

AIによるシールドトンネル施工管理の合理化

－計画支援 AI と操作支援 AI の開発－

杉山 博一 増田 湖一

(技術研究所)

(関西事業本部)

Rationalization of shield tunnel construction management by AI

－Development of planning support AI and operation support AI－

Hirokazu Sugiyama and Hiroichi Masuda

シールド工事のさらなる省力化、生産性、および品質の向上を目的として、施工計画を支援する AI システムとシールド機の操作を支援する AI システムの開発を進めている。これまでに複数の現場を対象に AI モデルの検討とシステムの実装検証を進めてきた。計画支援 AI システムは 70 リング分の施工計画を 5 分程度で実施可能という結果が得られている。一方、操作支援 AI システムから予測された結果をもとに掘進したところ、良好な施工結果が得られた。

For the purpose of further labor saving, productivity, and quality improvement of the shield work, the AI system which supports the construction planning and the AI system which supports the operation of the shield machine are being developed. We have been studying AI models and verifying the implementation of the system for multiple sites. The result that the planning support AI system can carry out the construction plan of 70 rings in about 5 minutes has been obtained. On the other hand, when excavation was carried out based on the results predicted from the operation support AI system, good construction results were obtained.

1. はじめに

トンネル工法の 1 つであるシールド工法は、シールドマシン(以降、シールド機と記す)による掘進とセグメントの組立を繰り返すことによりトンネルを構築するものである。図-1 の上半分は従来の施工サイクルのイメージである。シールド工事は一般的に昼夜交替で作業が行われるが、短い交替時間の間にシールド機の位置やセグメントの出来形などの測量作業を行い、その結果に基づいて次の施工計画を行っている。施工計画では半日の掘進予定分のリングを対象に 1 リングごとにシールド機の制御方法やセグメントの組立方等が示された掘進指示書を作成する。そして、熟練のオペレーターが掘進指示書とシールド機の状態が示されたモニタの数値を見ながら掘進操作を行っている。

シールド工事は、他の工種に比較して機械化が進んでおり非常に少ない人数でも施工できることが特長であるが、掘進指示書の作成やシールド機の操作は長年の経験と技術が必要な部分として人

間がかかわっている最後の部分でもある。筆者らは、これらの作業を AI に置き換えることにより省人化、合理化による生産性向上が期待できる部分であると考え、開発に取り組んでいる。

表-1 は、AI によるシールド機自動運転に向けた技術レベルを整理したものである。現在は、AI による計画立案と操作方法の提案をするレベル 1 の達成を目標に開発を進めてきたところである。本論文では、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」と、それらを動作させるためのガイダンスシステムの概要と現場実装検証の結果について報告する。

表-1 シールドマシンの自動運転の技術レベル

技術レベル	内容
レベル 1 シールド工事支援	<ul style="list-style-type: none"> ● 計画支援 AI による掘進計画の立案 ● 操作支援 AI によるガイダンス運転の実施
レベル 2 シールドマシンの自動運転	<ul style="list-style-type: none"> ● 計画支援 AI と操作支援 AI の連携 ● 単調な線形区間での自動運転
レベル 3 シールドマシンの自動運転	<ul style="list-style-type: none"> ● 全区間での自動運転

①現状のプロセス/2つのAIの役割がわかる絵(統合して見せた場合)

