

油圧機器向け状態監視システムのデータ分析・判定アルゴリズムに関する研究

首 藤 悠

1 はじめに

近年、油圧機器市場において劣化・故障予知による保守・保全効率化の要求が高まっている。世の中の油圧機器トラブルの半分以上は作動油の汚染劣化が原因となっている（図1）。本来、機器故障が起きる前に正常な油に交換したいが、一般に油の汚染劣化状態の管理に課題が多いと言われている。このような背景から、「作動油のセンシングによる油圧機器保全課題の解決」を優先課題にカヤバの油状態診断の取組みが開始された。

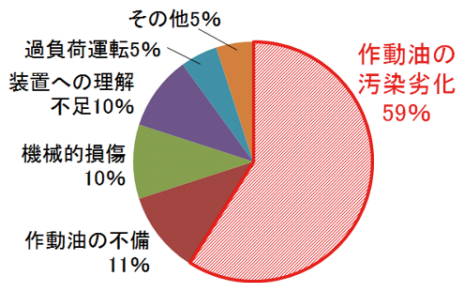


図1¹⁾ 油圧機器トラブルの原因

従来の油圧機器保全では事後保全やTBM（時間規準保全）が多く行われている。事後保全では故障後対応するため機器のダウンタイムによる損失が発生し、TBM（時間規準保全）ではタイミングにより利用可能にもかかわらず油を交換してしまうといった不要なコストが発生するといった課題がある。

そこでカヤバは、センシングによるリアルタイムモニタリングによるCBM（状態基準保全）の実現を目指し、油状態センサの自主開発、並びにIoT技術を用いた油状態診断システム（後述）の開発を推し進めてきた。そして更に最適化されたトータルメンテナンス実現のため、システムへのAIの開発・実装に取り組んでいる（図2）。

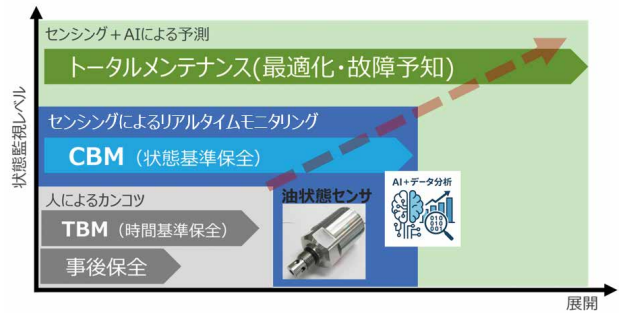


図2 カヤバの目指す油圧機器保全

本報では、カヤバが新たに立ち上げる油状態診断システムに実装予定である、AI技術を用いたデータ分析・判定アルゴリズムについて、本研究内容を紹介する。

2 油状態診断システム

油状態診断システム（図3）は、HC事業本部：ハイドロリックコンポーネンツ事業本部により開発され、2026年4月よりサービスリリースされるシステムである。現場に設置した油状態センサからのデータを収集端末で取りまとめ、クラウドに転送して解析・判定を行う構成である。今回紹介する判定アルゴリズムは図3中のトレンド診断サービスが実装対象となる。

