

## 論文の要旨

題目 油圧ショベルの故障予測に関する研究  
( A Study on Failure Prediction of Hydraulic Excavators )

氏名 小熊 尚太

建設業における社会的背景として、就業者人口の低下や就業者の高齢化が挙げられる。就業者人口は1997年をピークに2020年までに約28%減少している。また、建設就業者における55歳以上の割合は約34%を占め、29歳以下が約11%となっており、建設業における人材確保が課題となっている。一方で、老朽化した設備の更新やインフラ補修の需要は今後も見込まれており、インフラ整備はこの先も必要不可欠であり需要が減ることは考え難い。これらの課題を解決するため、国土交通省では「i-Construction」を推進し、「ICTの全面的な活用」等の施策を建設現場に導入することによって建設生産システム全体の生産性向上を図ろうとしており、2025年度までに建設現場の生産性を2割向上することを目指している。

このような建設現場の生産性を向上させる施策が行われる際にも、油圧ショベルを代表とする建設機械は建設現場において欠かせない機械である。計画通りに施工を進めていくためには定期的なメンテナンスが行われなければならない。突発的な故障が発生することは避けられるべきである。このような現状から、近年では機械のセンサから得られたデータに基づいてメンテナンス時期を決定する状態基準型の保全方式が見られている。また、データ活用への関心も高まっており、機械学習や深層学習などといった人工知能から平均や分散などの統計情報を使うことにより、産業領域での課題を解決することが求められている。このような課題を解決するために、建設業では油圧ショベルから取得されるセンサデータを解析し、その結果から機械の状態を把握し、保全活動に役立てている。このデータ活用により故障を予測し、事前にメンテナンスを行うことで故障をなくし計画通りの施工を行う必要がある。

油圧ショベルの故障に対して、機械稼働ロスを最小化し建設現場の生産性を向上するためには以下の項目が重要となり、それらにもとづく故障予測手法が必要である。

故障データが少ない場合にも有効な方法として、

- (i) 正常データから故障予測が可能なモデルによる故障を予測する方法
- (ii) 機械特性をモデル化し、その変化から故障を予測する方法

また、故障データが十分に蓄積されている場合にも有効な方法として

- (iii) 教師あり学習を用いたモデルから故障を予測する方法

本論文では、油圧ショベルのアフターサービス業務における保全活動を対象として、機械から得られる稼働データにもとづいた故障の予測方法を提案する。本論文における構成を以下に示す。

第 1 章では、建設業における社会的課題について説明し、油圧ショベルのメンテナンス・保全活動に関する課題を述べる。また、本論文のテーマでもあるデータにもとづいた故障予測の重要性について述べ、本研究の位置づけを提示する。

第 2 章では、時系列データを用いた油圧ショベルの故障予測について述べる。一般的な故障予測の方法では、事前に教師となる故障データが必要となる場合が多いが、建設機械をはじめとする製造業においては、事前に取得できる故障データが少なく教師あり学習を用いた故障予測が不向きなケースが多い。そこで教師なし学習のひとつであるオートエンコーダを用いて、事前に正常な状態の作業データを学習することにより故障を予測する方法を油圧ショベルの掘削作業における事例を適用する。また、掘削作業データをオートエンコーダに学習させて故障を予測する方法は油圧ショベルの操縦者の操作影響により誤判定になるという課題がある。それに対して、学習データの特徴のみを復元できる畳み込みオートエンコーダ (CAE) を用いて操縦者の操作技量差異を分析する。その結果、油圧ショベルの掘削作業中の時系列データを用いることによって、正常な状態のデータから LSTM オートエンコーダにより学習することで異常を含んだ状態のデータでは再構成誤差がしきい値を超え、故障を捉えられることを示した。つぎに、CAE を用いた掘削作業における技量差異分析法では、熟練操縦者の作業データを再構成すると主成分分析を用いた時と比較して、CAE は作業データの情報を損なうことなく特徴分布を獲得することができた。また一般操縦者の作業データを CAE で再構成させると、熟練操縦者との操作の特徴が異なる場合に復元できていないことを確認した。

第 3 章では、掘削作業の動作分類と特定動作における故障予測について述べる。機械特性の変化に着目してポンプの予測流量から故障を予測する場合、油圧ショベル特有のシステムのために動作によっては予測モデルが複雑となり誤判定の可能性がある。そこで掘削作業の動作分類を用いて、特定動作に着目した故障予測モデルとする方法を用いる。油圧ショベルの一般的な動作である掘削作業は「掘削」「持上旋回」「排土」「復帰」「待機」に分類される。これらの動作を長期的な時間依存性を学習できる LSTM を用いて分類モデルを作成し、操作スキルの異なる「熟練操縦者」「一般操縦者」「非熟練操縦者」の作業データを分類する。さらに予測された分類クラスの特徴と各動作の予測確率を比較する。また特定の動作に絞り、アクチュエータの流量からポンプ流量を重回帰式により求め、ポンプの故障を予測する。その結果、まず LSTM により掘削作業動作の分類モデルを作成し、5 つの動作を分類した。操作スキルが異なる「熟練操縦者」「一般操縦者」「非熟練操縦者」の動作分類結果を比較すると、熟練操縦者と一般操縦者は周期的な動作を示していた。それに対して非熟練操縦者は、他の操縦者と比較すると分類精度は低く、不安定な操作を行っており低い操縦スキルであることを示した。つぎに、掘削作業動作から特定状態の動作として「持上旋回」や「排土」の作業データを抽出してポンプ流量の予測モデルを作成し、ポンプの故障を予測できることを示した。

第 4 章では、油圧ショベルの残存耐用時間による故障予測について述べる。油圧ショベルの下部走行体を対象にした故障予測について、その機械の構造上、下部走行体には損傷具合を測れるセンサが搭載されていない。そこで油圧ショベルの上部旋回体に設置されている既存のセンサから取得され、データベースに蓄積されている情報から機械学習による予測モデルを作成し、下部走行体の故障を予測、ならびに故障までの残存耐用時間を予測する。その

際、油圧ショベルは過酷な環境条件で稼働することが多く、機械ごとに掛かる負荷が異なるため、稼働状況が近い機械ごとにクラスタリングしてデータを十分に確保できているグループに対して残存耐用時間を予測する。その結果、故障する前に予測することが可能な機械学習モデルを作成し、今回用いた故障予測モデルの中では **Deep Neural Network (DNN)** によるモデルが他のモデルを用いたときよりも精度がよく、再現率が最も高く、誤検出率も最も低い結果となった。つぎに、油圧ショベルの下部走行体の残存耐用時間の予測において、**k-Means** クラスタリングによって事前に稼働状況ごとにグループを分けた。さらに、十分にデータを確保できているグループに対して残存耐用時間を予測するモデルを作成すると、より少ない誤差で予測できることを示した。

第 5 章では、データ活用の観点から油圧ショベルの故障予測や操作技量の差異分析、作業動作の分類などに応用することで掘削作業における操作特性の評価はもちろんのこと、機械稼働時における故障を事前に捉えられることを示し、本論文の総括とした。なお、本論文では油圧ショベルの操作対象が限定的であったことから、今後の研究としては本手法を他の操作にも拡張するとともに、このようなデータ活用の観点を油圧ショベルの研究・開発および事業活動などに取り込んでいくことを今後の展望として挙げている。