

建設機械整備，保全における AI， ビッグデータ活用の取り組み

高齢化，人材不足問題を IT，OT の融合により解決を図る

鈴木 純・角谷 有司・猪瀬 聡志

2016年に油圧ショベルの主要コンポーネントの故障リスク計算を，稼働情報をもとに AI で計算し失敗した。2017年に技術者の診断プロセスの一部を AI に置き換える手法に変更し実機で検証。ターゲットインク，問診，簡易診断を組み合わせた。2018年に実用化に向けて計算アルゴリズムや AI による予測計算の管理方法を改良しサービス化に成功した。

キーワード：建設機械，油圧ショベル，サービス，保守・補修技術，AI，ビッグデータ，IoT

1. はじめに

近年，企業の環境に対する責任ある行動への要求が高まり，排出ガス規制の強化に対応するため，エンジンや排気ガス後処理装置，機器のハイテク化，油圧システムの制御技術の高度化，ハイブリット化による電子制御技術の高度化が進んでいる。燃費や効率化，情報化が進んだ良い「モノ」が提供されていく一方で，それらの機械が環境性能も含め，正しい性能を発揮し稼働を続けるためには修理技術の高度化，保守・管理の高度化に対する「コト」への対応も重要になってきている。一方で図-1に示すように，建設業労働者の年齢分布は50歳以上に偏りがあり労働者の高年齢化が進んでおり，人海戦術によるサービスの向上は分岐点に来ていると言える。また若年層に対し暗黙知と

なりやすいサービス技術の伝承や，電子制御技術など新しい技術に対する診断，保守の教育は時間やコストを要するため，診断ツールなどを活かし，いかに効率化できるかが課題である。そこで本テーマではサービス技術者による長年の経験に基づく予兆の判断を人工知能（AI）に置き換え，診断ツールを用いて診断する手法を検討した。

2. AI の位置づけ

(1) AI の活用方法に関して

2016年のプロジェクトスタート当初，人工知能（AI）に対する期待は高く「人間では気が付かない意外な相関関係を見つける」ことを目指していた。つまり建設機械から得られる様々な稼働情報，修理履歴などから

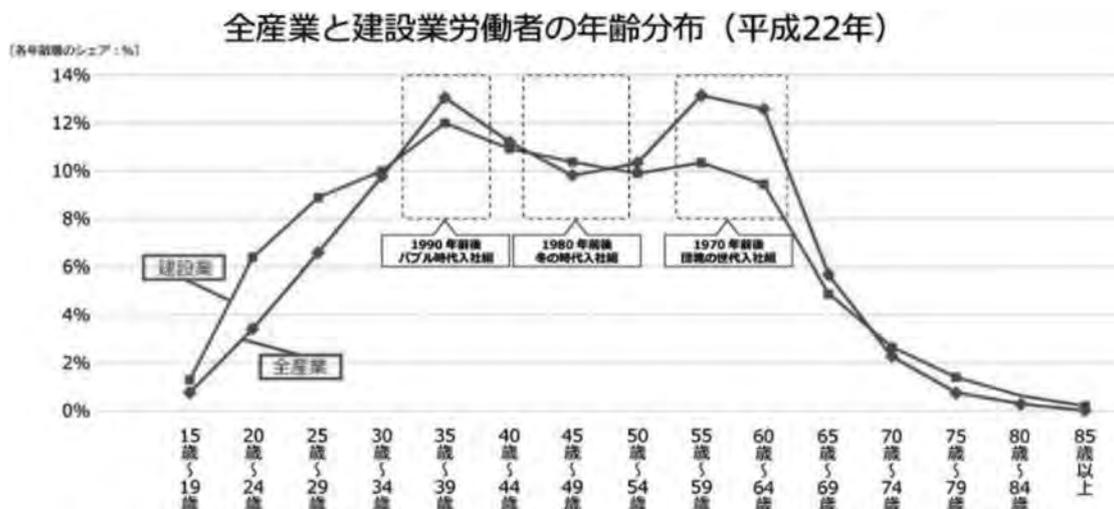
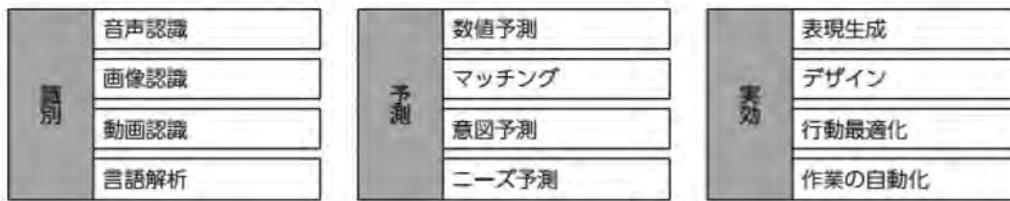


