

AI 解析を活用したトンネル肌落ち予測システムの開発と水資源機構事業への技術展望について

池内 晃¹ ・ 桜井 剣² ・ 秋山 健³

¹(独)水資源機構 香川用水管理所 施設管理グループ (〒766-0004 香川県仲多度郡琴平町榎内 891-2)

²(独)水資源機構 豊川用水総合事業部 新城支所長 (〒441-1338 愛知県新城市一鉄田字西浦 7-2)

³(独)水資源機構 豊川用水総合事業部 新城支所 第一工事課長 (〒441-1338 愛知県新城市一鉄田字西浦 7-2)

豊川用水二期大野導水併設水路工事は、施工延長約 6km の 長大な水路トンネル工事で、切羽付近での支保工作等々に有利な「改良オープン型 TBM」を採用したが、地山条件から掘削直後の肌落ちが想定され、工事工程への影響の最小化および岩塊崩落に対する安全対策が喫緊の課題であった。そこで、既往掘進データ等を AI により分析、肌落ちが発生しやすい特徴を抽出するとともに、「肌落ち予測システム」として構築した結果、肌落ち予測正答率は 73%に及び、工事進捗と安全管理に大きく貢献した。

本稿では、肌落ち予測システムの作成過程とトンネル現場における実用効果の報告並びに今後の展望について提言するものである。

キーワード TBM 工法、AI、肌落ち、リスク管理、切羽

1. はじめに

豊川用水は、愛知県東三河地域及び静岡県湖西地域の生命線と呼ばれ、約 17,500ha の優良農業地帯、総額 6 兆円を超える工業生産、約 73 万人の市民生活を支えており、万が一通水停止した場合の影響は計り知れない。

現在、豊川用水二期事業の一環として、幹線水路の複線化・強靱化、耐震性を有する併設水路の新設を進めており、大野頭首工から東西分水工までの間を大野導水併設水路工事(以下、「本工事」という)として施工している(図-1)。

本工事区間は、豊川用水幹線水路の最上流部に位置し、施設規模は最大、全線山岳部で全長約 6km に及ぶ長大トンネルとなることから、コスト面、工事難易度等から二期事業の成否を握るものとされ、詳細検討の結果、機構水路系事業初となる TBM 工法を採用した。

TBM 工法は、長大トンネルにおいて施工性、経済

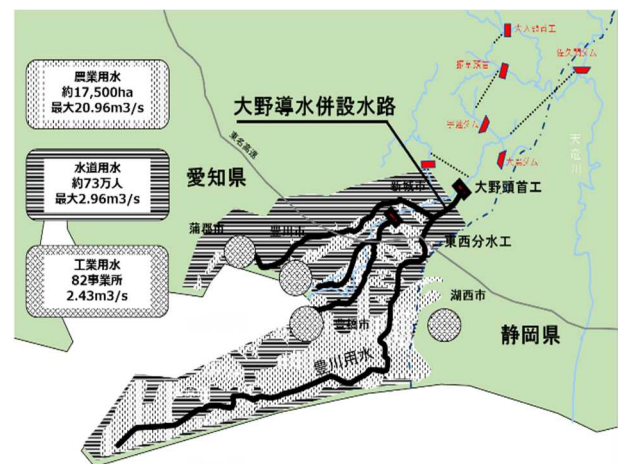


図-1 大野導水併設水路工事位置図

性に優れるが、切羽から想定以上の岩塊崩落(以下、「肌落ち」という)が発生した場合には坑内作業員への危害、処理作業中の掘進停止等のリスクに留意する必要がある。更に本工事区間は、緑色片岩と泥質片岩の互層を成し、片理が発達する地山では肌落ちの危険性が十分想定されるものであった。

