

第2章 技術の概要と評価

第1節 技術の概要

§5 技術の目的

本技術は、従来の五感を主としたものに代わり、ICT を活用した状態監視保全を導入することで、定量的な劣化状況の把握と異常予兆の検知によって、故障の未然防止や定期修繕・更新計画の策定に寄与するなど、下水道施設維持管理業務を支援し、ストックマネジメントの効率的な実施に資することを目的とする。

【解説】

平成 25 年度版国土交通白書において「国土交通省では、高度成長期以降に整備された我が国の社会インフラが、今後急速に老朽化することが見込まれるなか、社会資本全般に関する本格的なメンテナンス時代に向け 2013 年を「メンテナンス元年」と位置付け本格的な対策を始動させたところである。」とあり、下水道施設を含む社会インフラの維持管理に対する重要性は日に日に高まっている。

一方、下水道施設においても改築更新需要が高まっており、老朽化の進行に伴い適切な維持管理に必要な経費も増加していくことが考えられる。また、維持管理を支えてきた技術者の減少はとまらず、脆弱な管理体制や技術力の継承が課題となっている。

このような背景から、下水道施設の修繕周期や更新周期を最適化したストックマネジメントの効率的な運用と、技術者に依存しない新たな維持管理手法等が求められている。

本技術は、下水道設備の異常を早期に捉え、かつ維持管理の効率化を図る技術として、従来技術者の五感を主としたものに代わり、ICT（センシング技術およびビッグデータ分析技術）を活用した状態監視保全（図 2-1 参照）を導入することで、突発故障の未然防止に加え、定期修繕周期や更新周期の延伸による維持管理コストの縮減および、ストックマネジメントの効率的な実施に資することを目的とする。

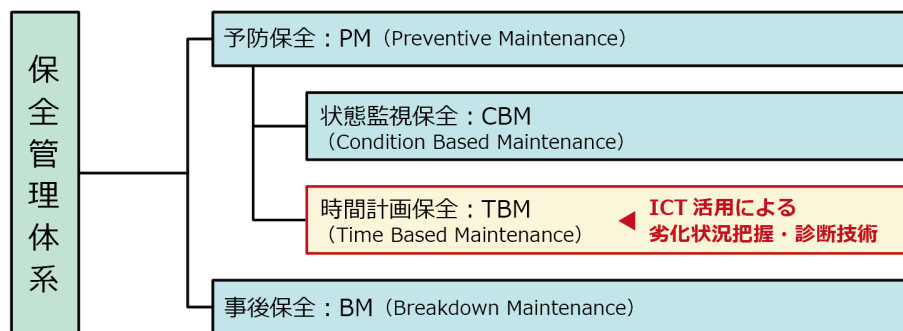


図 2-1 本技術の位置付け

§6 技術全体の概要と特徴

本技術には、下水処理場で採用が多い回転機器に対し、振動センサを設置してオンラインによる振動測定を行い、管理基準値を設けて振動傾向を監視する「センシング技術」と、中央操作室のCRTやグラフィックパネル等で表示する計測信号やプロセス信号を、データサーバに集約して異常予兆検知・劣化予測を行う「ビッグデータ分析技術」があり、各々単独で設置したり、組み合わせて設置したりすることができる。

なお、ビッグデータ分析技術は用途により「インバリエント分析技術」と「異種混合学習技術」の2つの技術に分けることができる。

【解説】

本技術（図 2-2 参照）は、ICT を活用したセンシング技術とビッグデータ分析技術により、下水道施設の劣化状態を定量的に監視・分析し、機器や施設の異常予兆を事前に把握することで、突発的な機器故障や異常状況等を未然に防止することが可能となる。これにより水処理および汚泥処理施設の機能低下を防ぎ、健全な下水道施設の管理運営を図るものとする。

なお、組合せ技術はリアルタイムデータの解析により警報通報を行う仕組みであることから、センシング技術とインバリエント分析技術の組合せのみとし、将来の劣化予測を行う異種混合学習技術との組合せは行わない。

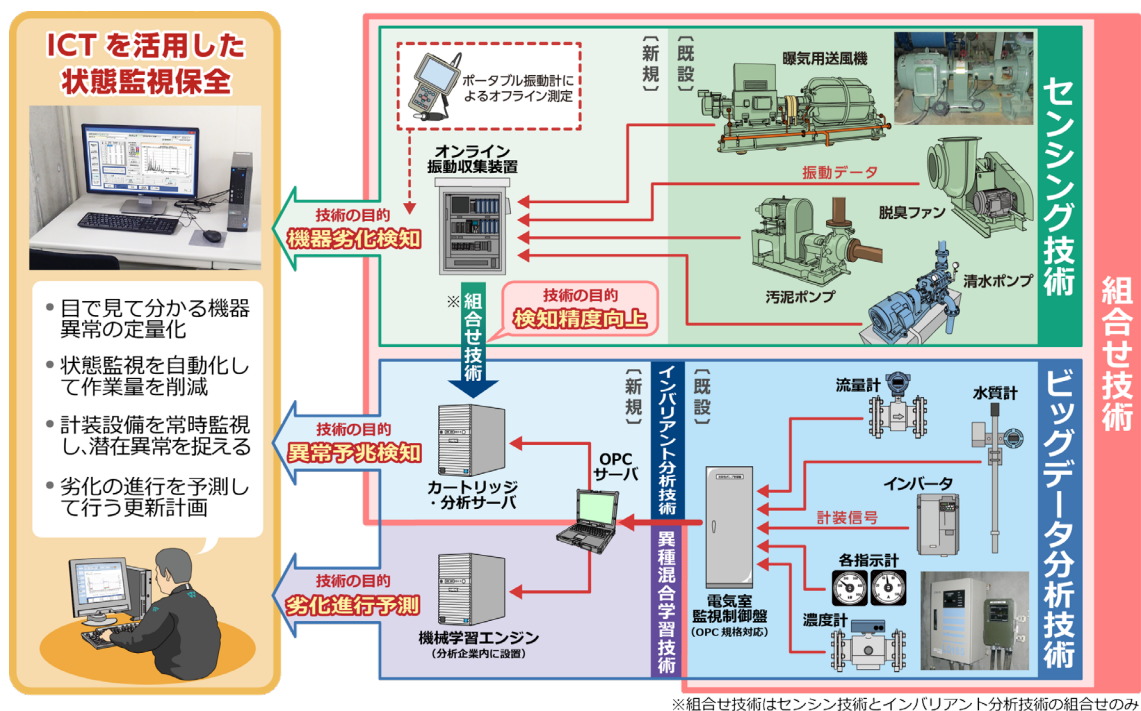


図 2-2 本技術による状態監視保全実施時の構成イメージ図

本技術（センシング技術とビッグデータ分析技術）は単独で利用したり、組み合わせて利用したりすることが可能であり、また本技術が故障などによって停止したとしても、既設とは独立して運転していることから下水処理施設に影響を与えることはない。図 2-3 に本技術の組合せフローを示す。

