

29. 排水機場の状態監視モニタリングシステム構築と異常データ検知

AI手法に関する研究(第2報)

国土交通省
(国研)土木研究所
株式会社ニュージェック

黒田 浩章
上野 仁士
○長谷 東子

1. はじめに

本論文では、排水機場の状態監視モニタリングシステムの蓄積データを活用した異常データ検知AI手法に関する研究¹⁾について、続報としての観点で、その進捗について述べる。

ここで、モニタリングシステムとはテストベツトとなる表-1に示す排水機場機械設備の状態監視のために原動機他に加速度計等のセンサを装着し、AIに入力することで常時監視できるようにしたものである。

表-1 対象ポンプ設備概要

機場名	T機場	S機場	R機場	Y機場
対象号機	2,3号機	1,2号機	1,2号機	1,2号機
口径	1,500mm	2,000mm	1,500mm	1,350mm
全揚程	3.3m	5.3m	5.4m	6.3m
排水量	5m ³ /s台	10m ³ /s台	5m ³ /s台	5m ³ /s台
原動機形式	ディーゼル	ディーゼル	ディーゼル	ガスタビン
定格出力	320PS/台	1,100PS/台	518PS/台	302PS/台
ポンプ形式	横軸斜流	立軸斜流	立軸斜流	立軸軸流
ポンプ新設	S60,61年度	S55,63年度	H22年度	H16年度

2. 教師データについて

2.1 目的

国土交通省各地方整備局等が管理する排水機場のように通常は稼働していない、「非」常用設備を対象とした異常データ検知AI手法について、AI処理する前のデータ長の設定などのパラメータ設定に関する知見が確立されておらず、これらの設定値によっては異常検知AI性能評価に大きく影響するものと考えられた。

また、国土交通省の排水機場は適切な維持管理がなされているため、排水等運転時も適切な教師(異常兆候)データが得られないのが課題である。従って、異常データ検知AI手法に関するパラメータ設定値について、必要な知見を得ることを目的とした。

2.2 パラメータ検討

パラメータ検討に当たり、モニタリングシステム設置機場ではないが、意図的に異常を発生させ

ることが可能であった排水機場のディーゼル機関を対象に振動加速度等を計測した。計測値に対して、以下の通りパラメータの検証を行い、異常データ検知AI支援ツールの最適な設定を検討した。

① 前処理FFT(基本データ長)

疑似異常値または、異常によって検出される対象周波数帯を設定する必要があった。前処理FFTでは、対象周波数帯の逆数(秒)を設定する。

データ量を考えると、より小さな領域を対象とする方が良いため、疑似異常の周波数に応じた検討を行う必要があるが、本研究では1秒を基本長さ(秒)として設定した。

② 重複

基本データにおいて正常データと疑似異常データを組み合わせた教師データでの時間領域での重なりを重複としている。本検討では、正常データと疑似異常入力データを結合させた結果を出力する。連続データを対象とした場合は、重複領域を0.5や0.9と設定しても、前後の因果律が守られるため、結果への影響はない。本研究のように、評価の際にデータの切り出しを行う際には、結合の際に因果律が守られず、ノイズが混入するため、重複を考慮しない(重複領域0)ものとして検討を行う必要がある。重複領域を増やすメリットとしては、少ない観測時間でデータ量を増やすことができるという点であるが、本研究のように膨大な観測データを対象とする際は、重複領域を0としても問題はないと考えた。

③ Pooling

特徴的な情報の抽出をPoolingとしているが、Poolingによって情報(特徴)を際立たせている一方で、有用な情報をカットしている可能性がある。そのため、1Hz若しくは10Hzでの検討を行った。

2.3 パラメータ検討の結果・考察

K排水機場の振動データをもとにパラメータに関する検討を行い、異常データ検知AI支援ツールの性能評価に対する影響を把握した。既往検討で判定精度の高かったLOF,MT,OCSVMに加えて、