図-1 建設業労働者の年齢分布
引用：総務省統計局「平成22年国勢調査」

人工知能 (AI) の実用化における機能領域



図一 2 AI の実用化における機能領域
引用：総務省「平成 28 年版 情報通信白書」

意外な因果関係を AI が自ら判断し見つけられるのではないかと期待していた。しかしながら稼働情報を機械学習、ニューラルネットワークを使い解析しても、常識的な結果もしくは、的外れな結果が得られるだけで実用化に耐えられるものではなかった。一定の成果やデータ処理のノウハウを得たものの、事業として実用化するという意味では失敗に終わったと言える。そこで視点を変え、人間（サービス技術者）が稼働データの何を見て診断を行っているのかを AI に教えるという逆のアプローチを取ることとした。総務省による AI の実用化における機能領域において、AI の活用分野は識別、予測、実行の 3 領域である（図一 2）。

サービス技術者は、機械的、物理的な変化が稼働データに与える影響は何かという視点で考えており稼働負荷の大きさ、稼働時間、経過年月、アラームの発生の仕方や、温度や圧力の異常傾向などを過去の経験に基づき対処すべきか、様子を見るべきかを判断している。サービスの現場で機械の診断をするサービス技術者が何を見て、どのように予測を行っているのか。同様にプロダクトサポート技術者、設計、品質保証の技術者は何に注目しているのか。ヒアリングを行い、人間が行っている知的活動を識別、予測、実効の各分野に分けてどのように組み合わせるかの検討を進めた。

(2) AI がサービス分野に適する理由

活用の検討を進めた結果 AI の業務上で活用において 4 点が重要なファクターであることが分かった。

- ① 専門家がデータを見れば判断できる。設計、研究、サービスのノウハウが有る。
 - ・技術の専門家がデータの何を見て、どう判断をしているのか。教師が存在することが AI 活用の絶対条件。
- ② ルールベースでのプログラミングが困難。
 - ・機種が多い、部品数が多い、条件にバラつきが多いなど、あいまいな条件から閾値を調整するマッチングは AI の得意分野。
- ③ データが単純で、大量。人手の対応が難しい。

- ・大量のデータ処理、24 時間監視などは人手による対応は難しいが AI であれば容易。
- ④ 結果のフィードバックが得られる。
- ・AI のロジックは、常に検証を行う必要がある。予想結果に対し、実際に機械の検査を行いその結果を再学習させることが精度向上のポイント。

(3) AI の限界を把握したうえでの実用化検討

摩耗が原因で発生する修理作業に関しては、ある負荷の大きさや時間的なファクターの因果関係が認められるため計算による適切な対応時期の予想はある程度可能である。しかし油圧機器などの主要コンポーネントに関しては適切な補修、交換時期を予知するのは非常に困難である。したがって稼働時間を根拠としたメンテナンス（TBM）や、故障が発生した都度に対応する（BDM）が中心となっている。BDM は TBM と比較し故障したときには機器内部の破損が大きくなりがちで、復旧までの時間とコストのインパクトが大きい。特に油圧ポンプが故障し内部機器が破損した場合、金属コンタミが油圧システム全体に流入する為、ポンプ以外のコンポーネントにダメージを与えてしまう。また TBM に於いても機械の稼働状況や、メンテナンスの不備などが原因で機器の損傷が進むこともあり、整備状況の確認や、定期的なオイルサンプリングによる状態の確認は欠かせない。

