保など）が含まれることから、要因分析と機械学習モデルの改良へ繋げることができる。

ここでは方位角の誤差を例として、考案した物理モデルについて説明する。方位角に関するマシン挙動は、大きく分けると図-1の①～⑨の9種類が考えられる。例えば、現在の方位角が掘進指示値よりも右側にずれている場合において、その誤差が小さくなる場合（図1の③、⑦）、大きくなる場合（図1の①、⑨）、変わらない場合（図1の②、⑤、⑧）がある。即ち、マシン挙動は方位角の指示値との誤差である「方位角誤差」とその時間変化である「方位角誤差_勾配」により特徴づけられることから、それらを座標軸にすることを物理モデルの基本とした。上述したような指示値との誤差が小さくなる合理的なジャッキ操作により色分けすると、青色の領域の場合の操作としてはより左押しを強めるジャッキ操作（水平方向のジャッキの力点操作量としてマイナス側）、赤色の領域ではその逆でより右押しを強めるジャッキ操作（水平方向のジャッキの力点操作量としてプラス側）となり、図-1における分布領域と水平方向のジャッキ力点操作量（dFx）の關係から掘進データの評価が可能となる。

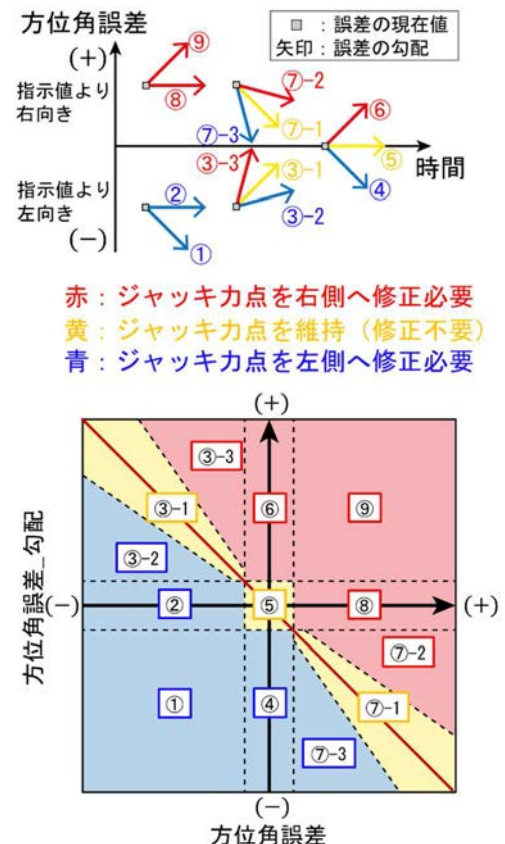


図-1 方位角誤差に関するマシン挙動

キーワード シールドトンネル, 機械学習, 簡易物理モデル, データ評価

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 TEL090-2525-6486

3. 掘進データによる物理モデルの適用評価

実際の掘進データに対して物理モデル適用して評価を行った。適用した例として、方位角に関する物理モデルを図-2に示す。方位角に関する物理モデルを満たすデータの割合を確認すると84.4%であった。一方で、左右ジャッキストローク差における物理モデルを満たすデータの割合は68.5%となり、方位角よりも物理モデルを満たす割合が少なかった。これについては、今回適用した掘進データが直線区間のデータであり、方位角の指示値を重視して掘進を行った結果によると考えられる。また、それぞれの物理モデルを満たさないデータもある程度の割合で存在し、鉛直方向の方がその割合も多かったことから、鉛直方向に関するピッチングの物理モデルの図において、ピッチングと鉛直座標の両方の物理モデル満足、ピッチングのみの物理モデルを満足、鉛直座標の物理モデルのみを満足、両方の物理モデルを不満足、の各データに分けて分析を行った。その結果を図-3に示す。それぞれのデータの割合は、52.4%、15.4%、18.6%、17.8%となり、片方の物理モデルのみを満たす割合もそれなりに多いことが判明した。これについて詳細にデータの分析を行うと、片方の誤差が指示値から大きく外れる場合に発生していることが分かった。また両方の物理モデルを満たさないデータについては、水平方向に大きくジャッキ力点を移動する操作に連動して発生しているケースが認められた。以上のように、物理モデルを用いることでシールド掘進データの統一的な評価ができ、AIモデルの構築においても活用できると考えられる。