文献調査で高い判定精度が期待されるKDE³⁾の4方式で検証し、パラメータ検討の一覧表を表-2に、パラメータ検討の判定精度一覧表を表-3に、考察を以下に示す。

- ① 加速度1(異常気筒側端部)のX, Y方向のF値は、一部を除き1.0に近い数値を示した。
- ② 加速度1のZ方向、ならびに加速度2(正常気筒側端部)の判定精度(F値)は低い数値となった。加速度2は正常気筒側であるため、異常振動を正確に捉えられなかった可能性が考えられる。
- ③ 前処理FFTにおける重複に関して、Case01とCase02, Case04とCase05で比較を行った。重複を0としたCase02, Case05において、全体的にF値が上昇した。重複を0とすることにより、異常値(外れ値)となるスコアを正常値領域の最大値または最小値として設定することができたためであると考えられる。
- ④ 抽出する学習データ(学習データ量)に関して、Case02とCase03, Case05とCase06で比較を行った。一般的に機械学習をするうえで、学習データ量は多い方がF値は向上するが、本検討においても全体的にF値は向上し、KDE法に関し

ては顕著であった。ただ、5分データに関して、10分と比較して大きく精度が下がっているわけではないため、データ量が膨大となった際には、変化パラメータとして考慮してもいいと示唆される。

- ⑤ Poolingに関して、Case01とCase04, Case 02とCase05, Case03とCase06で比較を行った。Poolingを行ったCase01, Case02, Case03のケースにおいて、F値が向上した。Poolingが1Hzのケースでは、比較対象の微小な変化に敏感に反応したためであると考えられる。ただし、Poolingを増加させる際は、比較対象の変化に鈍感になるため、注意が必要である。

表-2 パラメータ検討の一覧表(K 排水機場)

	前処理FFT		対象周波数帯		学習データ		pooling	データ群	次元数
	秒	重複	Hz	Hz	秒	分	Hz	個	1データ
Case01	1	0.5	0	600	30	5	10	299	60
Case02	1	0	0	600	60	5	10	300	60
Case03	1	0	0	600	60	10	10	600	60
Case04	1	0.5	0	600	30	5	1	299	600
Case05	1	0	0	600	60	5	1	300	600
Case06	1	0	0	600	60	10	1	600	600

表-3 パラメータ検討の判定精度一覧表(K 排水機場) Case03 (F 値)