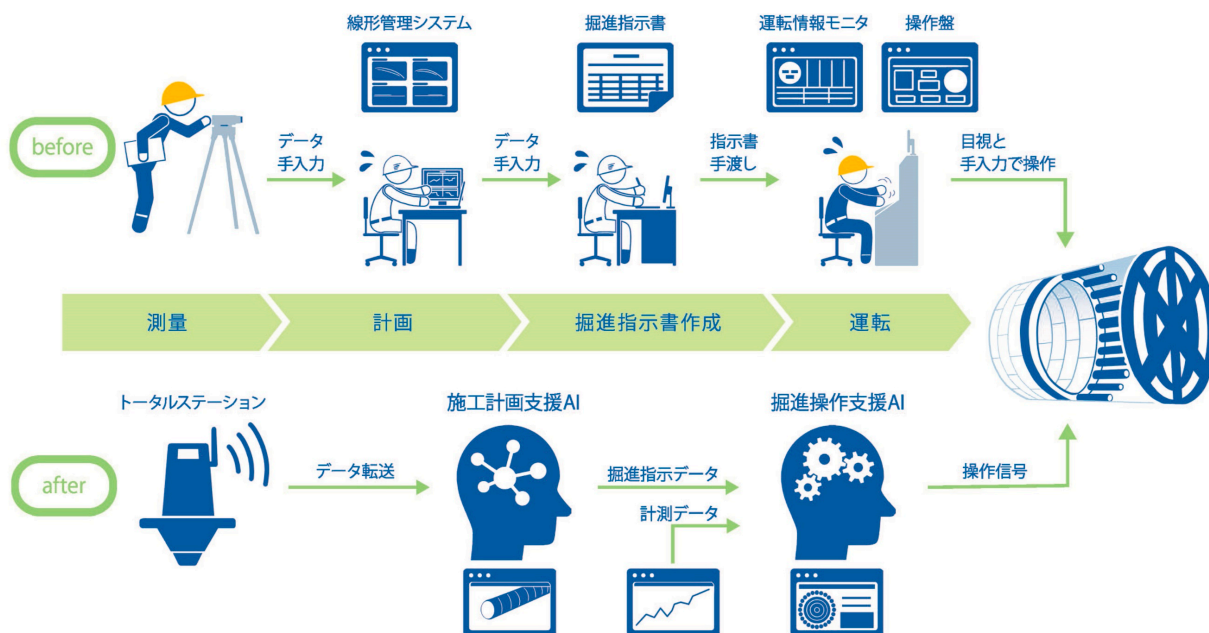


図-1 AIによるシールド掘進の合理化イメージ

2. 計画支援 AI システム

シールド工事では曲線を含むトンネル線形に対して、シールド機の中折れ機構と余掘り装置を併用しながらシールドジャッキストロークを調節して掘進する。また、主に直線部で使用する標準セグメントと曲線部で使用する異形セグメントを組み合わせることでトンネルを構築する。上記した内容の検討は工事着手前に実施されるが、施工時にはトンネル線形の計画値と実測値との間にわずかではあるが誤差が発生するため、日常的に坑内測量を実施して再度計画する必要がある。これらの計画は従来、シールド機の形状や計画線形に基づいて三角関数を用いた理論計算によって算出し、掘進指示書を作成してトンネル作業員に周知している。計画支援 AI システムはこれらの検討作業を担当するものであり、セグメント種別や在庫数、シールド機やセグメント等の位置に制約条件を加えた中で機械学習と遺伝的アルゴリズムにより解を最適化することで掘進指示書の内容を提案するものである。

施工計画 AI システムは、三次元の線形に対して計画を提案できる必要があるが、その開発にあたって、まずは適用するアルゴリズムの探索と検証をする必要があり、まずは制約数の少ない二次元での検討から開始した^{1),2)}。

図-2 にシールド掘進をゲームに見立てた AI シミュレーションプログラムのイメージを示す。AI は与えられた計画線形に対して、図-3 に示すようなシールド機の運転制御方法(a~c)、セグメントの割り付け(d)といった試行条件に基づき模擬掘進を行い、その結果をトンネル線形に対する掘進軌跡の誤差や、シールド機と掘削した地山との干渉度合(e~h)、シールド機とセグメントの干渉(i~l)等を評価指標として得点化する。試行中に線形誤差の許容値を上回った場合や、シールド機とセグメントが干渉する可能性が出てきた場合には、その時点で試行終了となり、試行条件を再設定して新たなシミュレーションを実行する。AI は膨大な試行を重ねる中で、どのような条件を選択すれば高得点が獲得できるかを自己学習していき、最終的にそれ以上に上積みができない最高得点にたどり着く。この段階の試行条件を最適解とし、掘進計画に展開する。

二次元モデルにおいては異形セグメントのテーパー角度を一定として取り扱っていたが、三次元モデルではKセグメントピースの組立位置による角度変化を考慮する必要がある。また、セグメントピースはいわゆる千鳥組に配置される必要がある。これらを制約条件として加わることにより問題が複雑化するが、リング間での組立パターンに対してルールを付与することでセグメント配置計画が行えることが確認された³⁾(図-4)。