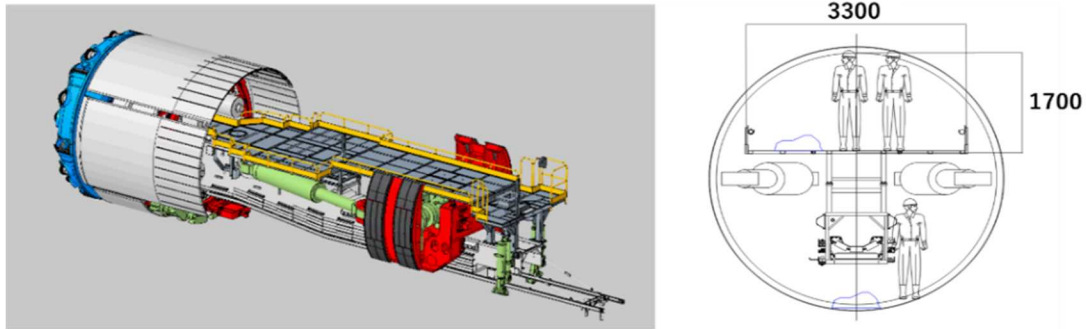


図-2 改良オープン型 TBM イメージ

以上より、本工事を安全かつ着実に施工するためのポイントは、まず第一に肌落ちの発生を正確に予測することであり、次に予測を前提とした対策を綿密に実践することであった。肌落ちの発生予測に関する研究事例は、NATM 工法において高速カメラを用いた落石検知の試み^{*1}があるが、TBM 工法では希有であり、未知の領域といえる。本稿では、掘進データ等を AI により分析、「肌落ち予測システム」として構築した過程と当該システムの実用効果を報告するものである。

2. 本工事の特徴と課題

事前の地質調査結果によると、本工事区間の地盤強度は比較的硬質であるが、全路線(6km)の地質は一様でなく、河川との交差箇所等の不良地山区間が1%存在すると想定されていた。このため、地質状況に応じて TBM 先端部の掘削面(以下、切羽という)近傍で支保工や補助工法を施工する必要があり、切羽から 5m 後方の支保作業スペースを確保しこれらの作業を可能とする「改良オープン型 TBM」を採用している(図-2)。

また、概ね全路線で緑色片岩および泥質片岩の互層を成していること、いずれも片理が発達していると推定され、岩同士の付着力が弱い区間において肌落ち(写真-1)が発生することが予見された。肌落ちにより、支保作業スペースに岩塊が堆積すると、その処理作業が必要となる。更に肌落ちが拡大する場合は TBM の掘進停止を余儀なくされ、今後の工事



写真-1 肌落ち状況

工程に多大な影響を及ぼすこととなる。なお、切羽を直接視認できない TBM 工法において、オープン区間の小規模な崩落や肌落ちを完全に予測することは困難であり、一方で、肌落ちを未然に防止する補助工法(全面的な地盤改良)の施工は費用と時間を要する。このため、掘進にあたっては、肌落ちのリスク管理として、岩強度や地質分布等のデータを一元管理し将来起こりうる地質変化を予測する手法が一般的である。

あわせて、肌落ちによる坑内作業員への危害防止の観点からは、支保作業時は切羽監視員が肌落ちや崩落の兆候を常に監視し、危険が予見された場合は直ちに作業員に避難を促す手法を執ってきた。

しかし、本工事の断面規模からオープン区間は狭く、かつ機械音が大きいため、肌落ちの危険性をわかりやすく、確実に周知する方法を見いだす必要があった。不良地山、小断面掘削、支保作業等の制約があるなかで、本工事を安全かつ着実に進捗させるには、肌落ちリスクの回避、最小化が最重要課題であった。

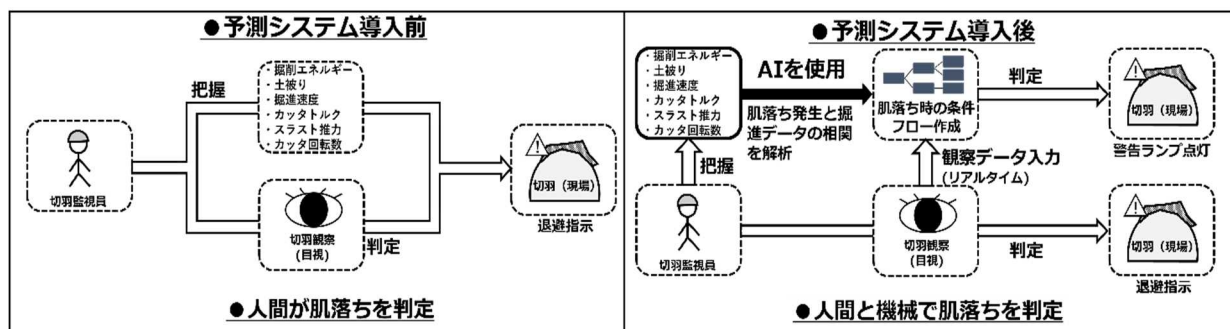


図-3 肌落ち予測システム概要図

本検証では、これまでの肌落ちを予測する手法を進化させ、肌落ちの指標抽出に AI を活用した予測システムとして構築するとともに、肌落ち予測に連動した警告ランプを試行的に設置し、その効果を実証した。