F値	応答種別の組合せ	手法	エンジン据付部					
			加速度1 (異常気筒側端部)			加速度2 (正常気筒側端部)		
			X方向	Y方向	Z方向	X方向	Y方向	Z方向
01 無負荷正常運転(開始) - 02 バルブクリアランス異常(軽微)	KDE	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	
01 無負荷正常運転(開始) - 03 バルブクリアランス異常(重度)	KDE	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	0.000	
01 無負荷正常運転(開始) - 04 燃料噴射ポンプ異常	KDE	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	
01 無負荷正常運転(開始) - 05 燃料噴射ノズル異常(軽微)	KDE	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	
01 無負荷正常運転(開始) - 06 燃料噴射ノズル異常(重度)	KDE	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	
01 無負荷正常運転(開始) - 07 過給機異常(重度)	KDE	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	
01 無負荷正常運転(開始) - 08 過給機異常(軽度)	KDE	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	
01 無負荷正常運転(開始) - 09 負荷正常運転	KDE	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	
01 無負荷正常運転(開始) - 10 無負荷正常運転(終了)	KDE	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	
01 無負荷正常運転(開始) - 02 バルブクリアランス異常(軽微)	LOF	1.000	1.000	0.156	0.217	1.000	0.606	
01 無負荷正常運転(開始) - 03 バルブクリアランス異常(重度)	LOF	1.000	1.000	0.626	0.113	1.000	0.000	
01 無負荷正常運転(開始) - 04 燃料噴射ポンプ異常	LOF	1.000	1.000	0.480	0.402	1.000	0.326	
01 無負荷正常運転(開始) - 05 燃料噴射ノズル異常(軽微)	LOF	1.000	1.000	0.098	0.083	0.990	0.793	
01 無負荷正常運転(開始) - 06 燃料噴射ノズル異常(重度)	LOF	1.000	1.000	0.068	0.125	0.977	0.836	
01 無負荷正常運転(開始) - 07 過給機異常(重度)	LOF	1.000	1.000	0.119	0.988	0.256	0.280	
01 無負荷正常運転(開始) - 08 過給機異常(軽度)	LOF	1.000	1.000	0.328	0.746	0.345	0.933	
01 無負荷正常運転(開始) - 09 負荷正常運転	LOF	1.000	1.000	0.275	0.520	0.370	0.933	
01 無負荷正常運転(開始) - 10 無負荷正常運転(終了)	LOF	1.000	1.000	0.203	0.003	0.240	0.999	
01 無負荷正常運転(開始) - 02 バルブクリアランス異常(軽微)	MT	1.000	1.000	0.593	0.650	1.000	0.333	
01 無負荷正常運転(開始) - 03 バルブクリアランス異常(重度)	MT	1.000	1.000	0.923	0.531	1.000	0.010	
01 無負荷正常運転(開始) - 04 燃料噴射ポンプ異常	MT	1.000	1.000	0.774	0.807	1.000	0.402	
01 無負荷正常運転(開始) - 05 燃料噴射ノズル異常(軽微)	MT	1.000	1.000	0.452	0.551	0.997	0.303	
01 無負荷正常運転(開始) - 06 燃料噴射ノズル異常(重度)	MT	1.000	1.000	0.440	0.565	0.992	0.358	
01 無負荷正常運転(開始) - 07 過給機異常(重度)	MT	1.000	1.000	0.370	1.000	0.492	0.128	
01 無負荷正常運転(開始) - 08 過給機異常(軽度)	MT	1.000	1.000	0.703	0.917	0.583	0.460	
01 無負荷正常運転(開始) - 09 負荷正常運転	MT	1.000	1.000	0.687	0.785	0.664	0.402	
01 無負荷正常運転(開始) - 10 無負荷正常運転(終了)	MT	1.000	1.000	0.670	0.145	0.408	0.950	
01 無負荷正常運転(開始) - 02 バルブクリアランス異常(軽微)	OCSVM	1.000	1.000	0.979	0.846	1.000	1.000	
01 無負荷正常運転(開始) - 03 バルブクリアランス異常(重度)	OCSVM	1.000	1.000	0.997	0.741	1.000	0.000	
01 無負荷正常運転(開始) - 04 燃料噴射ポンプ異常	OCSVM	1.000	1.000	0.977	0.861	1.000	0.994	
01 無負荷正常運転(開始) - 05 燃料噴射ノズル異常(軽微)	OCSVM	1.000	1.000	0.863	0.834	1.000	1.000	
01 無負荷正常運転(開始) - 06 燃料噴射ノズル異常(重度)	OCSVM	1.000	1.000	0.861	0.832	0.998	1.000	
01 無負荷正常運転(開始) - 07 過給機異常(重度)	OCSVM	1.000	1.000	0.999	1.000	0.983	0.997	
01 無負荷正常運転(開始) - 08 過給機異常(軽度)	OCSVM	1.000	1.000	0.988	0.992	0.966	1.000	
01 無負荷正常運転(開始) - 09 負荷正常運転	OCSVM	1.000	1.000	0.982	0.986	0.946	1.000	
01 無負荷正常運転(開始) - 10 無負荷正常運転(終了)	OCSVM	1.000	1.000	0.975	0.396	0.898	1.000	

2.4 パラメータの設定値

パラメータに関する考察とパラメータ検討の結果より、K排水機場のCASE3のパラメータ値を基本とした以下の設定が妥当であると考えられた。

- ・前処理FFT：1秒，重複なし
- ・対象周波数帯：加速度0～600Hz
- ・学習データ：60秒間1セットとした，10分間連続データ(計測開始1分除く)
- ・Pooling：10Hz

3. AI 異常検知支援ツールの構築と検証

3.1 対象データ及び性能評価条件

T 排水機場，S 排水機場，R 排水機場，Y 排水機場の4機場について，本研究で設定した前述の「教師データについて」の結果にもとづき，異常検知 AI 支援ツールを適用することで性能評価を行った。ここでは，R 排水機場(1号機)教師データ及び評価データの対象期間を以下に示し，異常検知 AI 支援ツールの性能評価(パラメータ一覧表)を表-4に示す。

- ①教師データ：2020年6月13日14時53分01秒(排水運転)

- ②評価データ：2020年6月13日21時08分06秒(排水運転)