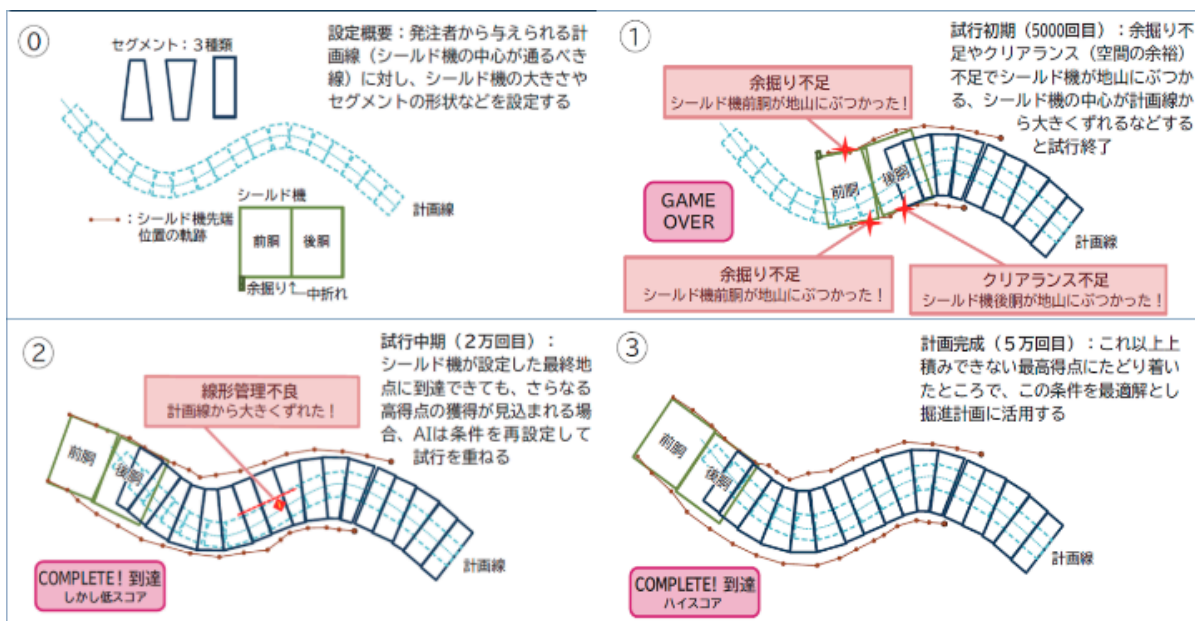


図-2 掘進ゲームのイメージ

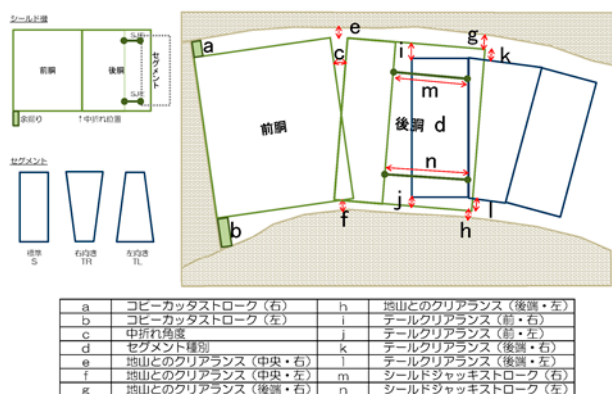


図-3 使用するパラメータ

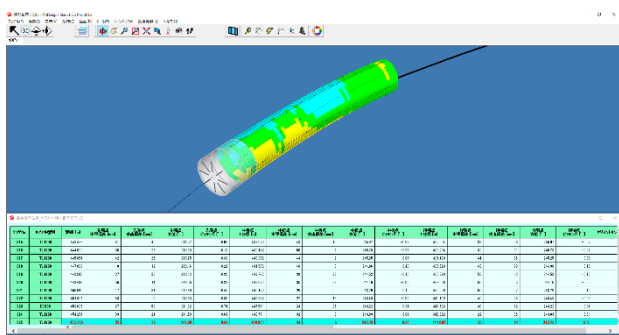


図-4 3Dシミュレーターの試行画面

3. 操作支援 AI システム

シールド機の操作はオペレーターが掘進指示書に基づき、ピッチング値やローリング値に加えジャイロコンパスから得られる姿勢・方向の情報や、カッタトルクやジャッキの総推力、およびジャッキスト

ローク値など様々な情報を監視しながら操作内容に反映する必要がある。このような膨大な情報を瞬時に判断し、計画線形通りの掘進を実現するため、シールド機操作方法の最適解を提供するのが「操作支援 AI モデル」⁴⁾⁶⁾である。

3.1 操作支援 AI モデル

施工時にはシールド機から得られるデータ情報(特微量)は時々刻々と変化するため、それに伴い AI モデルの予測値も変動する。しかし、AI モデルの予測値に合わせて常に操作することは現実的ではない。そこで、図-5 に示すように、操作の必要性の有無を判定する「操作判定モデル」と、操作の設定値を判定する「操作予測モデル」の2種類で構成することとした。すなわち、時々刻々のデータで操作が必要な状態かどうかについても AI で判定し、操作が必要な状態であれば操作量を予測して指示するという方式とした。

