

(37) シールドトンネル施工時計測データの統計的分析および可視化の取り組み

山口 麗華¹・上田 純広¹・紀伊 吉隆²・佐々木 智大³

¹ 正会員 鹿島建設株式会社 土木設計本部 (〒107-8502 東京都港区赤坂 6-5-30)

E-mail: yamaguchi-re@kajima.com

² 正会員 鹿島建設株式会社 土木管理本部 (〒160-0004 東京都港区赤坂 6-5-11)

³ 正会員 鹿島建設株式会社 関東支店 (〒330-0844 埼玉県さいたま市大宮区下町 2-1-1)

各種計測技術の発展と、大規模で難易度の高い工事の増加に伴い、建設現場で得られるデータが増加・複雑化している。建設時の PDCA サイクルを円滑に進めるためには、施工～計測のフェーズで得られたデータを理解し、設計および解析データと比較検討した上で、合理的かつ迅速な意思決定に活用する必要がある。しかし、これら膨大で多種多様なデータの分析および可視化技術は確立されておらず、結果的に AI の教師データ不足になるなど利活用が不十分となっている。

今回、意思決定への効率的なデータ利活用を進めるため、統計的手法を用いて計測データの分析および可視化に取り組んだ。本稿では、シールドトンネル施工時のシールド機および周辺設備の計測データを分析し、施工性の判断や合理化に向けた可視化を試行した結果について報告する。

Key Words: statistical analysis, data analysis, data utilization, visualization

1. はじめに

土木分野において、各種計測技術の著しい発展と、これまでに経験した事のないような大規模で難易度の高い工事の増加が相まって、建設現場で得られるあらゆるデータが増加・複雑化している。建設時の PDCA サイクルを円滑に進めるためには、施工～計測のフェーズで得られたデータを理解し、設計および解析データと比較検討した上で、合理的かつ迅速な意思決定に活用する必要がある。膨大で多種多様な計測データの中から、必要なデータを適宜取捨選択し、分析および可視化する作業は、データ量の増加に伴い作業者の負担も大きく増加している。土木技術者が現場の計測データが示す意味を十分に理解することは、現場で実際に生じている現象を理解し、意思決定などにデータを利活用する上で非常に重要であり、後に AI などの高度な手法を取り入れたデータ分析を進めていく際、学習データやモデル作成などの効率化にも繋がる。しかし、現状その手法は確立されておらず、結果的にデータ利活用が不十分となっている。

そのため、施工時計測データの合理的かつ効率的な意思決定へのデータ利活用を進めるため、統計的手法を用いて、データの分析および可視化に取り組んだ。本稿では、シールドトンネル施工時における、社内シールド掘

進管理システム(Kajima Shield Control System:KSCS[®])によるシールド機および周辺設備の計測データを分析し、施工性の判断や合理化、自動化施工にむけた見える化の試行について報告する。

2. 計測データおよびシステム

(1) Kajima Shield Control System:KSCS

KSCS はシールドトンネル施工時に、シールド機および周辺設備からのデータを自動収集および一元管理することで、管理値に基づいた掘進制御を行うことのできるシールド掘進管理システムである(図-1)。施工中の計測データのリアルタイム表示に加え、着工から竣工までの計測データを保存・蓄積することができる。

各々の現場の特殊性や工法に合わせた掘進管理が可能であるため汎用性が高く、既に多数のシールドトンネル現場での導入実績がある。現場毎に着工から竣工までの数年にわたり 5 分毎、約 2000 項目のデータが計測されるため、膨大な計測データが蓄積されている。合理化施工にむけて計測データを最大限利活用することが期待されるが、その反面データの膨大さおよび多様性から、現状ではその殆どが現場担当者の手元のハードディスクや