3.2 疑似異常データ

「河川ポンプ設備状態監視ガイドライン(案)」²⁾では，管理基準値として「注意値」「予防保全値」を設定し，計測データの変化傾向とトレンドグラフに示した管理基準値の比較を行うこととしている。また，管理基準値は，正常値の2.5倍を注意値，6.3倍を予防保全値とし，相対値管理基準値設定のための正常値は，計測データの蓄積状況により「設置時の計測データ又は稼働初期段階における計測データの平均値」又は，「正常と思われる一定期間の計測データの平均値」の値を採用するが，正常値及び正常範囲の設定は，計測対象機器についての知見を有する専門技術者が実施することとなっている。

以上より，疑似異常データは，各機場の評価対象データに対して基本統計量を求め，標準偏差 σ の2倍(2σ)を平均振幅値 a として設定し，「河川ポンプ設備状態監視ガイドライン(案)」にもとづいて平均振幅値 a の2.5倍(5.0σ)を異常データとして入力した。

表-4 異常検知 AI 支援ツールの性能評価(パラメータ一覧)

CSV電圧値時系列データ	Δf (Hz)	N(個)	L(sec)	疑似異常値			前処理FFT		対象周波数帯		学習データ		Pooling	データ群	次元数
				Hz	1号機(m/s ²)	統計量(平均/標準偏差)	秒	重複	Hz	Hz	秒	set			
ポンプ本体加速度振動 (X, Y, Z)	1,280	76,800	60	72	33(X) 35(Y) 8.5(Z)	6.6(X) 7.1(Y) 1.7(Z)	1	0	0	600	60	10	10	600	60
原動機本体加速度振動 (X, Y, Z)	2,560	153,600	60	300	185(X) 225(Y) 110(Z)	37(X) 45(Y) 22(Z)	1	0	0	600	60	10	10	600	60
原動機(燃焼)各気筒温度	1	60	60	-	-	56(1) 51(2) 58(3) 58(4) 56(5) 52(6)	-	-	-	-	60	5	1	300	6

3.3 性能評価

R排水機場(1号機)の計測値について，試行検証した異常検知AI支援ツールの結果(外れ値)に対し，ROC値，F値，正答率(異常率+正常率)，異常率，正常率による性能評価を行った。性能評価の結果を表-5に示す。

3.4 性能評価のまとめ

R 排水機場を含めた 4 機場について，本研究で設定した「教師データについて」の結果にもとづき，異常検知 AI 支援ツールを適用することで性能評価を行った結果，次のことが明らかとなった。

- ① 過年度から適用している異常検知 AI 支援ツールのアルゴリズム(OCSVM, LOF, MT)と，新規開発したアルゴリズム(KDE)の異常検知性

能は，いずれの排水機場においても高い異常検知判定精度を示し，期待された結果となった。

- ② LOF を除いて，OCSVM, MT, KDE の各アルゴリズムの判定精度は概ね同等で高いことが分かった。
- ③ 上記の結果より，排水機場における異常検知 AI 支援ツールの標準型のアルゴリズムとしては，MT 法が適していると考えられる。また，MT 法は，正常データが多変量正規分布に従うと仮定し，多変量正規分布の平均と共分散行列をもとめ，外れ値は異常データから求めた多変量分布に対する尤度として定義されるといった理論的な背景も明らかである。

表-5 性能評価(各アルゴリズム)