ポンプの例では明らかな異常が起きている場合は既に破損が大きくなっている。初期的な異常の発見は難しくオペレータが微妙な力のなさや、いつもとは異なる音、振動などを感じ点検を依頼するケースが多い。そこで故障を 100% の確率で予知する事にはこだわらず、稼働データで異常な傾向を捉え、オペレータに異常の有無の確認や、点検を推奨する機械を効率よくリストアップする分析作業に AI を活用することにした。

作業の流れは、下記である。

- ① AI によりリスクの高い機械をリストアップする
- ② 体感できる異常の有無のヒアリング、確認
- ③ 新規開発のサービスツールを用いたポンプの性能

試験（非破壊検査）を行う

- ④経過観察，状況に応じ故障前に計画的な修繕を行う

今回ご紹介する技術は①および③にかかわる部分である。

(4) AI による予測と，学習のフロー

図—3 に示す例のように，今回の検討している AI は正常と異常が入り混じる情報を学習することであいまいな閾値を自動的に更新できるという点が従来のルールベースでのプログラミングとの差異である。まずはこの情報を用いてリスクの高い対象を抽出し，短時間でできる非破壊検査を行うことで予防保全につなげることを目標とした。健康診断を実施することで正常であることが確認できれば，建機ユーザとしても安心感を得られる。性能低下が認められた場合はもう一段上の対応として分解調査や修理の実施を行う。またこれらの点検の結果を正しく AI にフィードバックさせるために，点検で得られた結果を再度学習データに用いて再学習させることで予測精度を高めることが可能である。

3. 結果

主要コンポーネントの中でも予測が非常に難しいメインポンプに関して，2017 年に国内で稼働中の特定の機種，8,261 台を対象に 138 台の異常傾向の高い群

を AI で抽出した。その内，最も確率の高い 24 台を選定しヒアリングを実施し，内 10 台に関して新規開発のサービスツールを用いて非破壊検査を行った。非破壊検査の結果，6 台で軽微な性能低下を含む異常傾向がみられ，内 3 台修理が必要な状態であった（写真—1，図—4～6）。内 2 台のポンプを回収，分解し損傷している事を確認できた。最も損傷が大きかった機械は，通常のメンテナンスは確実に行われていたものの，長期貸し出し中に客先で長時間のブレーカ作業が行われていた。長時間のブレーカ作業は通常機よりも外部からのコンタミが混入しやすいため，通常より早い時期でのオイル交換，フィルタ交換が必要であったが客先での使用状況に応じた整備対応ができていなかった。異常状態を把握するのも大切だが，このような損失を防ぐためには，使い方に応じて必要なメンテ