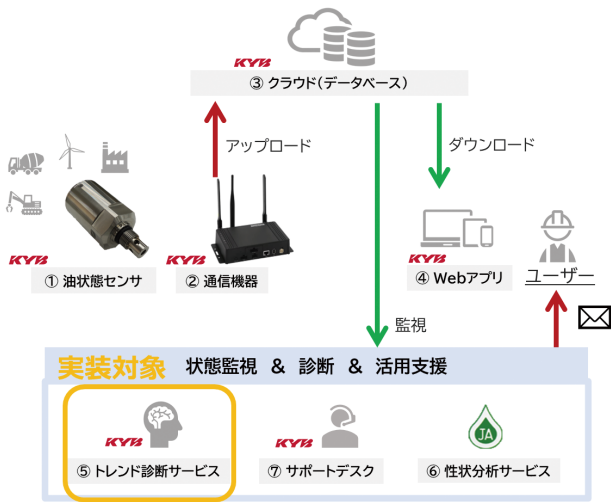


図3 油状態診断システム

3 目的

カヤバ独自の状態監視システムのビジネス化に向けたデータ分析・判定アルゴリズムの構築。

4 目標

異常判定精度・性状推定精度の目標値は表1のように設定した。目標値の設定根拠として、油の異常発生を捉える異常判定アルゴリズムには、AI分野において一般的に良い判定精度とされるF1値^{注1)} 0.7以上に加え、異常を見逃すと機器故障等によりダウンタイムを招き大きな損失を生むという観点から、異常を極力取りこぼさない指標として再現率^{注2)} 0.9以上を目標値として設定した。また、油の性状推定には、発生している異常の概要を把握し、メンテナンス箇所の特定や処置内容を提案するため、本来必要となる分析機関による性状分析に対し、相関係数0.8以上（一般的に強い相関とされる数値）を目標値として設定した。

表1 目標値

項目	目標値
異常判定精度	再現率：0.9以上 F1値：0.7以上
性状推定精度	真値と推定値の相関係数：0.8以上

注1) 分類モデルがどれだけ正確かつ見落としなく判定できているかを一つの数値で表す指標

注2) 実際に正であるもののうち、モデルが正と判定できた割合を示す指標

5 油の異常判定^{2),3)}

判定アルゴリズムの学習・評価には、過去のテーマおよびHC事業部により収集を進めている社内外のフィールドデータを活用した。表2にデータ収集先一覧を示す。

社内開発の油状態センサの計測データ項目を表3に示す。データと異常ラベル付けの例として図4にカヤバ相模工場の油の計測データグラフを示す。油の劣化や汚染、温度変化によりセンサ値（比誘電率・導電率）が変動する。外的要因でセンサ値が大きく変動している箇所を異常、それ以外を正常と定義した。

表2 データ収集先一覧

対象拠点	データ収集設備
①A社	廃プラスチック プレス設備 (タンクの送り・戻り 計2ヶ所)
②B社	建設機械 テスト車両 (タンクの戻り 計1ヶ所)
③カヤバ相模工場	組立ライン オフラインフィルタ (フィルタ前後 計2ヶ所)

表3 油状態センサの計測データ項目

項目	説明
油温	作動油や潤滑油の温度
比誘電率	物質が電界中でどれだけ電気エネルギーを蓄えられるかを表す指標
導電率	物質が電界中で電荷をどれだけ移動させやすいかを示す電氣的指標

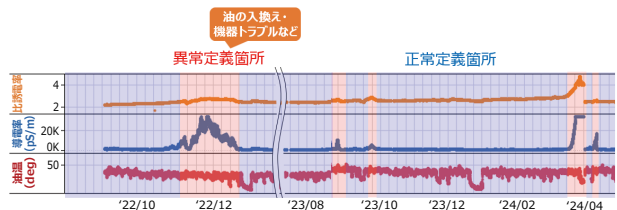


図4 油の計測データ（カヤバ相模工場）

現場データは異常ラベルが極めて稀で、かつ運転条件が多様であるため、異常クラスを十分に網羅した教師あり学習が困難である。このため本研究では、正常データの分布を学習して外れ挙動を検出する、いわゆる教師なし（もしくは半教師なし）系に近い枠組みを選択した（図5）。

一定の窓幅ごとに最大・最小・平均・標準偏差・

中央値・最頻値・範囲・分散・歪度・尖度などの基本統計量を特徴量として抽出し、さらにスケーリング処理と外れ値処理を施した。また、温度は特徴量として併合し、温度依存性をモデルが適切に学習できるように配慮した。