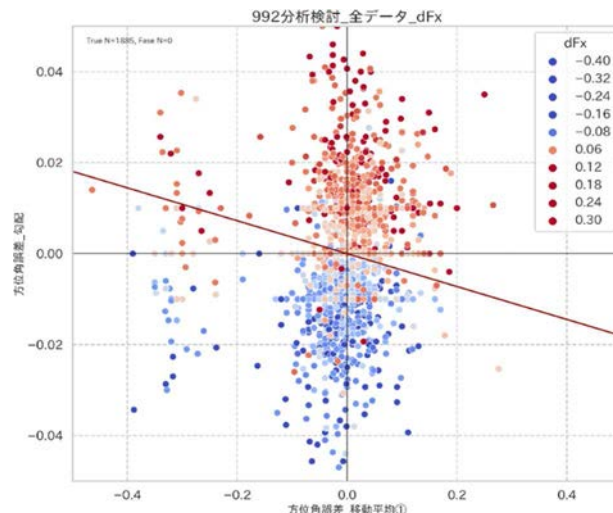


図-2 実掘進データによる物理モデルの適用例

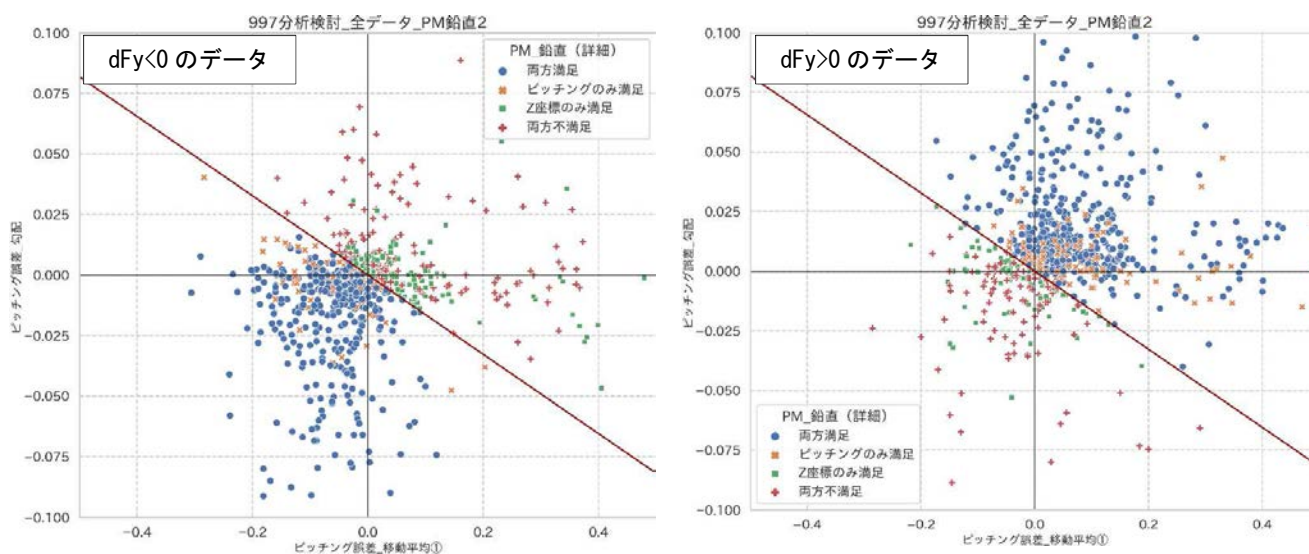


図-3 ピッチングおよび鉛直座標の物理モデルに対する満足・不満足で分類した場合の結果例

4. まとめ

本研究で考案した物理モデルを用いることで、対象とする掘進データ内の異常データ有無の確認やAIモデルの適用可能性の評価が可能であると考えられた。ただし、これは現状分析対象としたデータに関して言えることであり、今後これに当てはまらないデータが得られた場合には、その原因を調査し、物理モデルを改良していく必要も考えられる。

参考文献

- 1) 陳劍, 増田湖一, 武本怜真, 星野壮一, 鎌田浩基, 高本尚彦, 杉山博一, 山本真哉, 野澤剛二郎, 本多眞: AIを用いたシールド機方向制御に関する自動運転システムの実証実験, トンネル工学報告集, 第32巻, II-8, 2022.