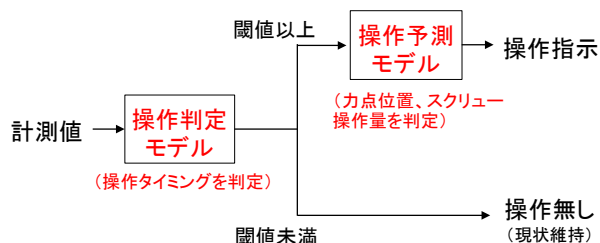


図-5 操作支援 AI モデルの構成

- ① 操作有無の判定
- ② データの重みづけ

操作無レコード			操作有レコード		
レコード番号	操作判定値	重み	レコード番号	操作判定値	重み
1	0	1	1	1	n_0/n_1
2	0	1	2	1	n_0/n_1
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
n_0	0	1	n_1	1	n_0/n_1

- ③ 操作判定モデルの作成



- ④ 閾値の決定

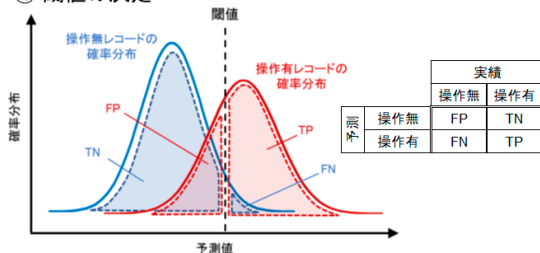


図-6 操作判定 AI モデルの学習

(1) 操作判定モデル

操作判定 AI モデルの学習方法について図-6 に示す。まず、①オペレーターが操作したときのレコードと操作しなかったレコードを区別する。基本的には操作しなかったときのレコード数が多いため、両者のバランスをとるため、②に示すようにデータの重みづけを行う。③操作判定値を目的変数とする教師あり学習によって操作判定モデルを作成する。④

学習済みの操作判定モデルより出力された予測値から確率分布を求め、操作必要の有無を判定するための閾値を決定する。

(2) 操作予測モデル

操作の設定値を予測するモデルは、その設定値を目的変数とする教師あり学習によって作成する。教師データは図-6 の④における TP と FN とする。すなわち、操作判定 AI モデルで判定された閾値以上のレコードを使って学習することでオペレーターが必要に応じて操作したときのレコードと、操作する必要があったにもかかわらず操作しなかったときのレコードを用いて学習することで操作変更が必要であると判定されたデータのみを用いることにより、常に操作しないことを良しとする AI モデルになることを避けることが可能となる。