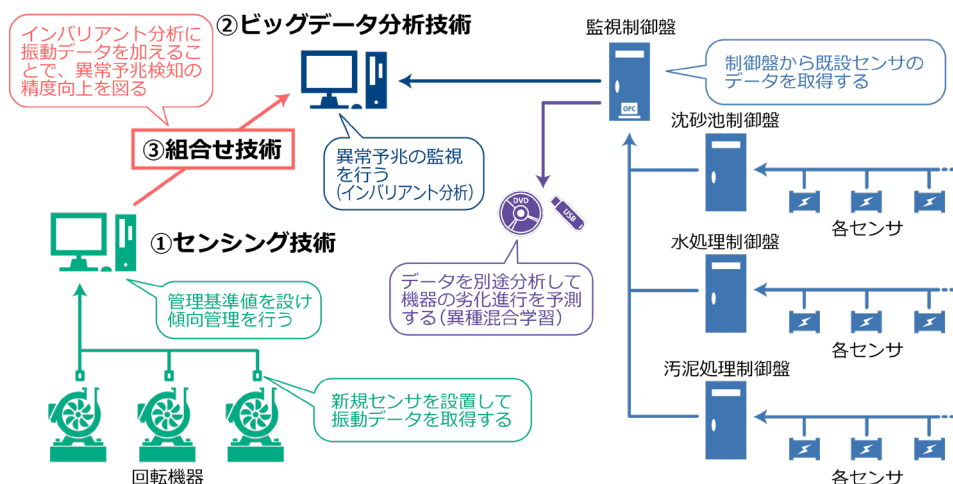


図 2-3 本技術の組合せフロー

- ①センシング技術は、振動データをオンライン収集して、機器劣化傾向の管理を行う。
 - ②ビッグデータ分析技術は、設備や機器を PC 上でモデル化し、異常予兆検知（インバリエント分析）や機器性能劣化の予測（異種混合学習）を行う。
 - ③組合せ技術は、センシング技術とビッグデータ分析技術を組み合わせて検出精度向上を図る。
- 上記 3 つの技術をもって適切な設備管理を行うことで、突発故障の防止効果や修繕・更新サイクルの延伸効果などにより、設備保全に関わるコストの縮減が期待できる。
- なお、劣化による機器性能値低下と、本技術の異常検知イメージを図 2-4 を示す。

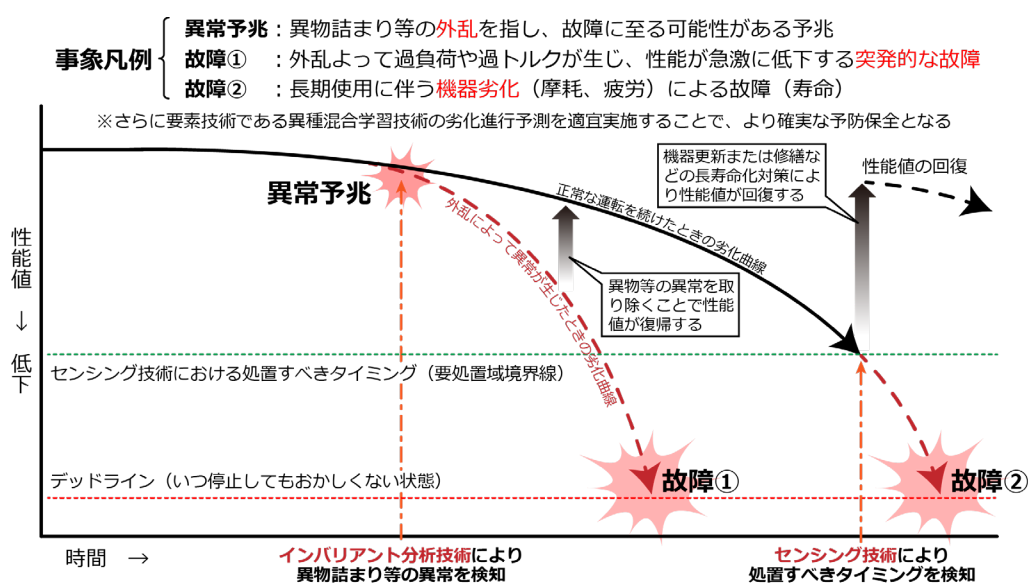


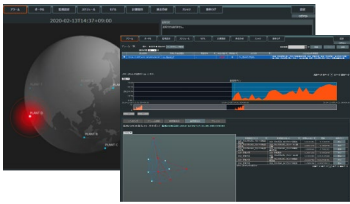
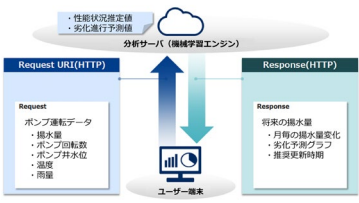
図 2-4 劣化曲線と技術別の異常検知イメージ

(1) 各技術および組合せ技術における用途

本技術は、下水処理場の劣化診断・異常予兆検知において、表 2-1 を参考に利用目的や監視対象によって導入する技術を選択することができる。

なお、組合せ技術として活用するのは、センシング技術とインバリエント分析技術の組合せのみとする。異種混合学習技術は、過去の運転データを機械学習し、回帰分析法による予測結果を出力値としているが、しきい値の超過結果を出力値としているセンシング技術とインバリエント分析技術に比べ、リアルタイムによる即応性を必要としないため、組合せ技術には採用しない。

表 2-1 技術別の利用用途一覧

	利用用途	技術名称	対象機器・設備
センシング技術	機器の劣化状況を考慮した修繕計画を立てたい	 センシング技術	陸上に設置されたポンプ・送風機
	現在の軸受劣化状況を把握し、突発故障を防止したい		
ビッグデータ分析技術	故障を予兆の段階で検出したい	 インバリエント分析技術	設備単位の機器や計装設備
	計装設備の点検費用を抑えたい		
	インペラ摩耗による将来の揚水量低下を把握したい	 異種混合学習技術	汚水主ポンプ
	汚水主ポンプ更新・増設計画の根拠資料が欲しい		
組合せ技術	設備の異常に加え、機器単体の異常予兆も把握したい	センシング技術と インバリエント分析技術の 組合せ	上記設備の組合せ
	初期の閉塞などの異常も捉えたい		

また、本技術によって異常を捉えた場合は適宜対策を講じるとともに、必要に応じて機器メーカーに状況を相談するなどして専門意見を参考に対処するのが良い。

(2) スtockマネジメントガイドラインにおける本技術の位置づけ

国土交通省水管理・国土保全局水道部、国土交通省国土技術政策総合研究所下水道研究部が平成 27 年 11 月に発行した「下水道事業のストックマネジメント実施に関するガイドラインー2015 年度版ー」³⁾では、修繕・改築計画の策定に際し、設備の劣化状況を総合的に評価して健全度を算出することを掲げている。

