

排水機場ポンプ設備における AI を活用した異常検知について

(国研) 土木研究所 正会員 ○上野 仁士

(国研) 土木研究所寒地土木研究所 正会員 平地 一典

1. 目的

河川に設置されている排水機場ポンプ設備は、洪水被害防止を目的に設置された極めて重要な社会基盤設備であり、豪雨や異常出水時には確実に稼働することが要求される。そのため設備の万全な整備が不可欠であり、これまで管理者は、定期的に整備する「時間計画保全」の手法で維持管理を実施している。この手法は、確実な整備が行えるという点でメリットが大きいですが、内部劣化の有無によらずに定期的に整備を行うため、経済的で不利な場合がある。さらに排水機場においては、設置後 40～50 年経過した設備も増加傾向にあり、老朽化の進行による故障頻度上昇の懸念がある反面、整備予算は厳しい状況にある。

そこで、この相反する状況下で効率的で的確な設備維持管理を行うため、土木研究所先端技術チームが中心となり、常用系設備で導入されている「状態監視保全」を「非常用設備」である排水機場ポンプ設備の維持管理において導入するための研究を進めている。適切な状態監視保全を行うため、これまでは排水機場の管理運転による月・年点検時の短い運転時間のスポットデータを計測し、診断を行う傾向管理が主流であった。しかし、平時は水量不足で定格運転に達しない場合や運転時間が確保できないケースもある。そこで、設備の定格運転時の正確な状態を把握するため、常設センサを設置し実排水運転時の定格運転データを自動取得することで、設備の状態を時系列データで監視できる状態監視モニタリングシステムを構築した。更に、取得した実排水運転時の膨大な時系列データを元に、機械学習等の AI により異常を検知し、その結果を設備管理者に報知する異常検知システムを試作したので報告する。

2. 異常検知システムモデルの構築

本異常検知システムは、発生している異常の深刻度を測るレベル判定と異常の発生箇所を特定する異常種

別判定の判定機能を有している。異常レベルの判定は、国土交通省「河川ポンプ設備点検・整備・更新マニュアル(案)」の健全度との整合性を図るため、(健全○)～(要監視段階△3)～(予防保全計画段階△2)～(予防保全段階△1)～(措置段階×)までの5段階に分けて判定を行うものとした。図-1に閾値を基準値とした異常レベル判定の概念図を示す。

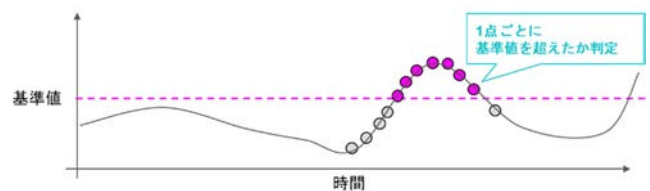


図-1 異常レベル判定の概念図

異常種別の判定では、振動理論⁽²⁾に基づき定義される異常について、異常種別を分類する AI モデルを構築し検証を行った。具体的には、入力データを時系列データそのままではなく、フーリエ変換後の周波数領域のデータとして扱い、どの異常種別(正常、異常 A、異常 B...)に該当するかを判別することを目標とした。そこで、分類モデルで比較的精度が高く、GPU などのアクセラレーションがなくても学習・推論速度が速いアルゴリズムである RandomForest を採用してモデルを構築した。

3. モデルの評価

本異常検知システムモデルで採用した分類モデルの学習では、教師有り学習が一般的である。また、異常種別分類では、正常データだけではなく、分類したい異常の発生しているデータも含めてモデルを学習する必要がある。しかし、設備の特性上異常が生じる前に予防保全が実施されるので、異常データを得ることが困難である。そこで、モデルの学習・評価を行う上で、計測で得られた正常データに擬似的に異常を付与した異常標

キーワード 排水機場ポンプ設備、異常検知、AI、状態監視保全、振動理論

連絡先 〒305-8516 茨城県つくば市南原 1-6 国立研究開発法人 土木研究所 先端技術チーム TEL029-879-6757

本データを作成した。表-1 は振動理論による疑似異常標本データの一例である。ポンプ主軸異常の一つであるアンバランスを一例として図-2 に示す。また、モデル性能の評価には AI モデルの評価指標の 1 つである AUROC を用いた。

表-1 振動理論による疑似異常標本データの一例

NO	データパターン	データの詳細
1	学習データ (正常)	時系列正常データのFFT特徴量変換データ
2	評価データ (正常)	上記の一部を評価データとしてシフト抽出
3	アンバランス(x)	回転周波数成分(N)の振幅を2倍に設定
4	アンバランス(y)	回転周波数成分(N)の振幅を2倍に設定
5	ミスアライメント(x)	2倍の回転周波数成分(2N)の振幅をNの平均値に設定
6	ミスアライメント(y)	2倍の回転周波数成分(2N)の振幅をNの平均値に設定
7	ミスアライメント(x)	3倍の回転周波数成分(3N)の振幅をNの平均値に設定
8	ミスアライメント(y)	3倍の回転周波数成分(3N)の振幅をNの平均値に設定
9	主軸軸受異常(x)	1/2倍の回転周波数成分(1/2N)の振幅をNの平均値に設定
10	主軸軸受異常(y)	1/2倍の回転周波数成分(1/2N)の振幅をNの平均値に設定
11	主軸軸受異常(x)	1/3倍の回転周波数成分(1/3N)の振幅をNの平均値に設定
12	主軸軸受異常(y)	1/3倍の回転周波数成分(1/3N)の振幅をNの平均値に設定
13	羽根異常(x)	5倍の回転周波数成分(5N)の振幅をNの平均値に設定
14	羽根異常(y)	5倍の回転周波数成分(5N)の振幅をNの平均値に設定

