

人工知能を使用したマシン操作の機械学習 によるシールド機の挙動予測について

(株) 福田組

○加藤 誠一

正会員 椎谷 成孝

金子 和人

阿部 裕太

1. はじめに

シールド工事は土木工事の中では機械化されており、ICT技術を最も取り込みやすい工種の一つであると言われている。

しかし、これまでも各社がシールド掘進制御の自動化に取り組み様々な開発が行われたが成果は芳しくなく、現段階でもシールド掘進機の操作に関しては、熟練オペレータの判断にまかしているのが現状である。

少子高齢化等により建設業従事者が減少する中で、熟練作業員の減少も止まらず、このことはシールド工事全般についても同様である。特に、掘進機を操作できる熟練オペレータが今後不足することが課題となっているが、新規にオペレータ育成を開始しても、技術習得には多数の現場を経験する年単位の時間が必要になる。

そこで、熟練オペレータが不要な掘進機の自動操作が考えられるが、実際の人間の判断を自動化するためには膨大なデータとその解析が必要である。

2. 概要

本稿では、平成 29 年度に千葉県船橋市において、下水道管渠築造工事を施工したときのシールド工法区間の掘進機操作データを使用し、ニューラルネットワークにより解析を行った結果を報告する。

ただし、現段階では施工データの全てを解析することは困難なので、下水道工事の出来形として特に重要な高さのデータについて解析を行うことにした。

3 日間の施工データを学習データとし、後日の施工実績データと解析から導いた予測値とを比較した。

3. 現場内容

平成 29 年 8 月～11 月に千葉県船橋市松ヶ丘で、住宅密集地内で下水道工事の施工を行った。

管渠の仕上がり内径は $\phi 1350$ mm で、路線延長は推進区間が約 250 m・シールド区間が約 350 m で、デュアルシールド工法で施工した。

デュアルシールド工法は、同一路線で推進工法とシールド工法を 1 台の掘進機を併用し、路線途中に切り替え用の立坑を築造しないで管渠築造を行う工法である。当社(福田組)が開発して工法協会を立ち上げ、平成 17 年から現場施工を開始した。

施工手順は、まず発進立坑に推進設備を設置して推進管による推進工法を開始する。既定の延長(急曲線手前や推進の限界延長等)を推進したら、セメント系の裏込め注入により推進管と地山を一体化する。次に発進立坑の推進設備を撤去して、シールド工法用の設備に切り替える。坑内の軌条設備敷設等の設置工事が完了したら、セグメントを使用するシールド施工を開始する。

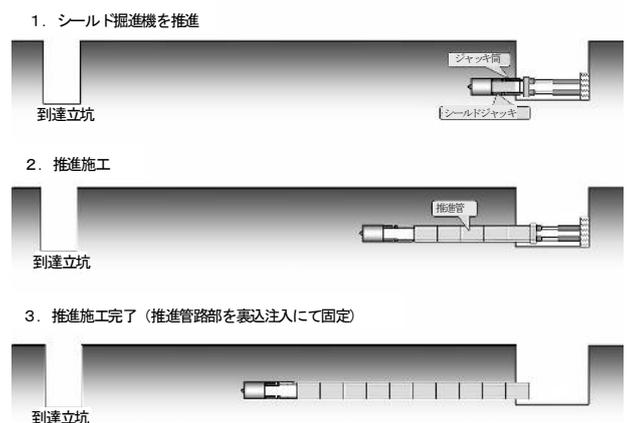


図 1 施工手順① (推進区間)