図-1 KSCS 切羽安定管理画面および掘進管理の様子

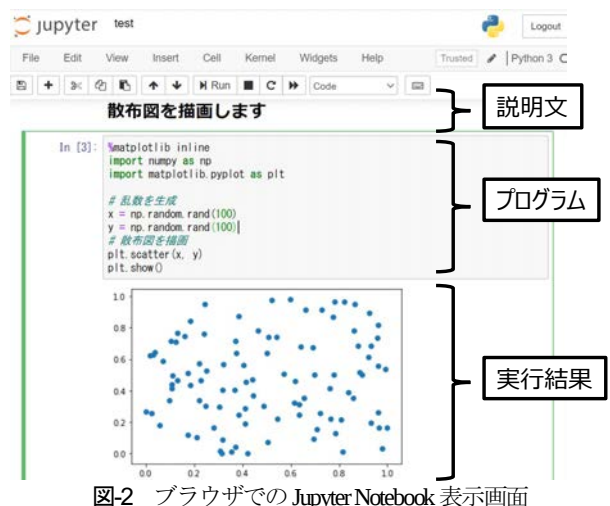


図-2 ブラウザでの Jupyter Notebook 表示画面

表-1 今回使用した統計分析手法と関連用語

主成分分析	多数の項目を持つデータから、分かりやすく見通しの良い次元に要約するデータ分析手法
主成分得点	主成分にデータを代入して求める複数変数の合成値で、データの傾向を捉えることができる
クラスタリング	機械学習の教師なし学習における手法で、多くのデータから類似性を見て自動的にグループに分類する
混合ガウス分布	予めクラス数が分からないデータに対して複数の正規分布を仮定し、各データがどの正規分布に属するのかわかるまでグループ分けするクラスタリング手法
相関分析	2つの項目のデータの関連性の強さを表す指標(相関係数)を計算し、数値化する分析手法

DVD に保存・保管されている。施工時には、各計測項目の値を確認することで、チャンバー内土砂の性状や施工性の良し悪しを判断しているが、これは担当者の能力や経験に依存する。また、その判断の振り返りや他への共有手段に課題があった。KSCS での計測項目は現場毎で大きくは変わらないため、過去の施工時計測データを分析することで、チャンバー内土砂性状および施工性の良し悪しが見える化し、加泥・排泥の最適化に繋げることが期待できる。

(2) 統計分析

統計分析は、統計学の理論をベースにデータを様々な視点から検証し、データに含まれるパターンや傾向を明らかにする手法であり、データに正解ラベルが与えられるか否かで「教師あり」および「教師なし」の学習手法に大きく分類される。「教師あり」では、現在取得しているデータから未来を予測し、「教師なし」の場合はデータの特徴を理解することに重点が置かれている。今回の取り組みでは、全てのデータに正解ラベルが与えられているわけではなく、また膨大で多種多様な計測データを理解および見える化することが求められるため、「教師なし」の学習手法を用いて統計分析を行う。

表-1に今回使用した統計分析手法と関連用語について説明する。まず、主成分分析によりデータの次元を削減することでデータ全体像を理解し、現場担当者により一

部データに正解ラベルを与えた上で混合ガウス分布によりクラスタリングし、施工性の良し悪しを振り返る指標として可視化する。また、セグメントリング毎に計測項目別に相関分析することで、データの特徴および傾向を可視化する。

(3) 開発環境

統計分析には、プログラム言語 Python とそれに伴うライブラリパッケージを、開発環境にはオープンソースソフトウェアの Web アプリケーションである Jupyter Notebook²⁾を使用した(図-2)。Jupyter Notebook はプログラムの入出力を Web ブラウザから http プロトコル経由で行う仕組みであり、プログラムや説明文、実行結果をまとめて1つのファイルで管理およびブラウザ上で共有することができる。

3. データ分析

竣工したシールドトンネル施工時の KSCS 計測データ約 2000 項目のうち、チャンバー内土砂性状に関連する 265 項目に対して、代表的な 4 つのリング毎に、(1)主成分分析によるデータの要約、(2)混合ガウス分布によるクラスタリング、(3)リング毎の計測項目別相関分析を実施した。4 つのリングのうち 2 つに対しては、施工性