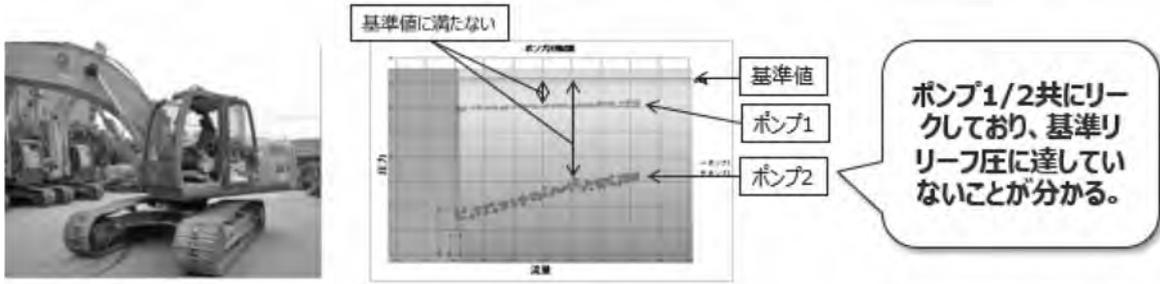


写真—1 損傷を受けた油圧ポンプの内部部品



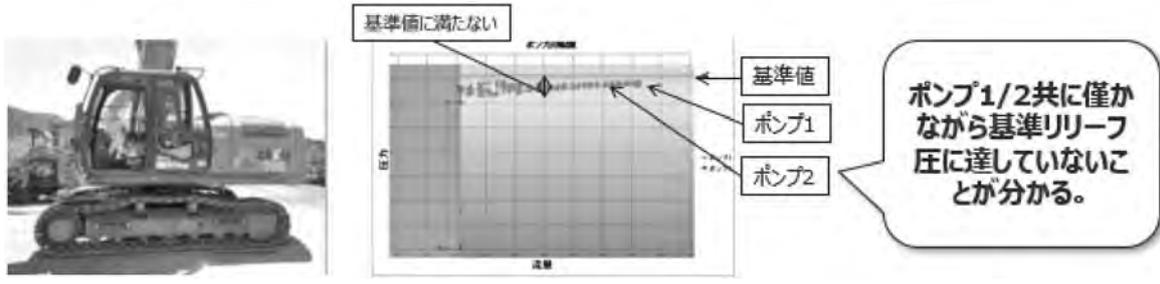
図—3 AI 機能の仕組み

【愛知県 三河営業所】



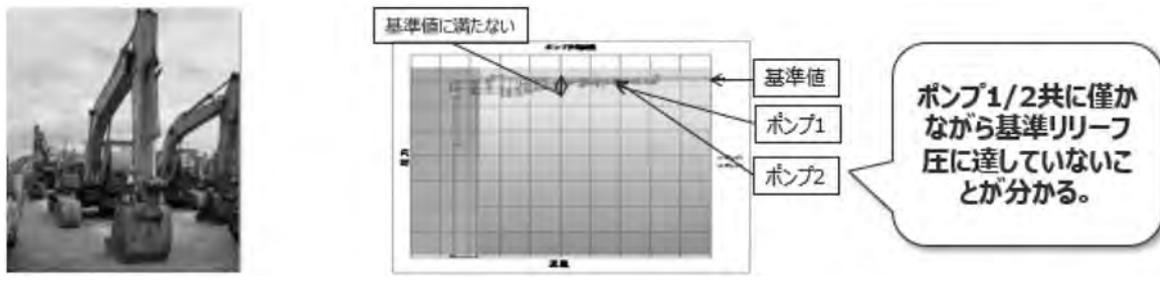
図一4 新開発ツールの試験の結果、ポンプの明らかな性能低下が認められた機械（要修理交換）

【高知県 中村営業所】



図一5 新開発ツールの試験の結果、ポンプの性能低下傾向が認められた機械（経過観察）

【沖縄県 沖縄中央営業所】



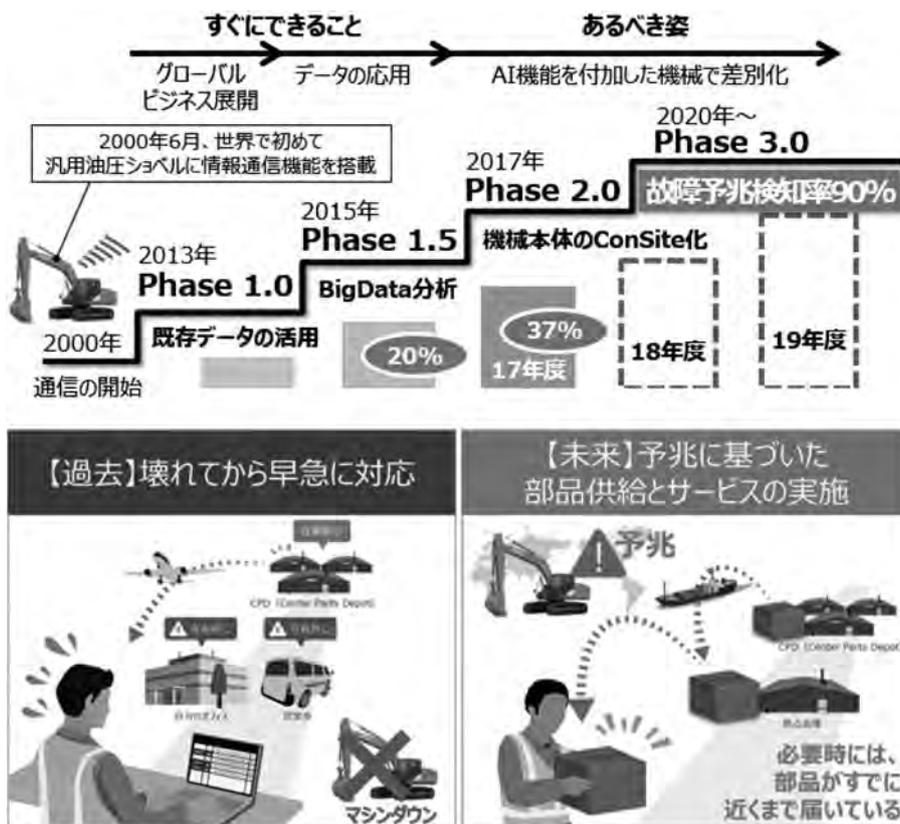
図一6 新開発ツールの試験の結果、ポンプの性能低下傾向が認められた機械（経過観察）