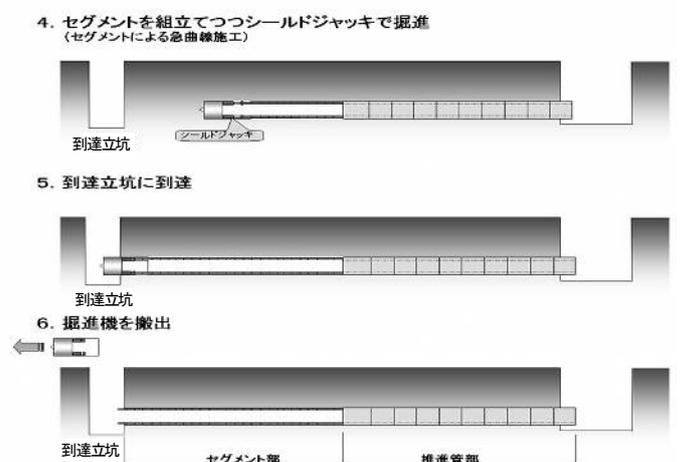


図 2 施工手順② (シールド区間)

推進工法はコスト削減と工期短縮に有利であり、シールド工法は急曲線施工と長距離施工が可能である。路線形状に合わせて両工法のメリットをうまく使い分けて施工を行う。

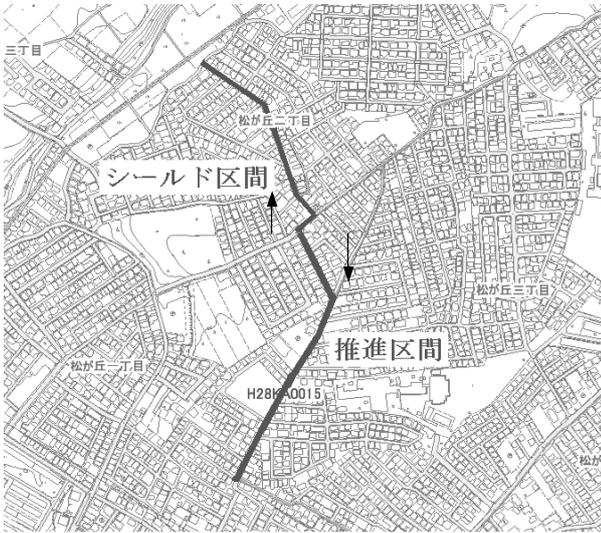


図3 下水道路線図

推進区間の曲線区間では $R=300\text{m}$ と $R=40\text{m}$ 、シールド区間では $R=10\text{m}$ のS字カーブからスタートして $R=60\text{m}$ 、 $R=40\text{m}$ 、 $R=300\text{m}$ を施工した。

掘削方法は推進・シールド区間とも泥濃工法で行い、各種プラント設備類は掘り込んだ地下に設置し、上部に覆工板を敷設してその上を資材置き場に流用した。勾配は発進立坑から到達立坑に向かって下り勾配で、推進区間が -7% 、シールド区間が -2.2% と両工法の区間で勾配が異なる。



写真2 シールド区間

4. シールド掘進時のデータについて

シールド施工中の掘進データは、掘進機やプラント設備からの各種センサーの出力データを1秒ごとに取得し、1時間単位で1ファイル毎のCSVファイルとしてハードディスクに保存した。

掘進中・休憩中・休止中であっても全ての状態のデータが1秒ごとに保存されるため、取得したデータの中から掘削中のみのデータを抽出する必要がある。シールドジャッキストローク数値が増加する（ジャッキが伸びている）状態とカッターモーターの電流値が上昇している（カッター面板が動いている）状態を掘進中データとして判断した。また、掘進機オペレーターが昼と夜とで分かれて施工しているため、各オペレーターの1日毎のデータに分けてまとめた。



写真1 推進・シールド切り替え地点（勾配変化点）



図4 高さデータ推移グラフ（11月1日昼勤）

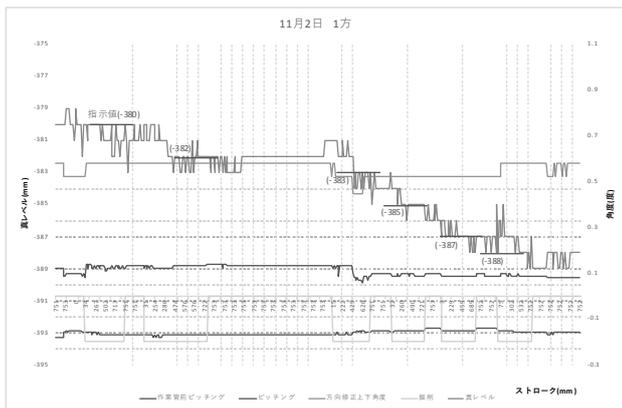


図5 高さデータ推移グラフ (11月2日昼勤)