検討番号	AI手法	ROC値	F値	正答率	異常率	正常率
RB1_1	蓮花川_1号機_ポンプ本体加速度振動X	KDE	1.000	1.000	100	100
RB1_1	蓮花川_1号機_ポンプ本体加速度振動Y	KDE	1.000	1.000	100	100
RB1_1	蓮花川_1号機_ポンプ本体加速度振動Z	KDE	1.000	1.000	100	100
RB1_2	蓮花川_1号機_原動機本体加速度振動X	KDE	1.000	1.000	100	100
RB1_2	蓮花川_1号機_原動機本体加速度振動Y	KDE	1.000	1.000	100	100
RB1_2	蓮花川_1号機_原動機本体加速度振動Z	KDE	1.000	1.000	100	100
RB1_3	蓮花川_1号機_各気筒温度_5%	KDE	0.999	0.834	86	72
RB1_1	蓮花川_1号機_ポンプ本体加速度振動X	LOF	1.000	1.000	100	100
RB1_1	蓮花川_1号機_ポンプ本体加速度振動Y	LOF	1.000	0.999	100	100
RB1_1	蓮花川_1号機_ポンプ本体加速度振動Z	LOF	1.000	0.999	100	100
RB1_2	蓮花川_1号機_原動機本体加速度振動X	LOF	1.000	1.000	100	100
RB1_2	蓮花川_1号機_原動機本体加速度振動Y	LOF	1.000	0.999	100	100
RB1_2	蓮花川_1号機_原動機本体加速度振動Z	LOF	1.000	1.000	100	100
RB1_3	蓮花川_1号機_各気筒温度_5%	LOF	0.795	0.333	60	20

AI手法	ROC値	F値	正答率	異常率	正常率
MT	1.000	1.000	100	100	100
MT	1.000	1.000	100	100	100
MT	1.000	1.000	100	100	100
MT	1.000	1.000	100	100	100
MT	1.000	1.000	100	100	100
MT	1.000	1.000	100	100	100
MT	0.997	0.000	50	0	100
OCSVM	1.000	1.000	100	100	100
OCSVM	1.000	1.000	100	100	100
OCSVM	1.000	1.000	100	100	100
OCSVM	1.000	1.000	100	100	100
OCSVM	1.000	1.000	100	100	100
OCSVM	1.000	1.000	100	100	100
OCSVM	0.651	0.422	64	27	100

4. あとがき

本研究では、計測されたデータを分析し、生信号の取り扱いについて、各パラメータを整理し、試行検証を行った。また、異常検知 AI 支援ツールを構築し、各排水機場の計測データで検証した結果、異常検知性能について判定精度が想定されたとおりとなった。

引き続き、更なる判定精度向上に向けて、分解整備前後の異常検知診断と設備劣化状況との比較を行う等、教師データの拡充を実施する予定である。

他方、実装化に向けて排水機場の状態監視モニタリングシステムの簡素化・効率化を並行して試行検証し、ガイドラインへの反映を目指した整理を行う。

将来、全国の排水機場に実装することで、連続データでのリアルタイム自動診断が可能となり、突然の運転停止を回避でき、内水氾濫から住民の生命・財産を確実に守ることが期待される。

また、自己学習で故障管理値を設定できるようになり、技術者の負担軽減・技術者不足への貢献・故障の予兆検知精度の向上に資することが可能となる。故障の早期発見による重大故障の回避・設備修理費の低減・修理期間長期化の回避ができ、メンテナンスコストの低減につながる。

謝辞

本研究は、内閣府の官民研究開発投資拡大プログラム(PRISM) の予算支援を受け、機械設備の早期予兆検知、措置に取り組んだので、ここに感謝申し上げる。

参考文献

- 1) 須山友貴・上野仁士・黒田浩章：排水機場の状態監視モニタリングシステム構築と異常データ検知AI手法に関する研究，一般財団法人 日本建設機械施工協会，令和2年度「建設施工と建設機械シンポジウム」論文集・梗概集，pp.139～142, 2020
- 2) 国土交通省 総合政策局 公共事業企画調整課 施工安全企画室：河川ポンプ設備状態監視ガイドライン(案), 2018
- 3) 長谷東子・穴田英樹・八木悟・黒田浩章・上野仁士：河川ポンプ設備の排水機場における異常検知「AI」の開発と試行検証，(一社)建設コンサルタンツ協会 近畿支部，第54回(令和3年度)研究発表会
- 4) 中島淳一・梶田洋規・藤野健一：河川ポンプの多様な診断技術，土木技術資料59-8，pp.22～25, 2017
- 5) 吉田潔・上野仁士・中島淳一・新田恭士：モニタリングシステムとAI技術による河川ポンプ設備の異常の検出，土木技術資料62-4，pp.34～37, 2020
- 6) 新田恭士・上野仁士・吉田潔・中島淳一：排水機場ポンプ設備のAI異常検知の取り組み，ぽんぷNo.62，pp.10～13, 2020