ナンスを確実に実施するために、AIにサービスのロジックやルールも学習させていく事が重要であり課題である。また運用面においても、お客様が必要な整備点検をうっかり忘れることで機器の損傷が起きないように、AIを用いて注意喚起を行い「人間ドック」のように「健康診断」を継続する事の重要性を認識していただく必要がある。

4. 実用化を進めるにあたっての苦勞

AIを活用した予測を実施するのは重回帰分析の応用の範囲と言える。したがって技術的にはやや高度なデータ分析技術を有していればどのような研究機関においても実証実験は可能である。しかしデータ項目が増えれば増えるほど加速度的に計算量は増える。データ項目を百種類以上使用すると1コンポーネント当

り、数日間かけ10億回程度の計算を繰り返し、モデルを作成する必要がある。実用化を進めるためには、1機種当たり数十の主要コンポーネントの予測が必要であり、追加して数十の主要機種の計算を行うとその分だけ計算処理が必要となる「機種数×コンポーネント数」。そのため計算のアルゴリズムの工夫や処理の効率化を行い一連の計算をマネジメントする必要があり投資とシステムの構築が必要であった。またそれぞれのモデルの機構や構成する部品が異なるため、稼働状態からそれぞれの技術知見に基づいた仮説を立て検証する作業をモデル、構成部品ごとに行う必要があるためサービス技術者を交え検討を重ねる必要があった。17年度から実証的に行っていたAIによるアラームフィルタリングは2018年12月に新規に開発したAI処理基盤に搭載を完了し、状況に応じ通知レベルを変更する既存サービスの移行も終えて、サービスを



図一 故障予兆検知率とその将来

開始した。その後も構築した AI 基板上に 18 年度中に新たに 17 件の故障検知ロジックを実装することができた。また非破壊検査を実施するためのツールの開発には、ポンプ及び本体制御システムを活用したロジックの確立と、アプリケーション構築のため、社内の油圧システムとその特性を熟知した研究開発部門の支援が必要であった。

5. おわりに

AI の活用に関しては、精度の限界を見極めながら上手に活用することがポイントである。稼働データと技術的知見に基づいた仮説からターゲティングを行い、健康診断を行い、その結果を確りとフィードバックする仕組みを構築すれば、サービスの分野において実用レベルの活用が十分に可能であることが分かった。今後の課題として、段階的に遠隔での故障検知技術を上げていく事と、故障検知、予兆検知の情報を最適な部品のロジスティクスコントロールと作業計画につなげていく事でお客様へのサービスレベルをグローバルで向上させていく事が重要である (図一)。

謝 辞

お客様へのサービスレベル向上を目指し、本研究、開発に関して技術及びナレッジの提供の協力を頂いた、日立建機日本(株)、(株)日立製作所、(株)日立ソリューションズ及び設計部門、研究開発部門、システム開発部門に改めて御礼を申し上げます。

JCMA

【筆者紹介】



鈴木 純 (すずき じゅん)
日立建機日本(株)
サービス本部
サービス企画部長



角谷 有司 (かくたに ゆうじ)
(株)日立製作所
デジタルテクノロジーイノベーションセンター
データサイエンス研究部 主任研究員



猪瀬 聡志 (いのせ さとし)
日立建機(株)
ライフサイクルサポート本部
カスタマーサポート事業部
ConSite 開発部長