算出した健全度情報は、施設や機器の劣化状況把握に利用され、更新および長寿命化対策の検討に使われる。

同ガイドライン「図 2-43 状態監視保全設備の点検・調査の実施フローの例」で、本技術が該当する箇所を図 2-5 に示す。

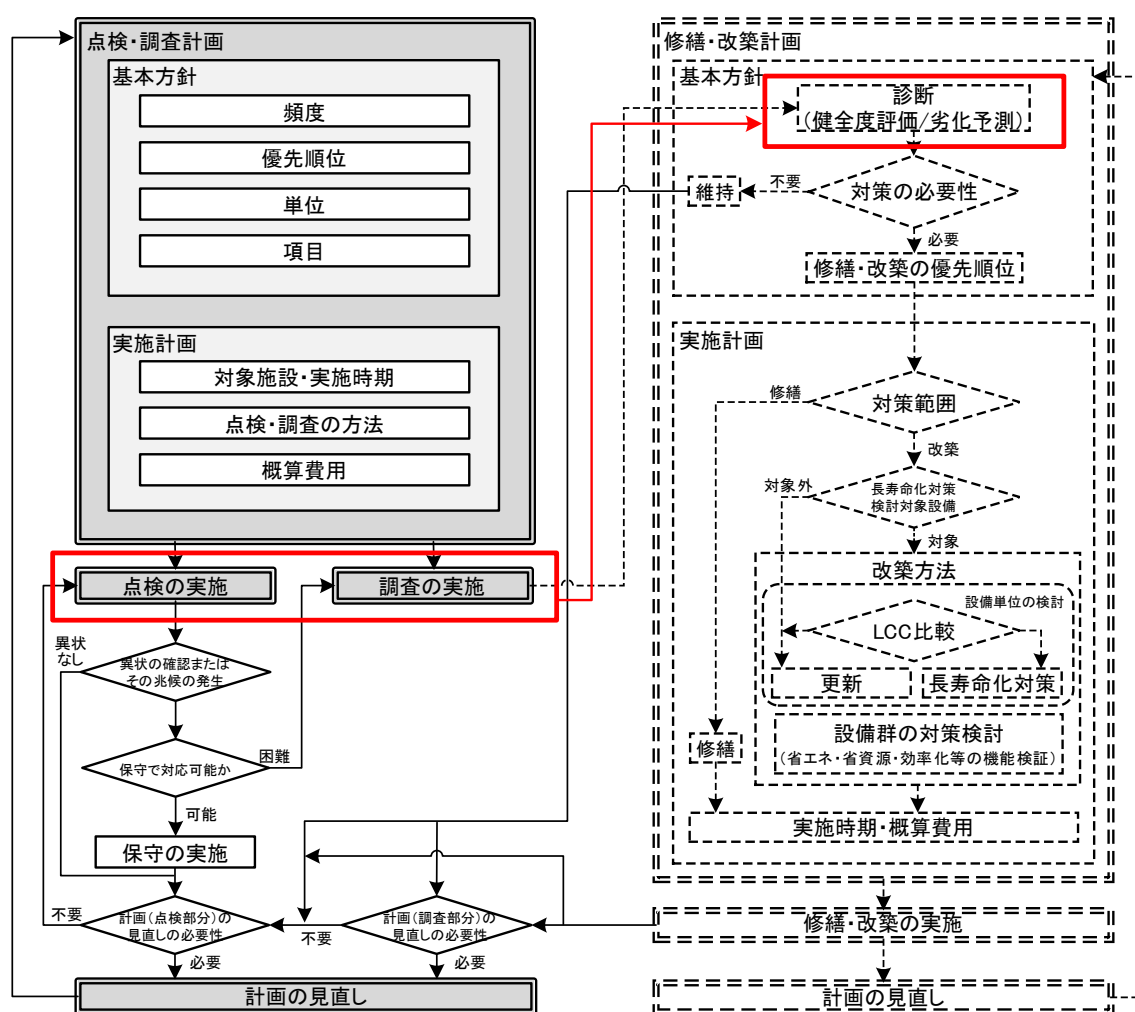


図 2-5 スtockマネジメントガイドラインにおける本技術の位置づけ

本技術であるセンシング技術およびインバリエント分析技術は、オンラインによる自動点検および設備診断に、異種混合学習は、機器劣化予測に活用可能である。

§7 センシング技術の概要と特徴

センシング技術は、下水処理施設に ICT を活用した状態監視保全を導入することで、機器の劣化等に伴う性能低下を定量的に捉えることを目的としている。これにより、適切なタイミングで機器更新または長寿命化対策を講じることが可能となり、劣化に伴う故障防止とともに、定期修繕の周期延伸によるコスト縮減効果が期待できる。

回転機器に振動センサを設置し、オンラインで取得した測定値と、管理基準値との比較により、機器の劣化状況を把握する。これにより定量的なデータをもとに修繕等を実施することが可能となる。

【解説】

下水処理施設の回転機器に関する保守点検は、従来から熟練技術者の技術力に負うところが大きく、主に定性的な状況把握としていたことから、技術継承の難しさにより、適切な保守点検の継続が危ぶまれている。このような下水処理施設の回転機器に関する課題を解決する有力な手段の一つとしてセンシング技術があげられる。

センシング技術とは、機器運転時の 2 次効果パラメータ⁴⁾（振動、音響、軸受温度など）をセンサによって捉える技術である。センシング技術には様々な技術があり、本技術ではその内の 1 つである振動診断技術を用いている（図 2-6 参照）。振動診断技術とは、回転機器に振動センサを設置し、機器運転時の 2 次効果パラメータである振動を数値化することで、機器の劣化状況を定量的に評価する技術である。これにより、機器の運転状況を示す 1 次効果パラメータ、例えばポンプでは流量やモータ電流などだけでは捉えることができない、回転体の異常（芯ずれや軸受きずなど）を捉えることができる。

下水処理施設においても、本技術を導入した状態監視保全を実施することで、突発故障の防止や、修繕周期を延伸することによるコスト縮減効果が期待できる。そのためには回転機器の適正位置に振動センサを設置し、オンラインによる常時監視を行うことで、熟練技術者の判断によらない定量的な診断結果による修繕工事や整備計画等の立案が可能となる。

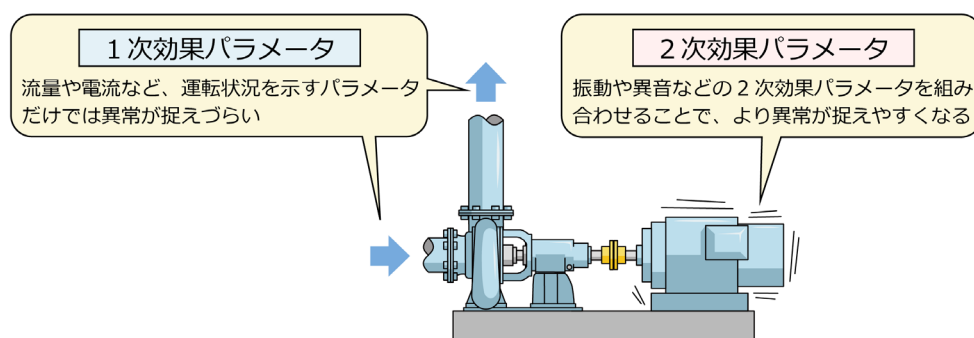


図 2-6 効果パラメータの特徴

センシング技術は、振動センサ、オンライン振動収集装置、振動データ監視用 PC（以下、この3つを総称してオンライン振動監視システムという）を下水処理施設に設置し、機器の劣化や異常を振動値によって捉える。