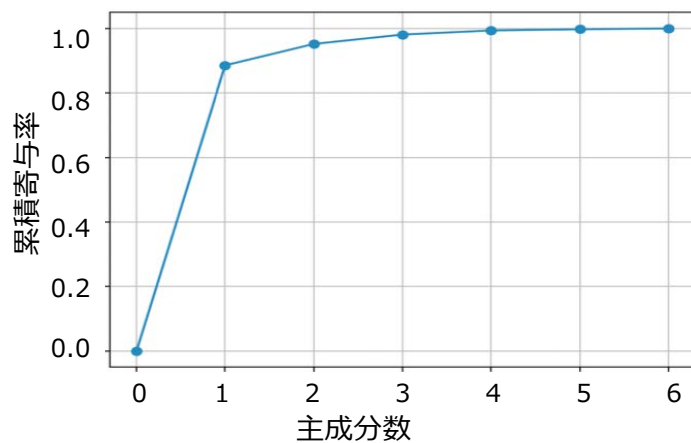


図-3 累積寄与率

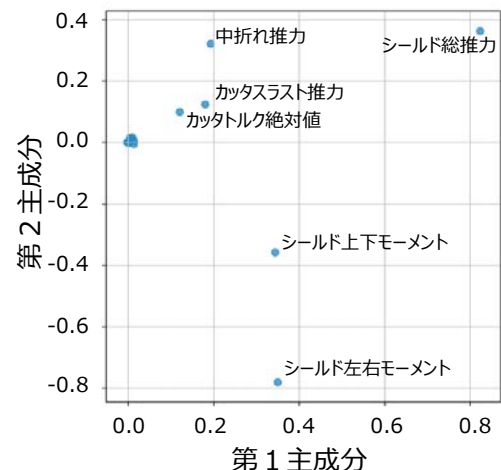


図-4 主成分負荷量

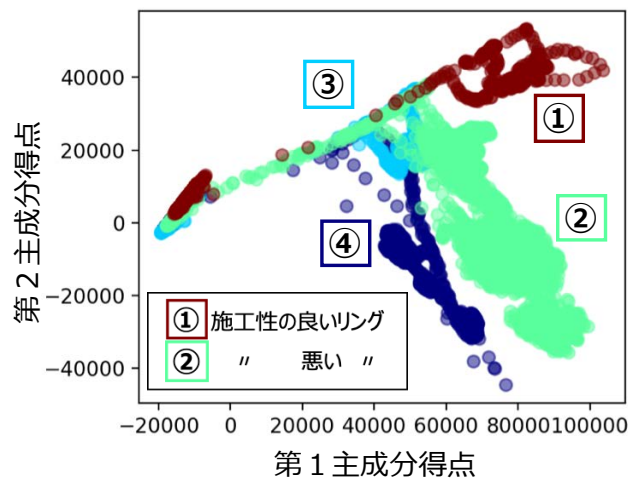


図-5 主成分得点によるリング分類

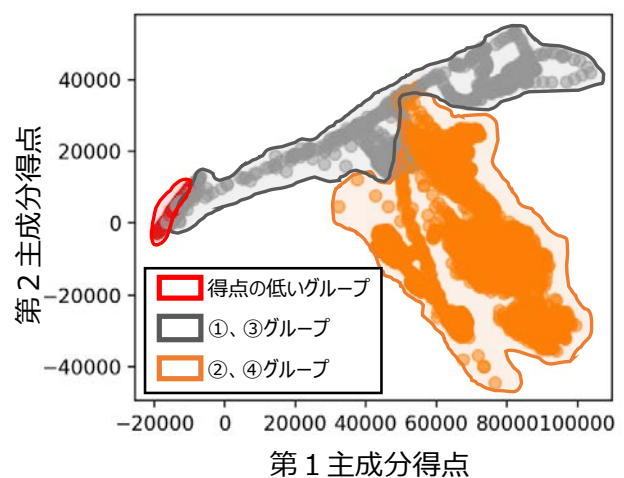


図-6 混合ガウス分布によるクラスタリング

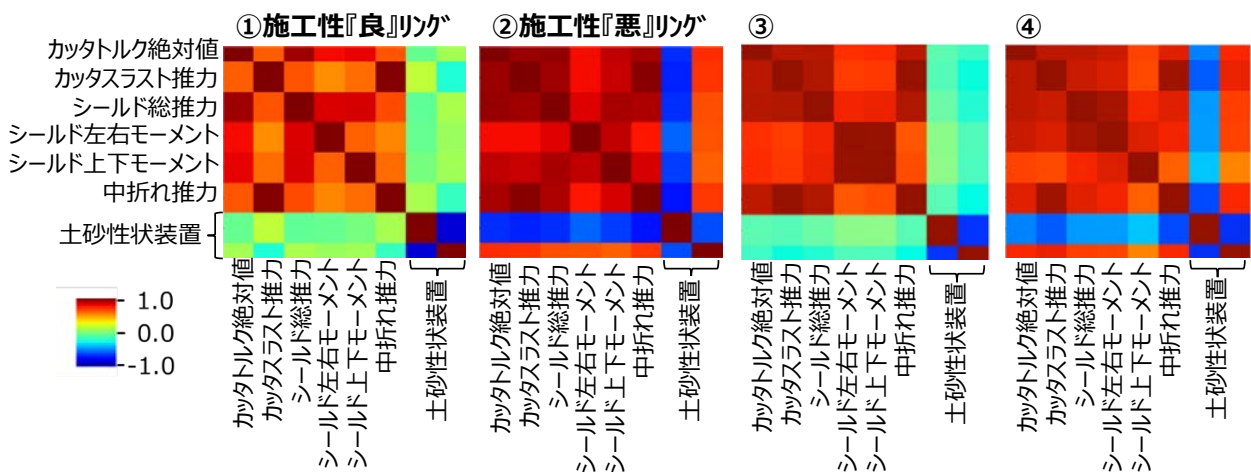


図-7 代表的な4つのリングの計測項目別相関分析

の良し悪しの正解ラベルを、現場担当者の施工中の評価により与えた。

(1) 主成分分析によるデータの要約

代表的な4つのリングに対して主成分分析を行うと、図-3のように、第1・2主成分まででデータの情報量の約95%を説明できることが分かった。図-4より第1・2主成分は、推力・モーメント・カットに関する計測項目