5. データの解析

今回の施工現場におけるシールド工法区間の掘進データを使用して、オペレータのマシン操作と掘進機の位置変化を、ニューラルネットワークを使用して機械学習し、学習したモデル(重み)で予測解析を行った。なお、マシンの操作には、勾配やカーブなどのさまざまな条件が関わってくるため、今回は、一定勾配の直線区間におけるシールド掘進機の操作と水レベル計による高さの変化を解析の対象とした。

入力データ(説明変数)には100点ほ以上あるセンサーデータの中から、シールドマシンの上下方向に影響すると思われる方向修正ジャッキのストローク(各上下左右の4本の伸縮量)と左右のシールドジャッキの速度データ(mm/分)を使用した。一方、出力データ(目的変数)は水レベル計の指示値(mm)であるが、高さの値そのものではなく、高さの変化量(おおむね35分後の高さの増減量でmm/35分)とした。

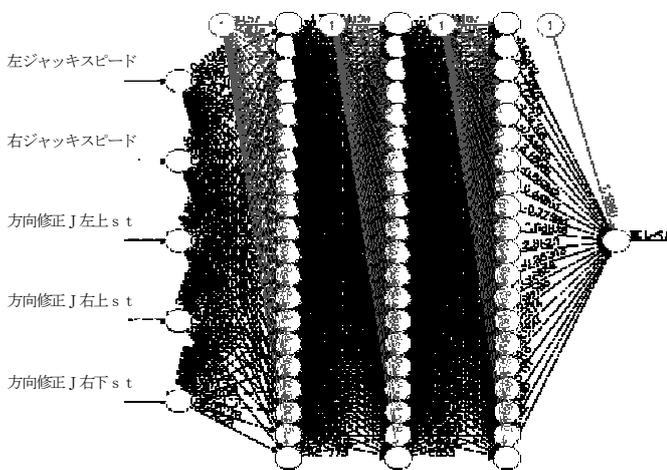


図6 多層パーセプトロン

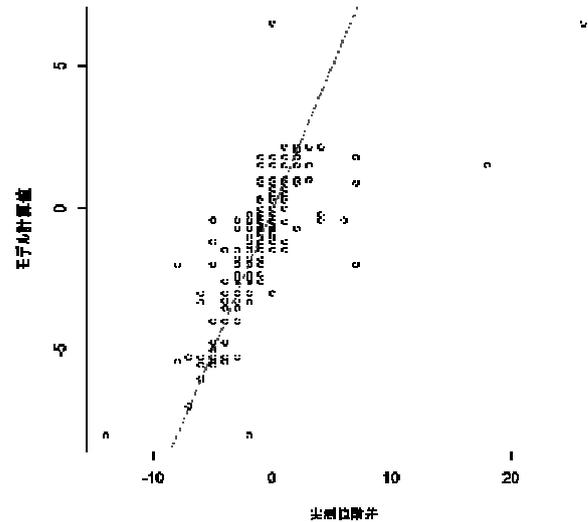


図7 学習した教師データの実績値と計算値の比較

ニューラルネットワークは、中間層(隠れ層)が3層で、各中間層のユニット数を20個のユニットとし、同一オペレータの3日分の掘進データを教師データに使用した。

6. 評価

学習した教師データの高さの変化量の実測値を横軸に、学習モデルによる訓練データの高さの変化量の計算値を縦軸とした、実測値と計算値の比較を図7に示す。外れた値もあるが、比例した直線状に分布し、教師データを説明するように学習がなされたことがわかる。