3.2 ガイダンスシステムの開発⁷⁾

図-7 にガイダンスシステム全体のソフトウェアの構成とデータの流れを示す。また、図-8 にそのフローチャートを示す。

ガイダンスシステムは以下の5つのソフトウェアより構成される。

データ仲介ソフトはシールド機からデータを受け取り、記録するソフトウェアである。

指示値入力ソフトは、掘進指示書の値を入力するソフトウェアである。後述する管理値及び限界値などもここで入力する。

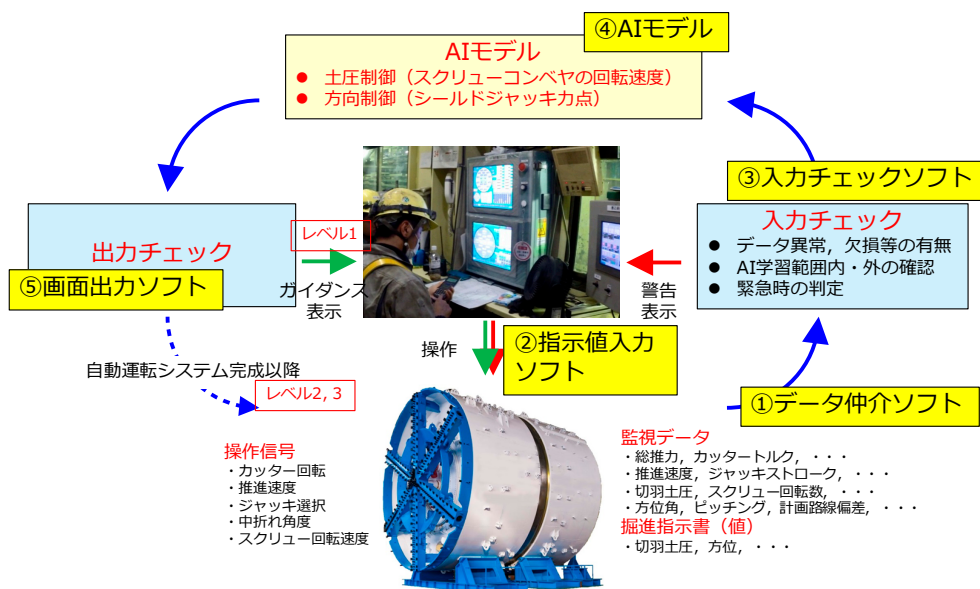


図-7 ガイダンスシステムのソフトウェア構成

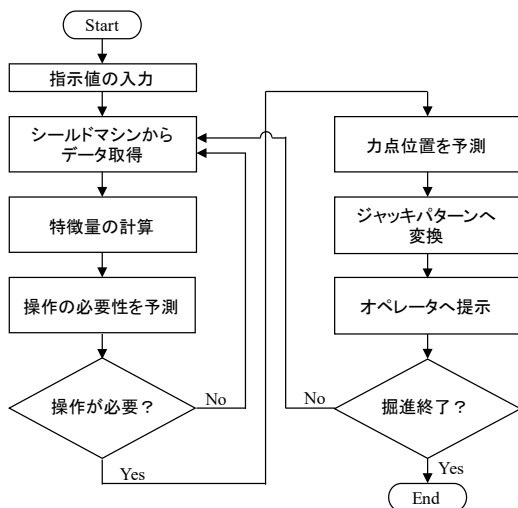


図-8 ガイダンスシステムのフローチャート

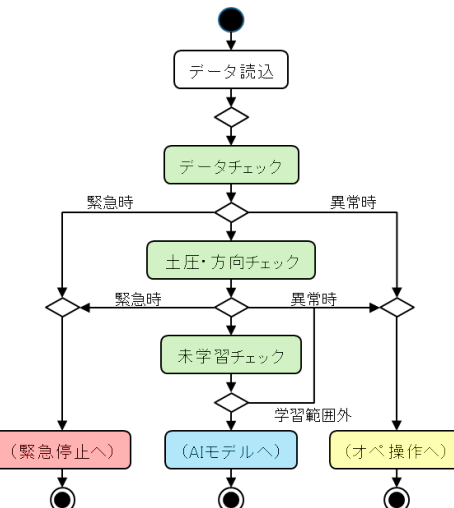


図-9 入力チェックソフトのフロー

入力チェックソフトは、受け取ったデータをチェックするソフトウェアである。図-9 にその処理フローを示す。まず、特徴量となるデータを読み込み、データチェック部においてデータの欠損、あるいは計測器の測定範囲外となるようなデータがないかを確認する。そのような状態が継続する時間に依じて異常時、もしくは緊急時を判定し、エラーを表示してオペレーターに判断を仰ぐ。次の土圧・方向チェック部では、チャンバー内土圧が管理値、限界値を越えていないか、さらにシールド機の計画線形からのずれ量(水平偏差、鉛直偏差)や、指示した方位やピッチングとの偏差が管理値・限界値を超えていないかを確認する。管理値を超えた場合は異常時と判定し、限界値を超えた場合は緊急時と判定する。これらの判定機構は将来の自動運転を見据えて備えたものである。最後に、未学習チェック部において AI モデルの学習範囲内のデータであるかを確認する。これらの全てが正常であれば AI モデルにデータを渡して予測させる。

AI モデルは、3.1 で示したように、操作の必要性を判定したうえで、次の操作量を予測する。

画面出力ソフトは、AI の予測結果などを表示するソフトウェアである。シールドジャッキの操作がしやすいようにジャッキパターン等を表示する機能も持っている。

4. 計画支援 AI、および操作支援 AI の実装検証

4.1 現場の概要

計画支援 AI、および操作支援 AI の検証を東京都内のシールド現場を対象に実施した。工事概要を表-2 に示す。

実証実験を行ったのは東京国際空港敷地内で行われた道路トンネル工事である。トンネルの全長は 1853.6m であり、掘削外径 11.93m の泥水式シールド機によって施工された。

4.2 計画支援 AI の検証⁸⁾

開発した 3D シミュレーターの検証として、図-10 の○印で示した位置を対象に 70 リング分の計画を試験的に行った。その区間の線形は、縦断曲線半径 $R=530\text{m}$ を含む平面曲線半径 $R=220\text{m}$ の区間である。今回開発した AI を用いて計画した結果、