図 2-7 にセンシング技術の概要図を示す。

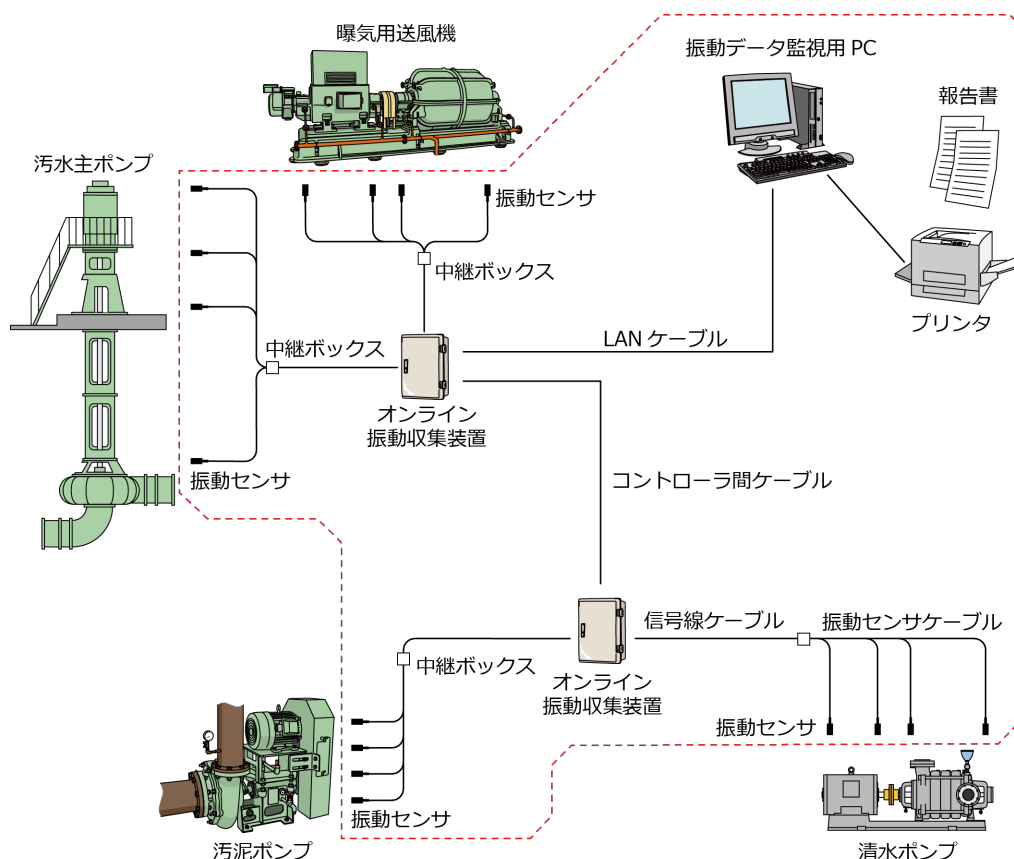


図 2-7 センシング技術の概要図（点線内が本技術）

本技術の振動センサは圧電式加速度センサを用いて、機器の振動生波形を検出する。なお、センサの取得可能な振動周波数範囲は、10Hz から 20kHz までとなっている。検出された生波形を中継ボックス、ケーブルを経由し、オンライン振動収集装置に取り込み、信号処理を行う。信号処理により速度、加速度を検出する。信号処理の概念は以下のとおりである。

- ・ 検出した生波形の 1kHz～20kHz を抽出した後、時間平均処理を行い、加速度値として検出する。
- ・ 検出した生波形の 10Hz～1kHz を抽出した後、積分演算し、時間平均処理を行い、速度値として検出する。

オンライン振動収集装置は、回転機械に取り付けた振動センサの生波形を各振動値に変換するための装置であり（図 2-8 参照）、振動センサ点数に応じて複数台設置する。

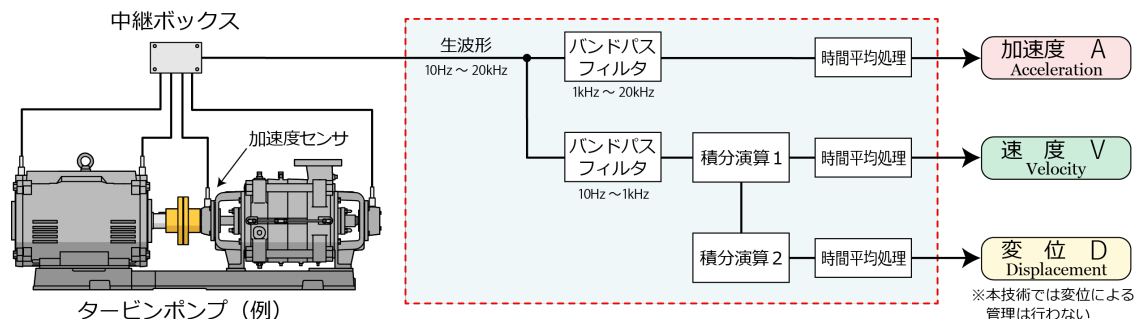
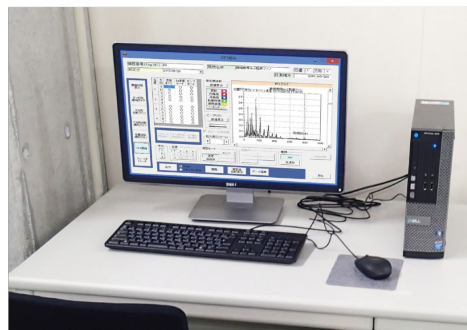
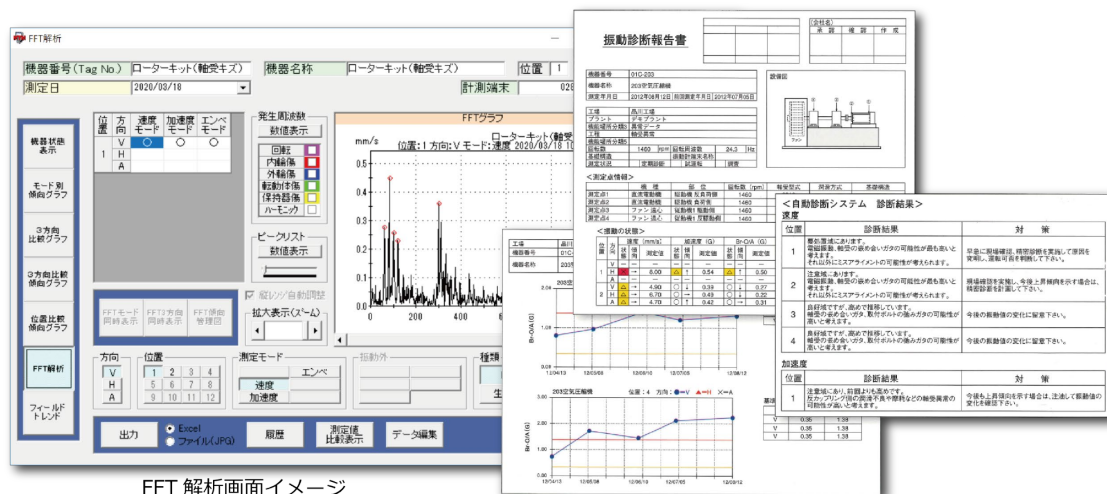


図 2-8 オンライン振動収集装置の概要（点線内は本装置の信号処理プロセスを示す）

振動データ監視用 PC（図 2-9 参照）は、複数のオンライン振動収集装置で収集したデータを集約することで、統合的に管理するための装置であり、中央監視室などに設置する。



