

# 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

(国研) 土木研究所

○ 須山 友貴  
上野 仁士  
黒田 浩章

## 1. はじめに

河川に設置している排水機場は、洪水被害防止が目的である極めて重要な社会インフラである。従って、確実な稼働が要求される。公共事業予算は、平成 24 年度頃まで削減の傾向が続き、その後多少増加に転じた。最近約 6 年間は、当初予算約 6 兆円で推移している。一方、国土交通省所管の排水機場では、設置後 40 年を経過する設備は全体の半分を超え、今後も急速に増加していく。

排水機場は、老朽化によって故障発生リスクが増大している。従来技術では、故障検知・予兆検知が難しく、時間計画保全を実施していた。しかし、時間計画保全の実施には余計なコストが生じている。

従来技術のままでは、限りある維持管理予算で全国の排水機場を整備しきれなくなる恐れがある。従って、限られた予算で、効率的かつ効果的な維持管理を行うことが求められている。

具体的な解決策として、状態監視技術が挙げられる。これは、設備の状態を正確に診断し、的確な整備時期を判断する技術である。

そしてゆくゆくは、状態監視保全のための診断技術の研究を進め、現場導入を図る。異常検知率・診断精度の向上、診断者不足への対処も必要である。

本発表では、状態監視モニタリングシステムの構築と、その蓄積データを活用した異常検知・自己学習型の AI 検知モデル開発に関する研究について述べる。

## 2. 本研究のロードマップ

本研究のロードマップを図 1 に示す。“モニタリングシステム 基本部構築”、“モニタリングシステム コア部構築”は昨年度までに実施した。<sup>1),2),3)</sup>

本研究の対象である排水機場は、豪雨・洪水時など、必要時のみに稼働する“非”常用設備である。従って、運転時計測データの収集が困難なのが特

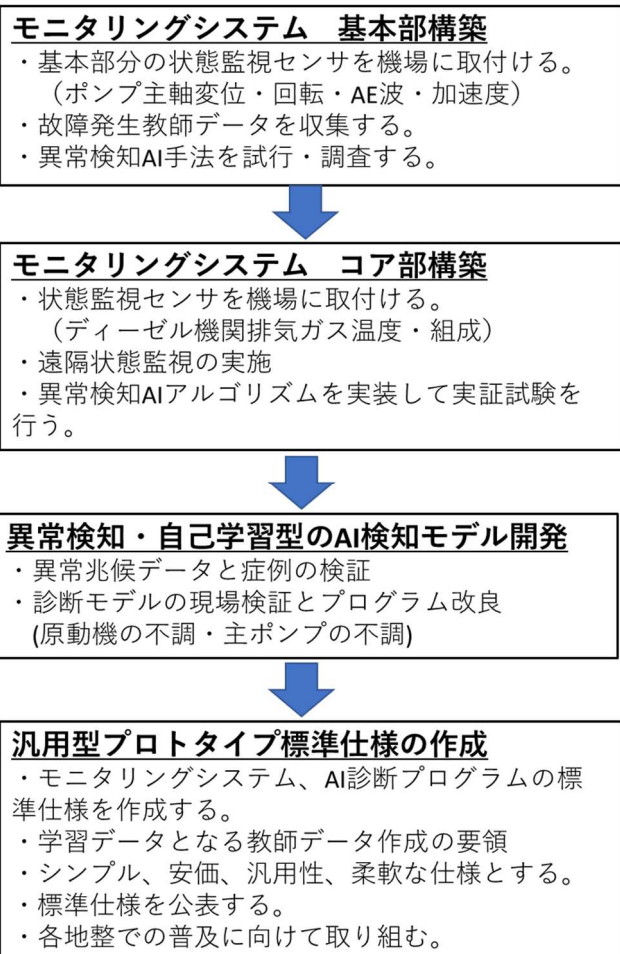


図 1 本研究のロードマップ

徴である。本運転(定格高負荷運転)のデータは計画的に収集出来るものではないため、月一回程度実施される管理運転時のデータを収集し、それを基に診断を行わなければならない。管理運転は本運転と異なり、低負荷・短時間であるので、診断は困難である。

また、異常検知出来る範囲が限定的でもあるのが課題である。つまり、機器不具合症状が進行して

からでないとは検知出来ない。そこで、原動機機器、主ポンプ機器などにセンサを取付けて、異常予知を自己学習する AI 検知モデルの開発を行うことで、重大故障に至る前に保全を実施することが可能になる。