3. AI を駆使した肌落ち予測システムの構築

(1)「肌落ち予測システム」の構築手順

従前(AI 導入まで)は、以下の手法で肌落ちの予測をしていた(図-3)。

- ① 事前地質調査等の初期設計の一元化
- ② 掘削体積比エネルギー等の掘進データ追加による地質情報の更新
- ③ ①および②のデータを参考に、切羽監視員が現場状況を判断し、坑内作業員の退避指示、追加資材の準備を指示

更に、AI の導入により以下の手順を追加した。

- ④ AI による肌落ち時の指標の抽出と判定フローチャート(以下、「肌落ちフロー」という。)の作成
- ⑤ 肌落ちフローに施工時のズリ形状等をリアルタイムで反映させ、肌落ちが予測された場合は自動的に坑内の警告ランプが点灯(写真-2)

(2)機械学習方法と肌落ち判定方法について

今回の AI 導入に当たっては、重回帰分析による機械学習を採用した。重回帰分析は、過去のデータの傾向から将来の事象を予測するものであり、特徴として予測結果は一次方程式で表わされること、各



写真-2 警告ランプ設置状況

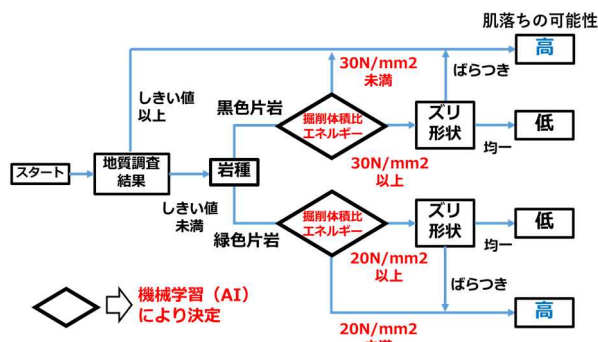


図-4 肌落ちフロー

変数の予測結果への影響度が確認可能であることが挙げられる。

また、機械学習により肌落ちの発生が予測される指標を抽出し、この指標を参考に、人間が肌落ちフロー(図-4)を作成した。

肌落ちフローによる判定方法は、近年建設業界にも導入されている深層学習と比較して判断の過程を確認しやすく、リスク管理においては判定過程が見えない深層学習より分かりやすい。また、予測結果の妥当性を分析することにより今後の予測精度の向

上にも繋がるため、フローでの判定により予測を行うこととした。

(3) 肌落ち予測指標の設定

本検証では肌落ちの予測指標を以下の4点とした。この内、機械学習を実施した③については、トンネル全長約 6000m の内、3000m までに蓄積した掘進データ(n=3000)を用いた。

① 地質調査結果

地質調査結果から地質境界や帯水層など局所的な地質変化点を推定している。地山が破碎されている可能性が高く、肌落ちの発生が懸念される。

② 泥質片岩 or 緑色片岩

緑色片岩は比較的硬質で塊状を呈するが、泥質片岩は一軸圧縮強度が小さく、薄く剥離しやすい。特に泥質片岩優勢かつ傾斜角が小さい区間では、片理面に沿って肌落ちが発生することが想定される。

③ 掘削体積比エネルギーが一定値以下

②より、岩種により性質が異なるため、岩種に分けて肌落ち箇所のマシントルクや掘削体積比エネルギー等、掘進データを機械学習により解析した。その結果、各岩種で掘削体積比エネルギーが一定値以下の場合に肌落ちしやすいという特徴が抽出された。

④ ズリ形状のばらつき

地山が硬質であれば、掘削により均一な形状のズリが得られるが、地層の褶曲等により岩が破碎されている場合はズリの形状のばらつきが大きくなり、肌落ちしやすい区間であることが想定される。