表-2 AI システムの実装検証をした現場の概要

工事名	東京国際空港敷内トンネル他築造等工事
発注者	国土交通省
シールド機	外径 $\phi 11.93\text{m}$ 泥水式シールド
セグメント	外径 $\phi 11.7\text{m}$ 桁高 0.5m 合成セグメント

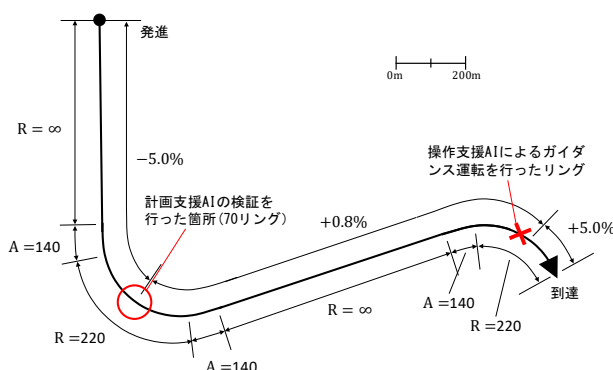


図-10 現場の路線概要と実装検証の位置

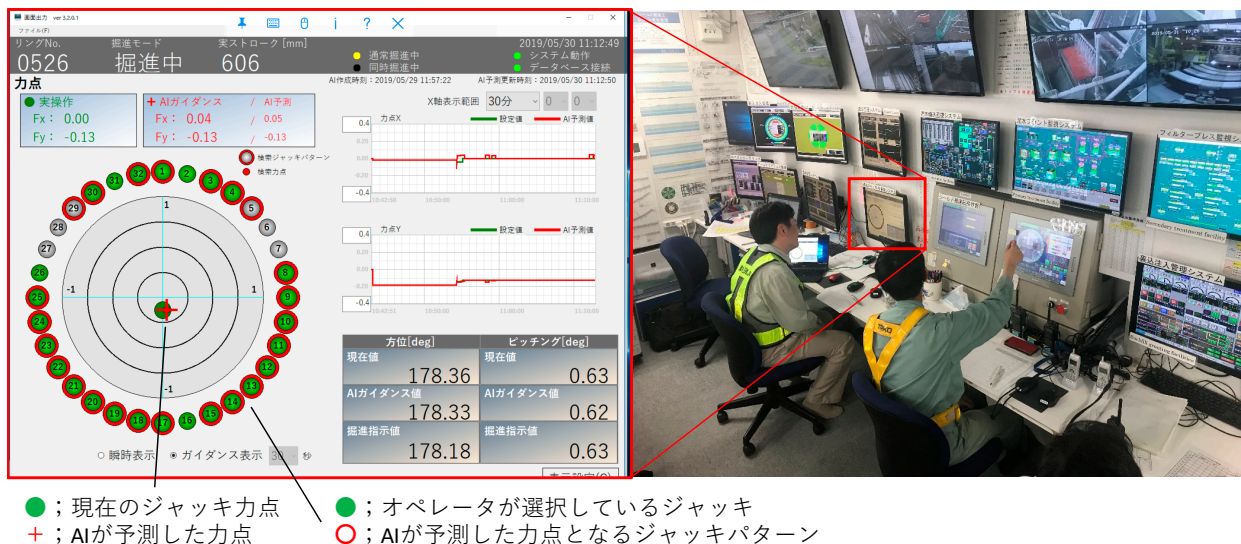
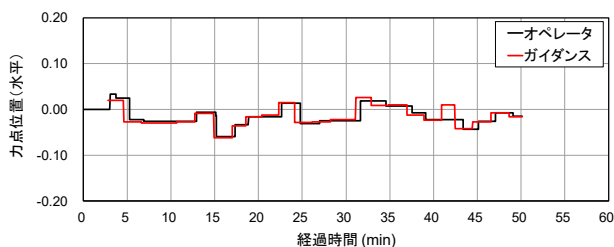
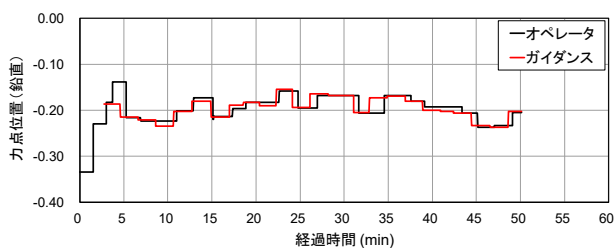