### 3. 状態監視モニタリングシステムの構築について

全国にテストベッドとして選定した排水機場の運転データを収集、研究所のサーバに送信するシステムを構築した。システムのイメージを図 2 に示す。

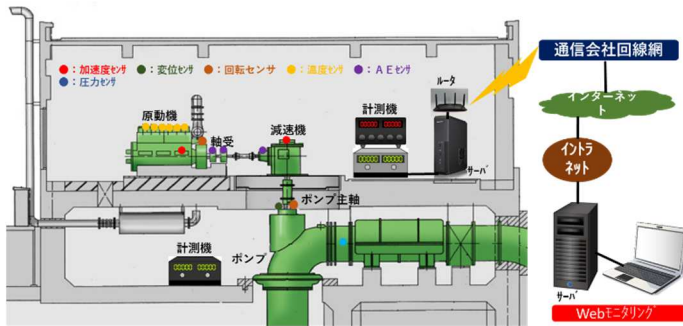


図 2 状態監視モニタリングシステムのイメージ

各種センサを常設型として、常時モニタリングを出来るシステムを検討した。各センサと計測パラメータ、及び検知できる故障との関係を表 1 に示す。各センサの概要を表 2 に示す。

これらの故障は、全国設備故障調査結果で、発生件数の多いものを選定した。異常検知 AI 検証項目としているものである。ポンプ主軸変位振動・ポンプ本体加速度振動・原動機本体加速度振動・原動機排ガス温度（一部の機場のみ）は、運転時に自動的に計測データを収集・記録する。

運転計測データを収集・記録するテストベッドは、全国に 3 地域・4 機場・8 台設けている。今年度、更に 2 地域・1 機場・3 台追加する計画である。

地域は、北海道・東北・関東、今年度追加する排水機場が九州というように、地域での偏りを無くすよう配慮している。排水機場の稼働パターンなどが地域によって異なる場合があるからである。また、原動機についても、ディーゼルエンジンだけでなく、ガスタービンのデータ収集も行っている。

データ収集・送信システムが、ある程度構築できたので、今後このシステムに異常予知・自己学習型の AI 検知モデルを実装して、テストベッドで AI モデルの効果を検証する。

表 1 各センサ等、計測パラメータ、検知する故障

対象機器	設置部位	センサ等の種類	計測パラメータ	検知する故障
原動機	原動機本体側部	加速度計(X,Y,Z)	3方向の加速度	転がり軸受の異常
		アコースティック・エミッションセンサ	弾性波	
	原動機本体下部	潤滑油採取	鉄粉濃度	機器内部の摩耗傾向
	排ガス管出口	排ガス温度	温度	エンジン燃焼状態
排ガス組成		CO,CO2,NO,NO2	エンジン燃焼状態	
主ポンプ	主軸軸受周辺部	渦電流変位計(X,Y)	変位	アンバランス(軸曲がり) ミスアライメント(芯ずれ) 水中軸受の緩み・がた インペラの摩耗
		アコースティック・エミッションセンサ	弾性波	
	主軸	回転計	回転パルス	(データ収集開始トリガー)
	吐出管	主ポンプ圧力計	吐出圧	
減速機	減速機本体	加速度計(X,Y,Z)	3方向の加速度	転がり軸受の異常 歯車の異常

表 2 各センサの概要

渦電流変位計(X,Y)	加速度計(X,Y,Z)	アコースティック・エミッションセンサ
		
センサ内のコイルに高周波電流を流すことにより、高周波磁束が発生する。この磁界内に測定対象物(金属)を置くと、対象物表面に渦電流が発生する。この渦電流が、コイルと測定対象物との距離が近いほど大きくなる性質を利用して変位を計測する。	圧電素子に変形を加えると、電荷が発生する原理を利用して、振動体に固定して、振動加速度を測定するセンサ。X, Y, Zの3次元を計測できる。	圧電素子を用いた高感度型センサ。振動体に固定して、材料にき裂が生じる際に発生する弾性波を測定する。