振動データ監視用 PC（設置イメージ）

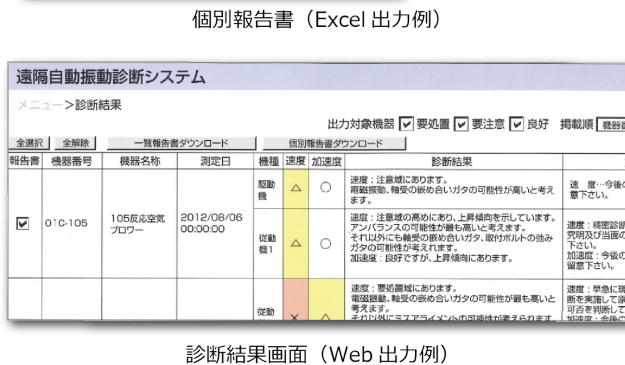


図 2-9 振動データ監視用 PC（自動振動診断システムのアウトプットイメージ）

(1) センシング技術の活用方法

センシング技術は、機械状態監視による劣化傾向管理を行うことで、回転機器の劣化状況を把握することができる⁵⁾。

図 2-10 にセンシング技術の活用方法のフローを示す。

振動値が注意域に達した場合は、原因について調査を行い、原因が特定できた場合は対策を実施し（ボルトの増し締め、異物の除去、軸受の給脂や注油等）、振動値が下がるか確認する。

原因対策後も振動値が良好域に戻らない場合は、メーカーに点検を依頼し、修繕が必要となった場合は修繕計画の立案や緊急修繕等を実施する。

このフローのうち、「振動値測定」、「注意域に達したか」の判断までが本技術の役割となる。

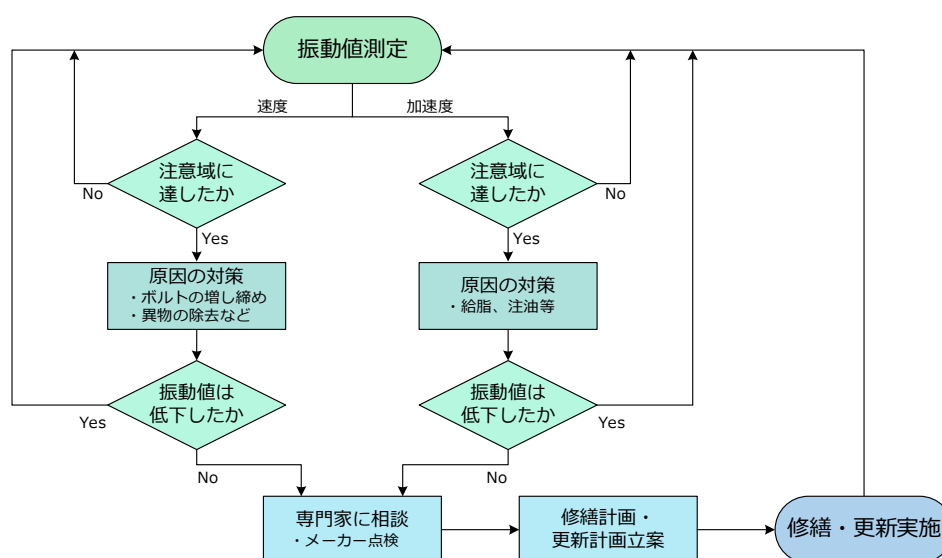


図 2-10 センシング技術の活用フロー

1) 定期修繕周期、更新周期の延伸

図 2-10 に示すフローに従い機器の状態を監視することで、劣化の状態に応じた修繕・更新計画の立案が可能（状態監視保全）となり、予め定めた年数によって行われてきた定期修繕や更新工事の周期延伸が期待できる。

一例として、従来行われてきた定期修繕計画と、本技術を導入した場合の状態監視保全による周期延伸イメージを図 2-11 に示す。

下図は、定期修繕を 6 年周期で行う場合の計画表と、振動測定グラフを並べたイメージ図である。1 年目に定期修繕を計画して 6 年周期で修繕を実施する予定であったが、振動測定結果が良好域であったことから、定期修繕実施時期を遅らせることにした。その後、8 年目を迎えた時点で振動値が上昇し注意域に達したことから、再度修繕計画を立案し 10 年目に修繕を行うことになった。

この例では本技術を活用することで、当初計画していた定期修繕の実施周期を 4 年遅らせたことを示している。

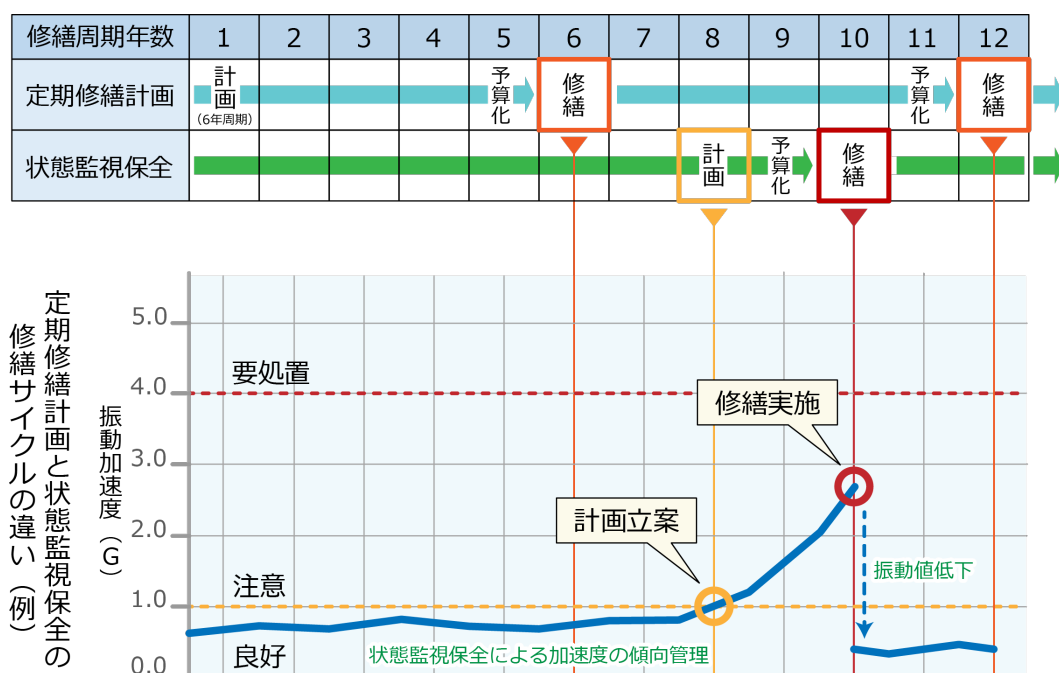


図 2-11 センシング技術の活用による修繕周期延伸のイメージ

2) 突発故障の防止

センシング技術を導入することで、事前に機器の劣化状況を検知することが可能となり、突発故障の発生を防止する効果が期待できる。

§ 8 ビッグデータ分析技術の概要と特徴

本技術は、下水処理施設にビッグデータ分析技術を導入することで、異常予兆の検知、計装設備点検の効率化、汚水主ポンプの長期的な性能低下の予測など、下水道施設の維持管理に関わる業務の支援を目的としている。本技術では、下水処理施設に蓄積された各種データを、ビッグデータ分析技術によりモデル化することで、設備の異常予兆検知、劣化状況の予測を行う。これにより下水処理施設の従事者は、異常予兆時の警報通報や劣化進行予測値をもとにした維持管理業務の遂行が可能となる。