(4) 肌落ち予測システムの効果検証について

検証では肌落ち予測システムの精度、それによる作業の効率化として、システム導入後の 2,504m を対象とした肌落ちフローによる判定結果の妥当性(図-5)と、導入前後 6 ヶ月における平均日掘進速度の変化について確認した。なお、B1 タイプは導入前後ともに構成比率(図-6 上段)が小さいため比較対象外としている。

図-5 より、肌落ちが起きた区間の内、肌落ちを予測し警告ランプが点灯した延長は 73%となり、肌落

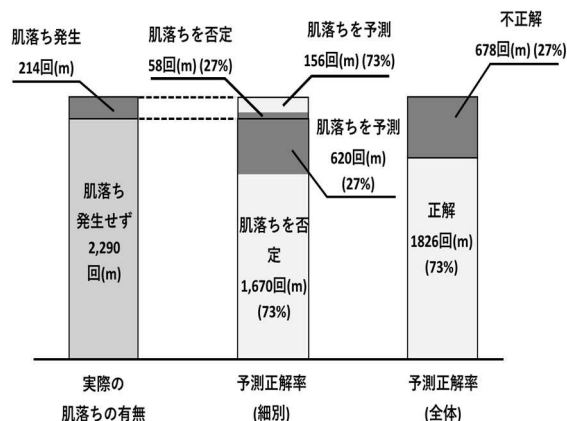


図-5 肌落ち予測結果

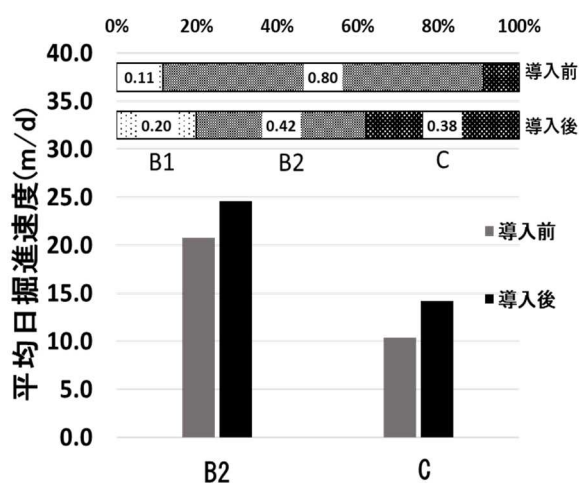


図-6 肌落ち予測システム導入前後の平均日掘進速度

ちが起きなかった区間で肌落ちが起きないと予測した正答率も 73%となった。また平均日掘進速度の比較では、AI 導入後に肌落ちしやすい C タイプにおいてより掘進速度が向上した(図-6 下段)。肌落ち予測システムの活用により、肌落ちリスクの速やかな把握が可能となり、支保工等資材の準備が容易となったためと考えられる。

4. まとめと今後の展望

今回、AI による解析を活用した肌落ちフローの作成及びその判定結果に基づく視覚的な現場周知を行った。その結果、肌落ちした箇所、肌落ちしなかった箇所における予測正解率は 73%となった。また、

警告ランプを設置したことにより、機械音が大きく声が通りづらい坑内において肌落ちの危険性を視覚的に周知することができ、検証開始以来無災害を継続している。このことから、システム導入前の掘進速度を確保・向上させながら、現場の安全性向上を図ることができたと評価している。今回の検証に用いた地質等データは、トンネル掘削に使用されるものが多いため、掘削作業と並行してデータ採取が可能となれば、同様の坑内作業である NATM 工法にも応用可能と考えられる。

また、機械学習を用いた予測分析の活用事例として、老朽化等のリスクが高まっている管理施設の障害発生予測が挙げられる。回帰分析による学習であれば、施設障害の要因の影響度を把握しやすく、

フロー化することにより経験年数の少ない技術者であっても判定の過程がわかりやすい。

なお、今回試行した内容は、新たな判断手法への変更ではなく、判断の補完として予測システムを採用したものである。機構は多様な管理データを保存していることから、これらを教師データとして機械学習させ、予測システムの判断を人間が補完することにより、効率的なリスクマネジメントの一つの手法として、機構の管理業務への活用も期待される。

参考文献

*1 『ICT 等を活用したトンネル掘削時における安全監視の効率化について』. 2020. 九州地方整備局