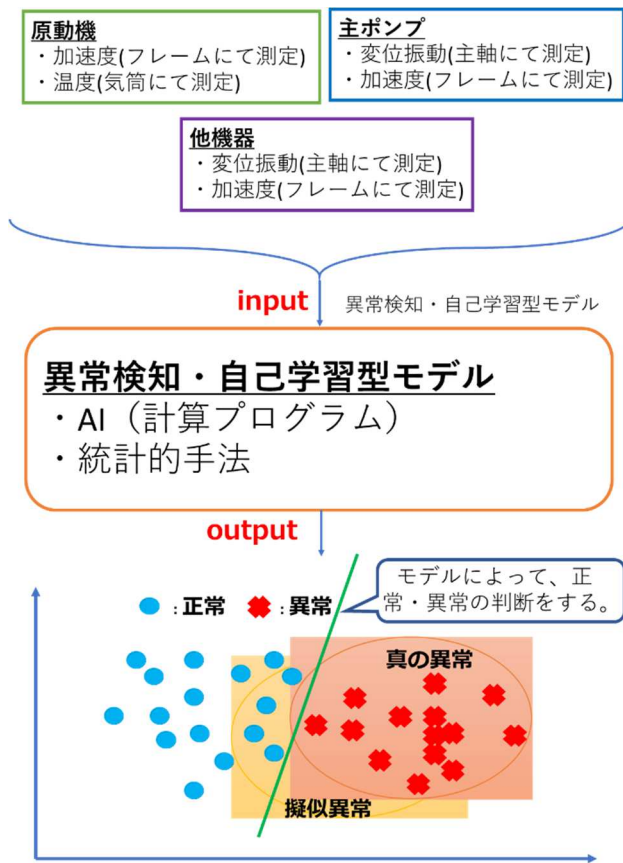


図 3 異常検知・自己学習型の AI 検知モデルのイメージ

#### 4. 異常検知・自己学習型の AI 検知モデルの開発について

##### 4.1 概要

状態監視モニタリングシステムから得られるデータに基づいて、いち早く異常を察知して、修理費用が大きくなる前に必要最低限の費用での整備が可能となるよう、AIによる早期異常検知に取り組んでいる。

常用設備の故障診断技術は、一定程度確立しているが、排水機場のような“非”常用設備については未確立である。振動解析等による従来技術では必ずしも充分でないことから、異常検知・自己学習型の AI 検知モデルを開発し、運転不能や停止の解消、重大事故による修理費増大、修理期間長期化の回避、現場技術者の負担軽減を図ることを目指す異常予知・自己学習型の AI 検知モデルのイメージを図 3 に示す。

##### 4.2 これまでの成果

異常検知・自己学習型の AI 検知モデルの判定精度向上を目的として、既存の AI アルゴリズムについて、試行検証を行い、判定精度について、評価・取りまとめをした。対象はテストベッドとした全国 3 地域 4 機場 8 機の排水機場である。

テストベッドの 4 機場から得られた状態監視データについて、既往研究で、ある程度の有効性が確認された AI アルゴリズム(OCSVM(One Class Support Vector Machine)、LOF(Local Outlier Factor)、MT (Maharanobis-Taguchi System))による異常検知モデルを構築した。

昨年度までの研究で、定期的な管理運転時データを基にしても、ある程度の AI 診断が可能であることが分かった。具体的には、主ポンプ主軸変位振動・ディーゼルエンジン加速度振動・ガスタービンエンジン加速度振動について、OCSVM・LOF 及び MT については、正常データのみを学習した教師無しモデルで異常データの判別が出来ることが分かった。

更に、テストベッドの 4 機場から得られた状態監視データを、逐次 AI 研究用サーバに送信・蓄積することにより、実運用に近い環境で異常検知モデルの検証・改善を可能にした。このデータの蓄積は、継続することによって、後々ビッグデータとなっていくことを想定している。

排水機場は、月一回程度の管理運転時のデータしか、通常採れない上、この時に採れるデータは正常データである。従って教師無しモデルとなる。

AI アルゴリズムのうち、OCSVM と LOF について検証した。これは、ガスタービンエンジンの加速度振動についての異常検知試行である。原動機については燃焼振動を、減速機については歯車異常のデータを収集した。教師無しモデルにおける AI 検知モデルの結果を図 4 に示す。OCSVM、LOF とともに正常・異常を検知出来ている。

ディーゼルエンジンについては、教師ありモデルの検証を実施できた。これは、機器更新時のタイミングに、あえて様々な異常が生じる運転を行い、意図的に故障データを採ったものである。教師ありモデルを構築し、異常パターンの分類を試みた。

OCSVM による異常パターン分類結果を図 5 に示す。これは、排ガス成分濃度データについて異常パターンを分類したものである。OCSVM の正答率は 98.0%であり、十分な故障パターン分類が出来ていると考えられる。

##### 4.3 今後の計画

まず、異常検知・自己学習型の AI 検知モデルが、異常検知支援ツールとしてより有用なものになることを目的として、既存のアルゴリズムについて、試行検証を行う。そして、正常・異常の判定精度向上の評価・取りまとめを行う。今後の計画を表 3 に示す。