【解説】

多くの下水処理施設は、昭和の終わりから平成の初めにかけて建設されており、これまでに渡って膨大な維持管理データが蓄積されている。しかしながら、蓄積された維持管理データが、下水処理施設の管理に十分活かされていないケースもあり、新たな技術の導入が望まれている。

また、下水処理施設の維持管理は従事者の技術力に負うところが大きく、熟練した従事者の退職等により、今後は適切な維持管理の継続が危ぶまれている。このような下水処理施設の維持管理に関する課題を解決する有力な手段の一つとして、ビッグデータ分析技術があげられる。

ビッグデータ分析技術は、下水処理施設の異常予兆の検知、計装設備点検の効率化、汚水主ポンプの長期的な性能低下の予測など、下水処理施設に関わる維持管理業務の支援に活用できる。本技術では、下水処理施設に蓄積された過去の維持管理データ（ビッグデータ）を用いて下水処理施設自体を数値モデル化し、各センサ間の相関性比較による設備の異常予兆検知と機械学習による汚水主ポンプの劣化進行予測を行うことで、従事者の技術力に左右されない定量的な下水処理施設の維持管理支援を可能とする。

図 2-12 にビッグデータ分析技術における各要素技術と用途を示す。

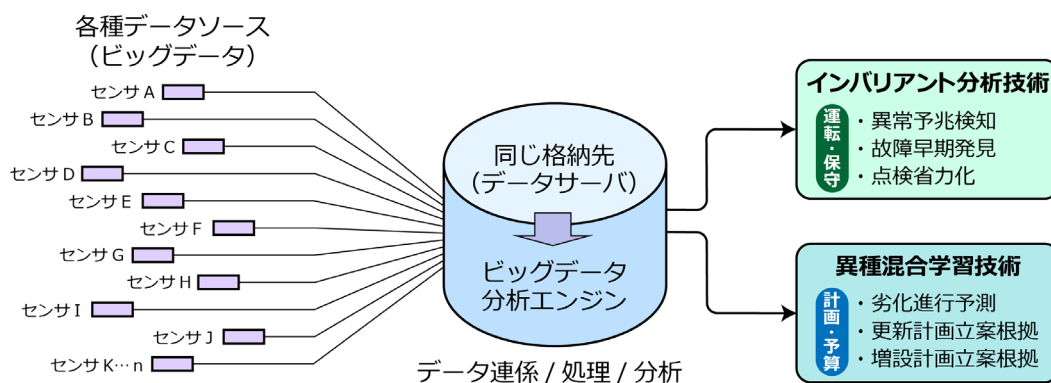


図 2-12 ビッグデータ分析技術における各要素技術と用途

ビッグデータ分析技術は、下水道処理施設の各電気室に設置された既存のコントローラ（PLC）から、新規に設置した OPC サーバを使って計装データをリアルタイムに収集する。

インバリエント分析による異常予兆検知では、収集したデータをカートリッジサーバ、分析サーバを使って下水処理施設の異常予兆を監視する。また、OPC サーバにて収集し一定期間蓄積した時間単位のポンプ設備の運転データは、異種混合学習技術を用いた劣化進行予測にて、設備の更新計画の検討を行うことができる。収集データと運転記録を分析企業に送付し、当該企業内に設置された機械学習エンジンを使って劣化進行予測を行う。予測結果は、分析報告書として記録メディアまたは電子メールにて納品される。

図 2-13 にビッグデータ分析技術の概要図を示す。

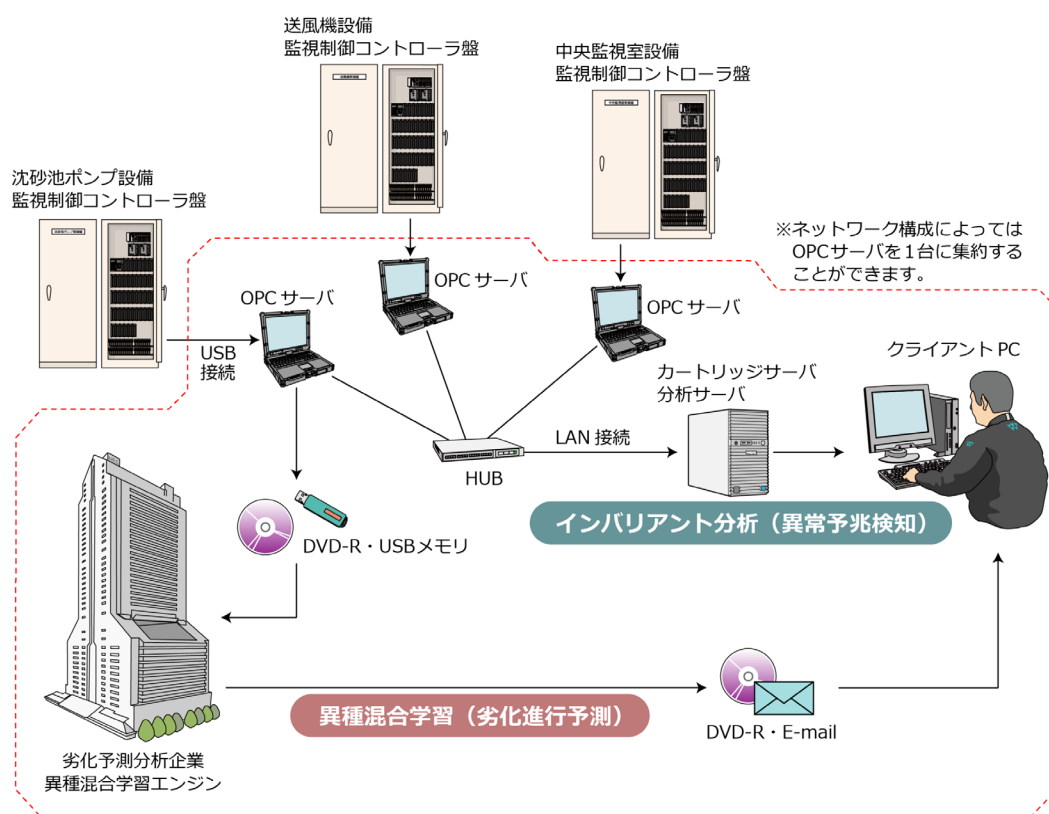


図 2-13 ビッグデータ分析技術の概要図（点線内が本技術）

(1) インバリエント分析技術（異常予兆検知）

多数のセンサ間の不変な関係（インバリエント：invariant）を自動でモデル化し、モデルにより算出されたデータと実際のデータとを比較することで、「いつもと違う」動き（異常予兆）を検知することが可能となる。また、センサ間の関連性を自動的に抽出するため、人の手を介さず、すべてのセンサ間の関係を網羅的に監視できるようになる。