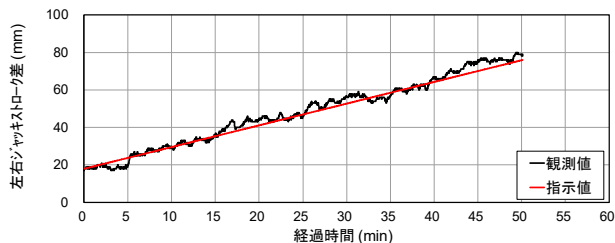
図-11 操作支援 AI によるガイダンス運転の状況



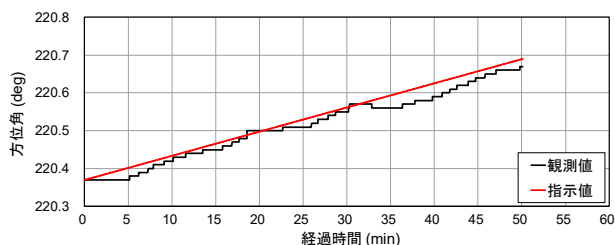
(a) 水平方向



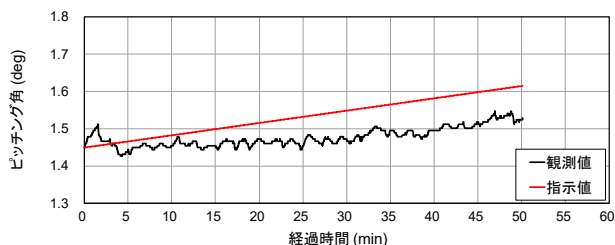
(b) 鉛直方向



(a) 左右ジャッキストローク差



(b) 方位角



(c) ピッチング角

図-12 シールドジャッキ力点の時間推移

約 15 分で完了できることが確認できた。

4.3 操作支援 AI の検証⁹⁾

操作支援 AI によるガイダンスシステムの検証は、計 3 か所、10 リングにわたって実施した。最初の 2 か所は左カーブ区間と直線区間で行ったが、ガイダンス運転の途中でオペレーターの判断で介入操作が行われたため完全なガイダンス運転とはならなかった。3 か所目は図-10 の×印で示した位置であり、1 リング分の掘進をすべて AI のガイダンス通りに掘進することができた。ちなみにその地点は、上り

図-13 管理項目の時間推移

勾配が 0.8% から 5% に変わりながら曲線半径 220m の右にカーブする区間となっている。図-11 はガイダンス運転を実施しているときの状況であり、オペ

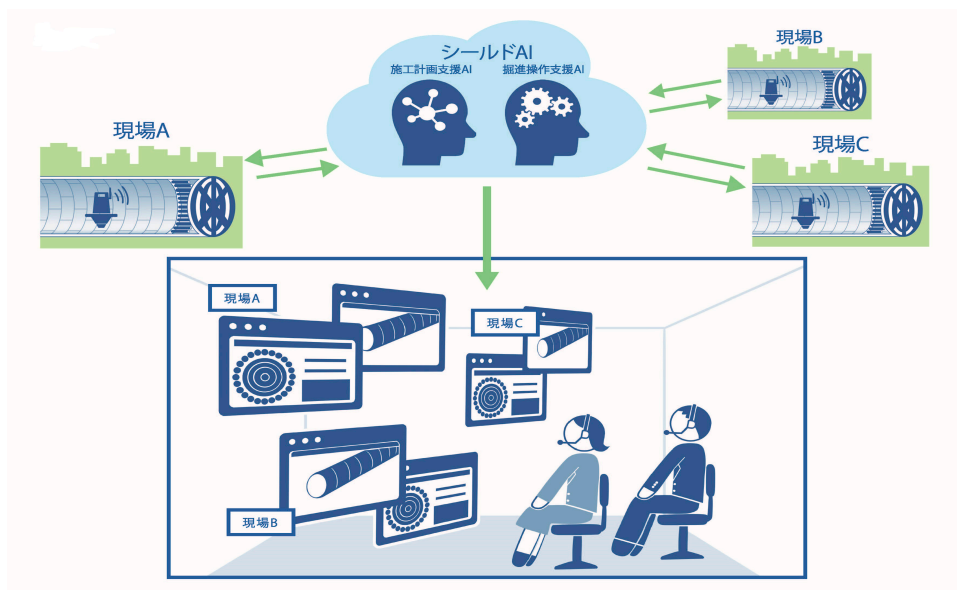


図-14 シミズ・シールドAIによる遠隔管理のイメージ

レーダーがガイダンス画面に示されたとおりに使用するジャッキを選択(操作)していることが分かる。

図-12 はガイダンス運転をしたときのシールドジャッキの力点位置の時間推移である。赤線はAI システムが提示した力点を、黒線はオペレーターが設定した力点を示している。なお、掘進開始時に AI システムから出力がないのは、特徴量の移動平均値を計算するために一定のデータが得られるまで待機しているためである。