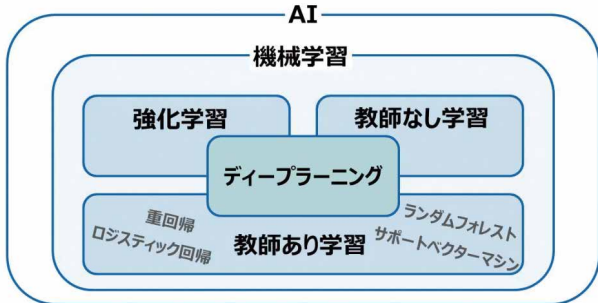


図5 AIモデルの選定

判定手法にはOne-Class SVM (OCSVM)^{注3)}を採用した。OCSVMは正常データのみを用いてその領域を学習し、そこから外れた挙動を異常と判定できるため、異常の多様性やラベル不足に強い特性を持つ(図6)。比較対象としたAutoencoder(図7)や閾値法と比べ、学習の安定性・運用時の負荷・判定精度のバランスが最も良好であった。

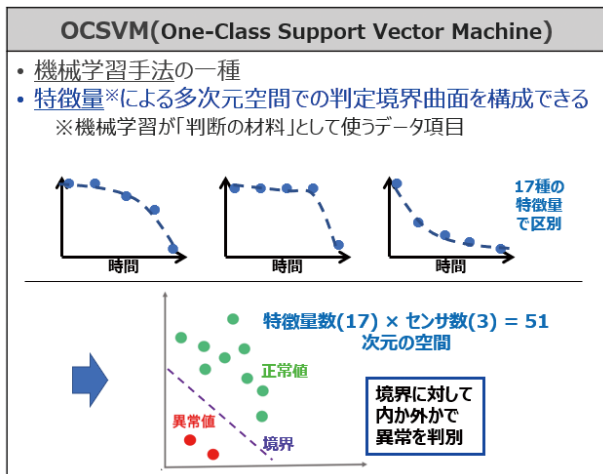


図6 OCSVMの概要

注3) One-Class Support Vector Machine.

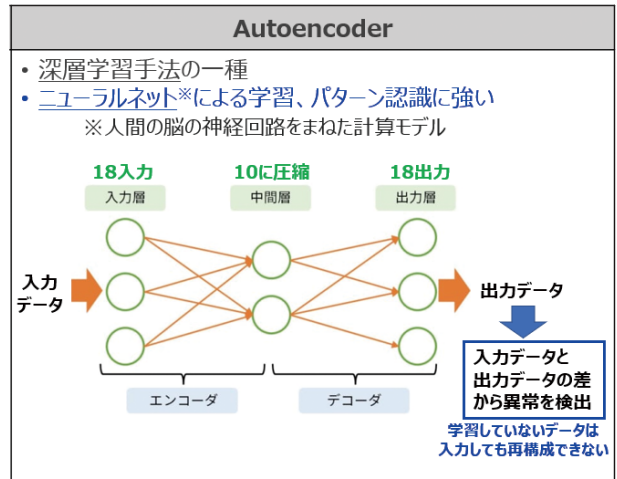


図7 Autoencoderの概要

学習期間を定義して正常境界を学習し、既知の異常期間をラベルとして評価した。指標は再現率とF1値であり、再現率0.9以上、F1値0.7以上を目標とした。それぞれの指標の内容を表4に示す。

表4 評価指標の定義(再現率・適合率・F1値)

指標	意味	備考
再現率	異常データのうち異常と判定できた割合	見落とし抑制
適合率	異常と判定した中で実際に異常であった割合	誤検知抑制
F1値	再現率と適合率の調和平均	バランス指標

表2の対象3件の収集データを用いてOCSVMモデルを学習し精度評価を実施し、すべての対象で目標を達成した。

これにより、油交換・清掃・汚染進行・機器トラブル等の通常動作外の異常を検知できることが示された。図8に示す油状態診断システム上の運用を想定した際、運用上の有効性があることが確認された。