図 2-14 に異常予兆検知フロー概念図を示す。

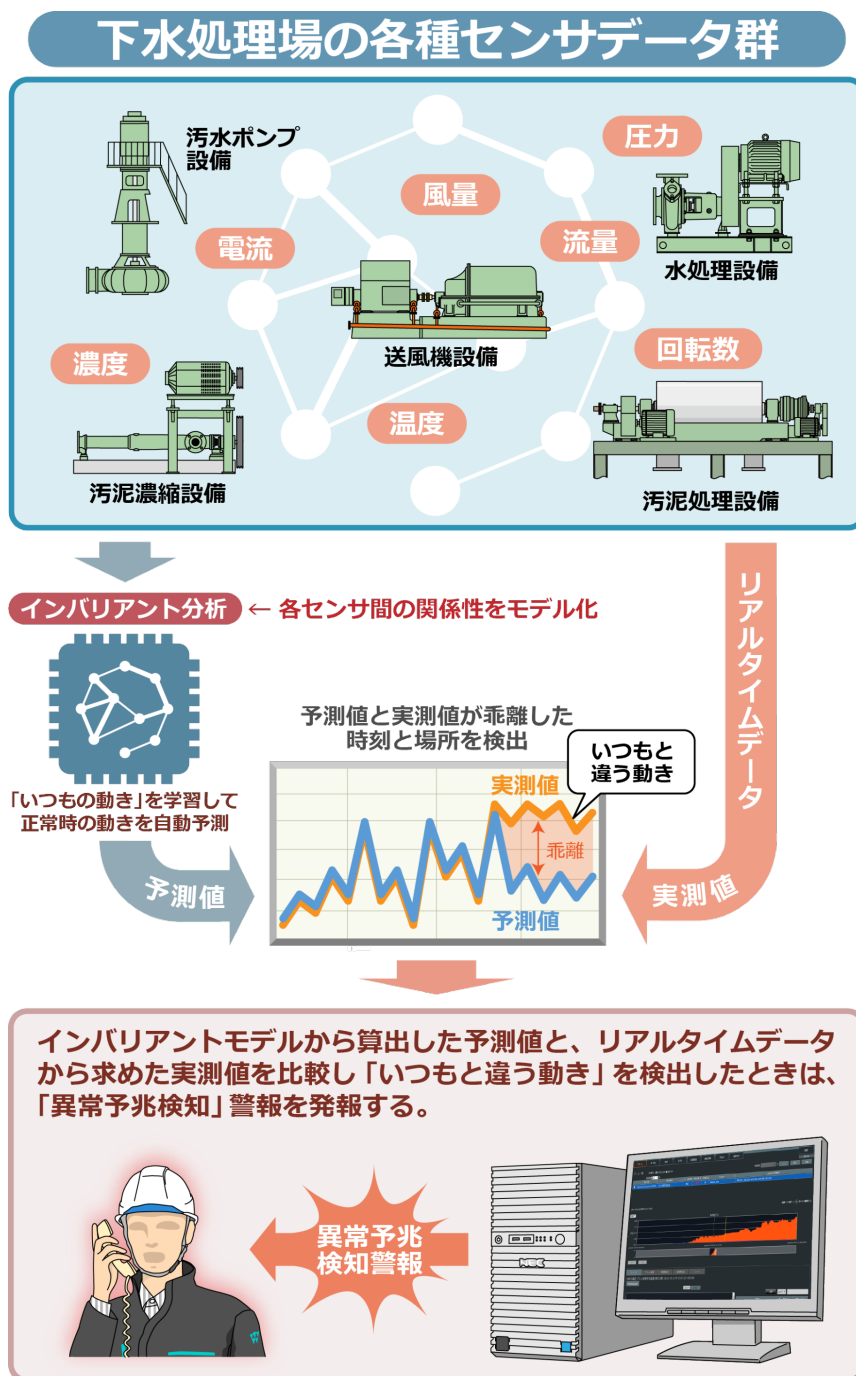


図 2-14 異常予兆検知フロー概念図

インバリエント分析技術には以下の特徴がある。

- ・施設設備の異常予兆を検知

インバリエント分析では、センサ値の関係性の崩れに注目しているため、センサ値そのものを監視するより早い段階での異常予兆検知が可能である。

仮に主ポンプ設備において、汚水主ポンプに異常が発生し、徐々に回転数が低下したとする。この場合、下水処理施設の従事者が異常に気がつくのは、回転数計や揚水量計などの指示値を見て数値が低下したことを発見したときか、ポンプ井水位高などの警報が発報したときである（図 2-15 参照）。

従事者は、数値の変化を発見するか警報が発報することで異常に気がつく



図 2-15 一般的な故障検知のタイミング

警報発報時は、ポンプ回転数の設定値と目標値との相関性が崩れるのは明らかである。このセンサ間の相関は、警報発報前から崩れ始めるため、図 2-16 に示すように、センサ値そのものによる監視よりも早期に異常の予兆を検知することが期待できる。