に影響を受けており、第1主成分は推力、第2主成分はモーメントに特に強く影響を受けていることが確認できた。また図-5のように、第1・2主成分得点の分布により概ねリング毎の分類が可能であることから、265項目のうち推力・モーメント・カットに関する6項目に着目することで、リング毎の傾向を捉えられることが分かった。原点近くにプロットされている複数のリングの主成分得点については、いずれもリング毎の施工開始直後に

計測されたデータであった。また、主成分分析は「教師なし」の学習手法による分析手法であるため、直接分析には使用していないが、図-5中の①～④のリングのうち、現場担当者の経験則に基づき、①を施工性の良いリング、②を施工性の悪いリングとして正解ラベルを与え、③・④についてはラベル付けを行わなかった。

(2) 混合ガウス分布によるクラスタリング

図-5 に示すリング毎の主成分得点について、混合ガウス分布によるクラスタリングを実施した（図-6）。主成分分析得点が低く、原点付近にプロットされた施工開始直後に計測されたデータについては、リングを問わず1つのグループとされたため、別途検討する必要がある。

「施工性の良い①」と③、「施工性の悪い②」と④のリングがそれぞれグループ化された。これは、現場担当者により与えられた施工性の良し悪しの正解ラベルをベースとして、他のリングについても施工性の良し悪しをグループ分けできる可能性がある事を示している。

(3) リング毎の計測項目別相関分析

主成分分析を実施した①～④のリングに対して、計測項目別の相関分析を実施した。図-7はリング毎に、計測項目別の相関係数をヒートマップで示している。まず、主成分分析に支配的であった推力・モーメント・カットに関する計測項目について、それぞれの間の相関係数は施工性の良し悪しに関わらず高い正の相関を示し、リング毎に大きな差は見られなかった。そのため、推力・モーメント・カットに関する計測項目と、KSCS 計測項目のうち主成分分析には大きく寄与しない項目との相関係数を確認すると、チャンバー内土砂の均一性を示す計測項目であり、2箇所設置されている土砂性状装置との相関関係に、リング毎に大きな違いが見られた。「施工性の良い①」と③については低い相関が、一方で「施工性の悪い②」と④については正負いずれかの高い相関が見られた。リング毎に計測項目の相関関係に着目することで、注目すべきセンサーの挙動を把握することができた。

4. まとめ

今回、施工時計測データの合理的かつ効率的な意思決

定へのデータ利活用を進めるための取り組みとして、シールドトンネル施工時における、シールド機および周辺設備の計測データを統計分析することで、膨大で多種多様なデータが示す意味を理解し、現状経験則に基づき判断している施工性の良し悪しの評価の合理化や、自動化施工にむけた可視化を試行した。

シールド機および周辺設備の計測値は同時刻に記録されるが、掘削や排泥など対象とする動作にタイムラグがあるものは分けて評価する必要がある。膨大で多種多様な KSCS の計測データに対して主成分分析を行うことで、265 項目のうち、推力・モーメント・カットに関する 6 項目のデータに着目すれば、概ねリング毎のデータの全体像を理解することが可能であった。全てのリングに対して正解ラベルが与えられていない場合でも、主成分分析得点にクラスタリングを行うことで、一部のリングに与えられた正解ラベルをベースとした、リング毎のグループ分けが出来ると考えられる。従来のように、担当者の能力や経験に依存することなく、リング毎の施工性の良し悪しを振り返る指標としての活用が期待される。また、チャンバー内土砂の均一性を示す土砂性状装置と、主成分分析に支配的であった推力・モーメント・カットの値との相関に着目することで、施工性による計測データの特徴および傾向を把握することができた。直接は理解が難しい膨大で多種多様なデータに対して、幾つかの統計的手法で分析することで、誰でも理解できる形に集約し、可視化することが可能であった。

今回の取り組みでは、特定の現場の限られたデータでの試行に留まったが、加泥・排泥の最適化などの合理化施工や自動化施工、更なるデータの利活用に繋げていくためには、分析対象データを増やし、かつより定量的な分析および可視化手法の検討が求められる。今後は、着工から竣工までの全てのデータを分析および可視化し、リング毎の排泥の単位体積重量の情報を新たに加えることで、シールド機が掘削する土質毎の施工性を定量化する手法の評価を進めていく予定である。

参考文献

- 1) シールド掘進管理システム Kajima Shield Control System, <https://www.kajima.co.jp/tech/c_shield_tunnel/management/index.html>, (2020.06.12).
- 2) Jupyter Notebook, <<https://jupyter.org>>, (2020.06.12).