図-13 にガイダンス運転の実施結果として、各管理項目の時間推移を示す。図中の赤線は掘進開始時の各状態値と掘進指示値(最終値)を直線で結んだものであり、黒線が観測値である。両者を比較して分かるように、左右ジャッキストローク差と方位角については、掘進終了時の指示値との差がそれぞれ+2mm、-0.02deg であり、ほぼ指示通りに掘進できたといえる。しかし、ピッチング角は指示値には近づいているが満足な結果にはならなかった。この要因として、今回検証を行った箇所は勾配が遷移している区間であり、学習データにはこのような区間を掘進したデータが少なく、AI モデルが十分に学習できなかったためであると考えられる。しかし、いずれの管理項目も許容範囲に収まっており、本システムの適用性を確認することができた。

5. まとめと今後の展望

本論文では計画支援 AI システムと操作支援 AI システムの 2 種類のシステム開発について述べてきた。それぞれ単独での現場展開も考えられるが、さらにシールド工場の生産性向上を目指すために 2 つの AI システムを統合し、シールドの自動運転まで行う「シミズ・シールド AI」の完成を目指している。海外、特にアジア圏では鉄道用シールドトンネルの需要が高まりつつある。現地の高いニーズにより、複数の現場を同時に稼働させる必要があるケースも予測されるが、海外においてシールド工場の経験が豊富なワーカーを多数確保することは困難である。この場合においても、「シミズ・シールド AI」を利用すれば複数の現場を遠隔管理(図-14)が可能となり、品質確保と現地職員の負担軽減に寄与する事が期待できる。

謝辞

本システムの開発にあたり、現場における検証を快諾いただいた発注者の皆様をはじめ、社内関係者各位に心から感謝の意を表します。

<参考文献>

- 1) 伊原滉也, 加藤昇平, 中谷武彦, 大木 智明: シールド工場における制約付 GA を用いたセグメント割当, 人工知能学会全国大会論文集, 2018

- 2) Ihara, K., Kato, S., Nakaya, T., Ogi, T., and Masuda, H.: Application of PSO-Based Constrained Combinatorial Optimization to Segment Assignment in Shield Tunneling, *Agents and Artificial Intelligence*, pp. 166-182, Springer International Publishing, 2019
- 3) 伊原滉也, 加藤昇平, 増田湖一, 新宮康之: シールド工法における幾何シミュレーションを用いたセグメント割付の進化的最適化, 人工知能学会全国大会論文集, 205-GS-13-03, 2020
- 4) 杉山博一, 和田健介, 中谷武彦, 大木智明: 人工知能によるシールド機操作に関する予備的検討, 土木学会年次学術講演会, VI-338, 2017
- 5) 和田健介, 杉山博一, 野澤剛二郎, 本多眞, 中谷武彦, 大木智明: AI によるシールド機の自動方向制御, 土木学会第 73 回年次学術講演会, VI-143, 2018
- 6) 和田健介, 杉山博一, 野澤剛二郎, 本多眞: シールドマンの操作特性を考慮した自動操縦 AI モデル, 令和元年度土木学会全国大会第 74 回年次学術講演会, VI-814, 2019
- 7) 杉山博一, 野澤剛二郎, 和田健介, 穂刈利之: シールド機の操作支援用 AI システムの開発, 土木学会第 73 回年次学術講演会, VI-144, 2018
- 8) 増田湖一, 新宮康之, 杉山博一, 和田健介, 安井克豊, 加藤昇平, 鈴木誠, 田崎仁久: AI によるシールド掘進合理化技術の開発状況報告, 令和 2 年度土木学会全国大会第 75 回年次学術講演会, VI-556, 2020
- 9) 和田健介, 杉山博一, 野澤剛二郎, 本多眞, 西田充, 鈴木誠, 田崎仁久: AI を用いたシールド機用ガイダンスシステムの実証実験, 令和 2 年度土木学会全国大会第 75 回年次学術講演会, VI-557, 2020