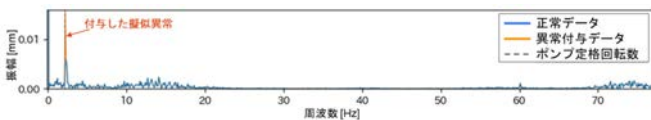


図-2 疑似異常スペクトル

図-2 で示したような疑似異常データを異常種別毎に作成し、学習データとすることでモデルを構築した。ポンプ主軸の異常判定モデルの AUROC による評価結果を表-2 に示す。各異常の判定結果が 1.0 もしくは 1.0 に近い値であることから今回構築したポンプ主軸の異常判定モデルは精度が高いモデルとなっている。

表-2 AUROC によるモデル評価結果

ポンプ主軸等異常異常判定モデル		AUROC				
		S1号機		S2号機		T3号機
		管理運転	本運転	管理運転	本運転	管理運転
X	アンバランス判定	0.999	1.000	1.000	0.991	0.991
	ミスアライメント判定	1.000	1.000	1.000	0.999	0.999
	緩み・ガタ判定	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000
	羽根異常判定	0.997	0.998	0.999	0.999	0.999
Y	アンバランス判定	0.998	1.000	1.000	0.988	0.988
	ミスアライメント判定	1.000	0.999	1.000	0.999	0.999
	緩み・ガタ判定	1.000	0.999	1.000	0.999	0.999
	羽根異常判定	0.999	0.995	1.000	0.998	0.998

4. 異常検知システムモデルによる異常種別判定

異常検知システムモデルで主軸異常の検知性能検証のため、正常データや異常データを与えた。検知結果グラフの縦軸は異常予測の確率を表し、1.0 に近いほど当該異常の可能性が高いことを示す。

図-3 は、正常データを与えた結果を示し、異常の予

測確率は低く、異常の兆候は見られない。図-4 は、ミスアライメントの疑似異常データを与えた検知結果を示し、ミスアライメントの予測確率が高くなり、異常の兆候が見られた。また、図-5 は、2つの複合疑似異常を与えた検知結果を示し、ミスアライメント、アンバランスの予測確率が共に高くなり、良好な検知結果が得られた。

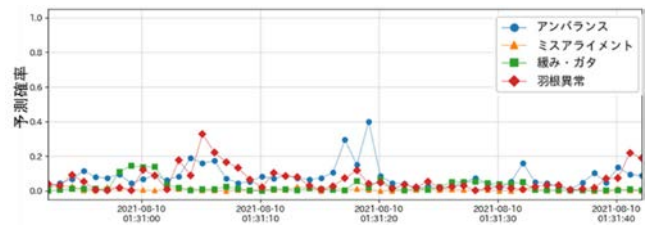


図-3 正常データによる検知結果

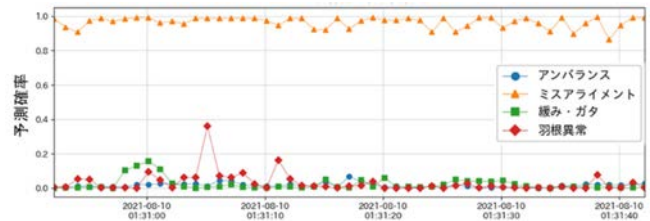


図-4 ミスアライメントの検知結果

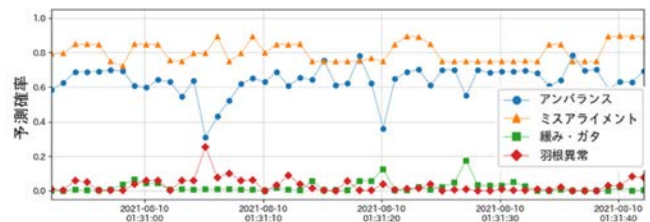


図-5 ミスアライメント、アンバランスの検知結果

5. まとめ

今回試作した異常検知システムモデルでは、疑似異常データを与えた場合、正常データに比得当該異常の予測確率が高くなることを確認でき、単独の異常だけでなく、複合する疑似異常データを与えた場合でも予測確率が高くなることを確認できた。

6. 参考文献

- 1) 中島淳一, 梶田洋規, 藤野健一: 河川ポンプの多様な診断, 土木技術資料第 59 巻・第 8 号, 2018
- 2) 振動技術研究会: ISO 基準に基づく機械設備の状態監視と診断 (振動 カテゴリーⅢ), 2010