表 3 今後の計画

<p>◆ <b>状態監視モニタリングシステムの検証・改良</b></p> <p>モニタリングシステムから得られたデータを収集分析し、異常検知AIモデルの観点からデータの有効性を検証する。</p>
<p>◆ <b>異常検知AIモデルの検証・改良</b></p> <p>異常兆候データについて、技術者による精密診断を実施し、AIモデルの結果と比較検証する。</p>
<p>◆ <b>他排水機場の状態監視データの収集</b></p> <p>昨年度までに構築したテストベッド以外の排水機場においても、教師データとなる状態監視データを取得する。</p>

追加するテストベッドは、老朽化が著しく、かつ運転頻度が高く、運転時間が長い排水機場を対象にして選定する。

今後、オーバーホール結果などと比較して、教師データの一部とする予定である。

### 5. 期待される効果

異常検知・自己学習型のAI検知モデルを導入することによって、下記のような効果が期待できる。

- ・故障による運転不能や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。
- ・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るようになる。
- ・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・異常検知精度向上に資する。

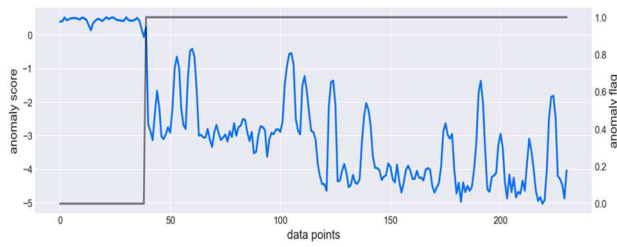
### 謝辞

テストベッドのご提供、及び各種計測等へのご協力を頂いた各地方整備局・事務所の方々に、この場を借りて、厚く御礼申し上げます。

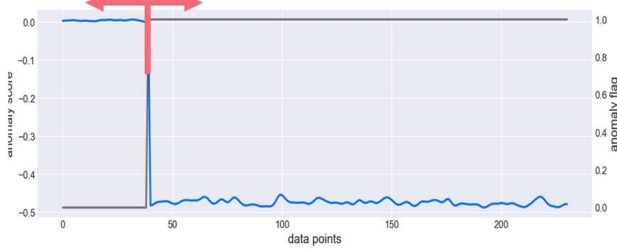
### 参考文献

- 1) 中島淳一・梶田洋規・藤野健一：河川ポンプの多様な診断技術，土木技術資料59-8，pp.22～25，2017
- 2) 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
- 3) 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

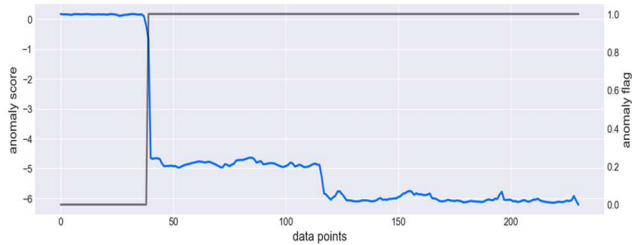
減速機



Healthy Anomaly



原動機



Healthy Anomaly

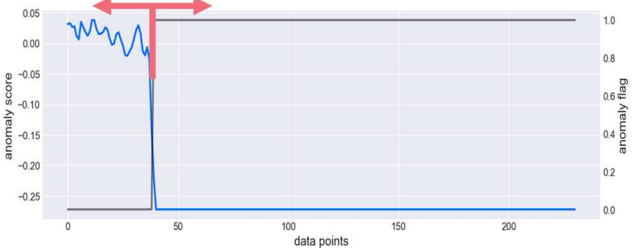


図 4 教師なしモデルにおける AI 検知結果  
(上段：LOF、下段：OC SVM)

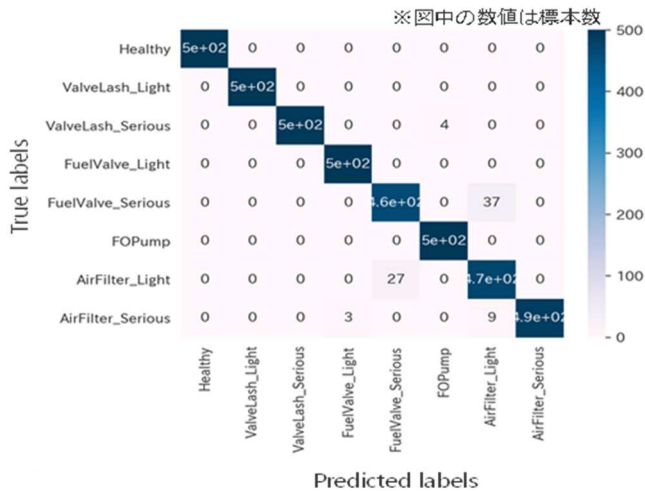


図 5 OC SVMによる異常パターン分類結果