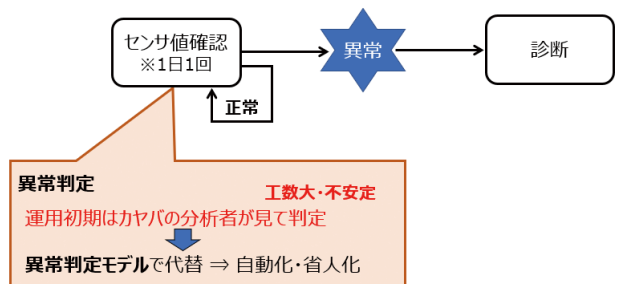


図8 油状態診断システム上の運用

6 油の劣化推定⁴⁾

油状態センサの計測データから油の劣化推定を試行した。油の性状項目を表5に示す。今回対象とした性状は全酸価・水分量とした。

表5 油の性状項目

性状項目	内容
全酸価	油中の酸性成分量であり、酸化劣化度合いの指標
水分量	油中の水分量
汚染度	油中の固形コンタミの数量 (ISO: 4, 6, 14 μ m以上の粒子の数量)
金属元素量	油中の金属元素量であり添加剤の内容や金属部品の摩耗状態の指標 (対象元素はFe, Pb, Cu, Cr, Al, Ni, Ag, Sn, Si, B, Na, P, Zn, Ca, Ba, Mg, Mo)

事前検討により、油の時系列変動より得られる温度特性（油温に対する導電率/比誘電率の変化）により異常と正常を層別できる可能性を見出した。図9に横軸に油温、縦軸に導電率を取り異常データと正常データをプロットしたグラフを示す。

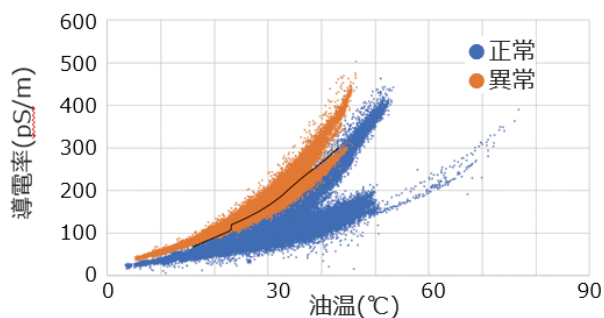


図9 異常データ・正常データのプロット

続いて導電率の温度特性係数および補正比誘電率の温度特性係数から、全酸価と水分量の推定可能性を検討した。生分解性油の検証では、全酸価と導電率温度特性係数に高い相関が確認され、水分量は補正比誘電率の温度特性係数から推定可能である見通しを得た（表6）。上記分析手法をもって生分解性油の性状推定値を算出し分析機関による性状分析に対しての相関係数を求めた結果、相関係数0.8以上の相関があることが確認された。

表6 温度特性係数と全酸価・水分量の関係

項目	指標	傾向
全酸価	導電率の温度特性係数	高相関（生分解性油で確認）
水分量	補正比誘電率の温度特性係数	推定可能(要油種拡張)

7 まとめ

本報では、カヤバの油状態診断システムへ実装予定の異常判定アルゴリズムを紹介した。

当アルゴリズムで採用したOCSVMによる異常判定の判定精度では再現率0.9、F1値0.7の目標を達成した。また、全酸価・水分量の劣化推定については、数式的アルゴリズムにより推定値と真値との相関係数0.8の目標を達成した。

今後は、各対象へのアルゴリズム適用に向け、判定モデルの構築手順の標準化、並びに性状推定手法の油種拡張を進めていく。また将来的な実現に向け、油種・設備への依存なく導入初期から稼働可能な汎用的な異常判定アルゴリズムの研究を推進していく。

8 おわりに

本活動では、油状態診断システムの高付加価値化に向けた有益な知見と成果を得ることができた。本活動を進めるにあたり、多大なるご支援とご協力を賜りました関係部署の皆さまに、ここに深く感謝申し上げます。

参考文献

- 1) 日本フルードパワーシステム学会：フルードパワーシステム July, 2026 Vol. 4 No. 4
- 2) 社内報告：データ収集・判定構築・油圧テストベンチ・机上評価 (2024-2025)。
- 3) 社内報告：判定手法比較 (OCSVM/Autoencoder/閾値)。
- 4) 社内報告：全酸価・水分推定 (温度特性係数)。

著 者



首藤 悠

2016年入社。技術本部基盤技術研究所情報技術研究室。主に油圧機器向け状態監視システムの判定アルゴリズムの研究開発に従事。