教師データで学習したニューラルネットワークを使用

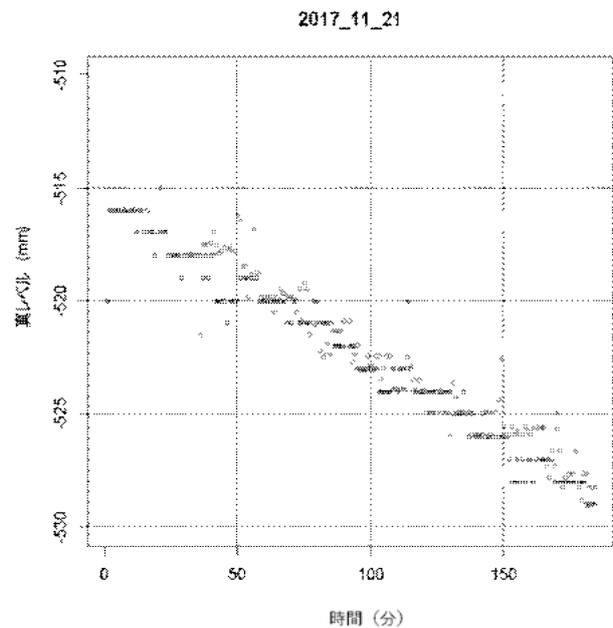


図8 予測と実測値の比較
高さ実施値(黒)と予測値(赤)

換算した結果を図 8 に示す。横軸が時間であり、縦軸が水レベル計の実測値（黒○）と予測値（赤○）である。して、後日のデータ（検証データあるいはテストデータ）のマシン操作から高さ変化量を予測して、標高にこれによれば、実測値と予測値で、4mm程度の差も見受けられるが概ね1～2mm程度の差で予測することができている。

これらの教師データと検証データのシールドマシンの操作は、熟練オペレータが様々な情報からマシンの状態を把握し、今後の挙動を予測しながら操作および修正が行われている。この熟練オペレータのシールドマシンの操作を学習することによって、人工知能も同様なシールドマシンの操作を行うことができる可能性がある。

7. おわりに

今回の検討では、3日間のデータを学習の教師データとして使用したが、複数の現場データを蓄積して学習することで、予測精度が向上すると考えられる。

なお、今回は直線部の高さ推移に着目して解析を行ったが、今後はカーブ区間の方向制御のデータについても解析を進める予定である。上下左右の掘進機の挙動を予測できるようになれば、掘進機のオペレータに操作指示を出してマシンガイダンスすることで、誰でも掘進機を操作することが可能となる。さらに、発展させて掘進機の油圧機器と連動することで、マシンの制御や自動運転にもつながる。

掘進機にはジャイロコンパス・ピッチングローリング計・水レベル計の計器が装備されているものの、口径の小さい坑内では、最終的には人間が行う測量によって掘進機の位置を確認しているのが現状である。しかしながら、人間が坑内で行う測量では、測量頻度を増やすことは難しい。また、デュアルシールド工法で対応している仕上がり内径1000mm～2200mmの比較的口径の小さい坑内では、自動追尾のトータルステーションを常設することが困難である。

そこで、掘進機の軌跡を捉える手段として、坑内のセグメントに座標が既知のターゲットを複数個設置して、このターゲットを掘進機に固定した坑口側に向けたカメラによって撮影することで掘進機の位置を計測する測量システムの開発に着手している。

カメラの撮影と画像の取得・保存は、地上からの遠隔操作で行えるため、坑内には複雑な機器や設備を設置すること無く、狭い坑内での掘削作業にも支障を来さない。また、静止画として撮影するだけなのでリアルタイムに撮影・計測することで、掘進機の軌跡を捉えることがで

きる。今後の施工現場でさらなる検証を行い、現場の負担を軽減できる方策の開発を進めていく予定である。



写真3 掘進機到達状況



写真4 坑内ライニング施工状況



写真5 シールド区間 管渠仕上がり