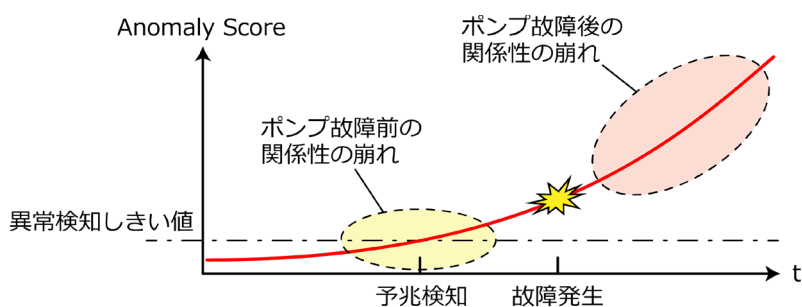


図 2-16 インバリエント分析による故障検知のタイミング

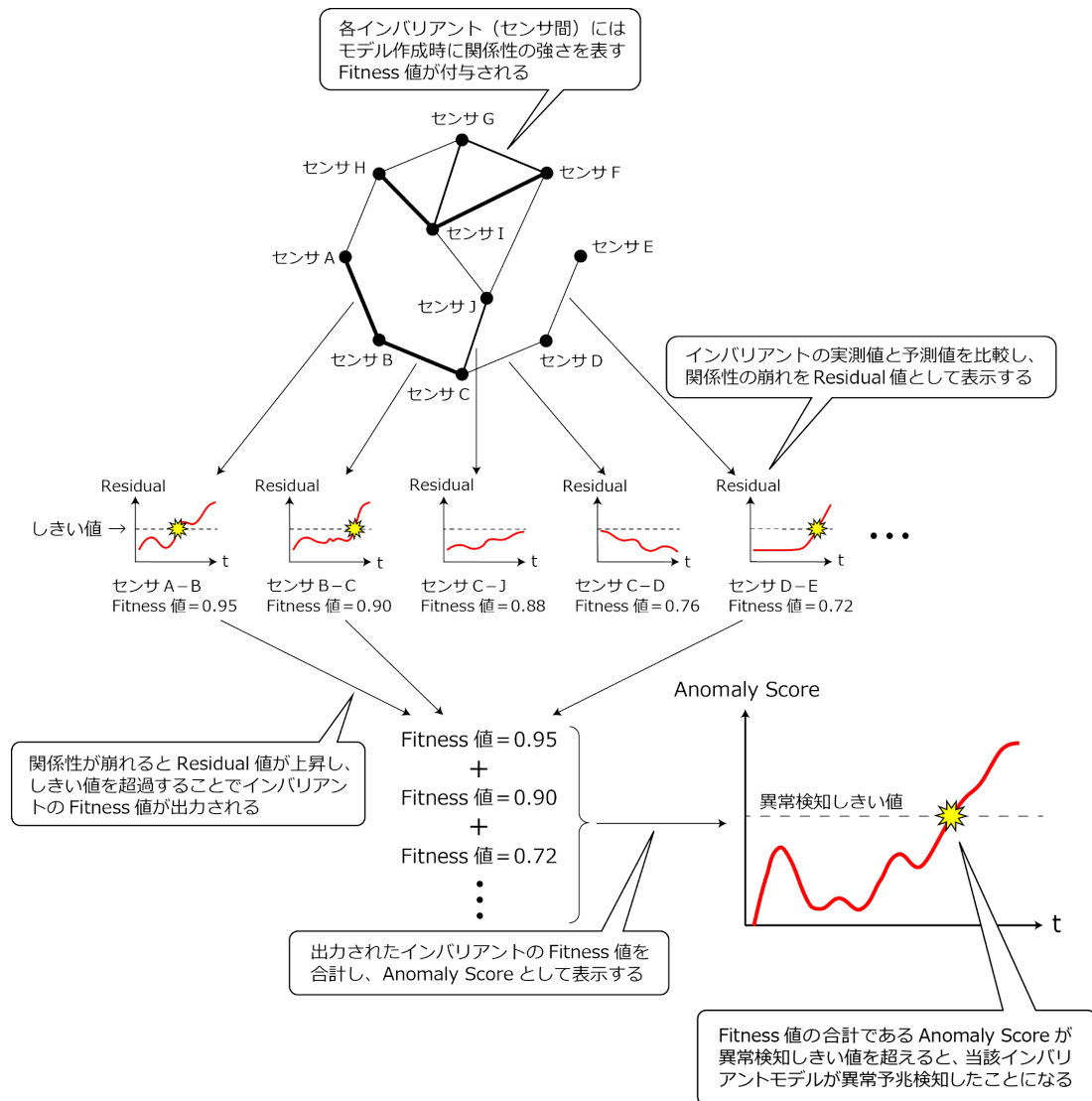


図 2-17 インバリエントモデルによる異常検知

図 2-17 にインバリエントモデルによる異常検知イメージを示す。

図の中段付近にあるグラフの縦軸に示した Residual は、予測値と実測値の差を意味する。

また、図の下段にあるグラフの縦軸に示した Anomaly Score は、関係性が崩れたことで異常予兆を示したセンサのインバリエントの Fitness 値（センサ間の相関強度を示す値）を積算したものである。また、図に示した異常検知しきい値は、異常を判定するための判定基準であり、作成したモデルごとに個別に設定するものである。

インバリエント分析では Anomaly Score や Residual を監視することで、「いつもと違う動き」として設備の異常予兆を検知する。

(2) 異種混合学習技術（劣化進行予測）

大量データに隠れた複雑な法則から、単純な法則の成立条件を自動的に決定し、高精度・高速な処理を行いながら、さらに膨大なデータの場合分け作業を自動化することで、効率的に分析を行う技術である。図 2-18 に本技術の将来予測イメージフローを示す。

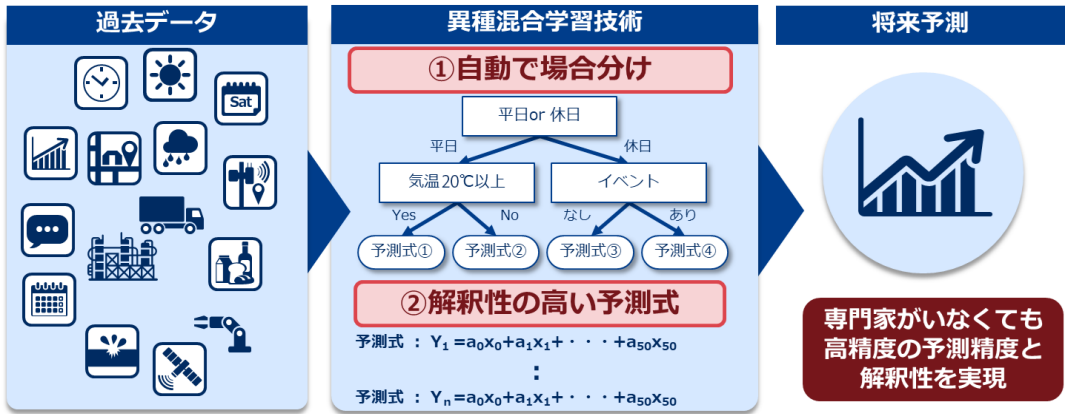


図 2-18 異種混合学習技術による将来予測

異種混合学習技術では、複数の条件に対応した複数の予測式が作成される。この際の複数の条件は①自動で場合分けされ、「予測式選択基準」として設定される。

表形式で表した場合の「予測式選択基準」の例を表 2-2 に示す。

表 2-2 予測式選択基準(例)

予測式選択基準		流入渠水位（m）	
		2.45未満	2.45以上
No2汚水主ポンプ 回転数 （rpm）	1,199.5未満	予測式 0	
	1,199.5以上1,279.5未満	予測式 1	予測式 3
	1,279.5以上1,324.5未満	予測式 2	
	1,324.5以上		予測式 4

また作成される「予測式」は、目的変数に対する説明変数と係数によるシンプルな②解釈性の高い予測式となる。

将来予測の際はその時々条件に合致した「予測式選択基準」による「予測式」にて予測値が推算される。また、その変数の影響度が高いかどうか半別が可能である。

図解として解釈が困難な他のアルゴリズムによる予測モデルと、解釈が容易な（解釈性が高い）本技術による予測モデルのイメージを図 2-19 に示す。

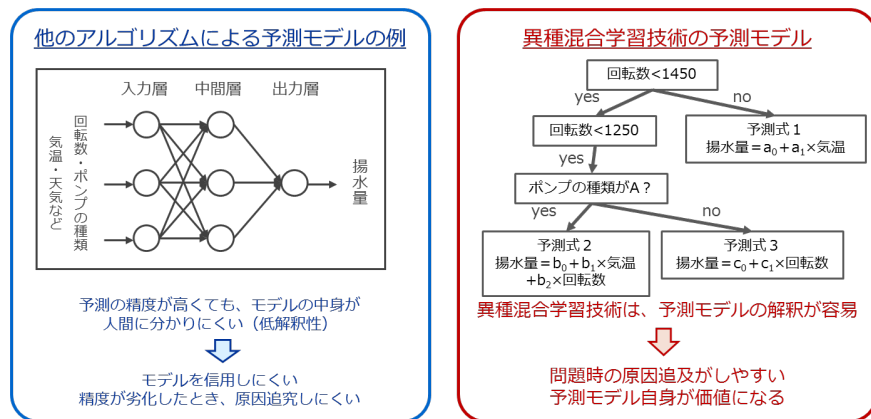


図 2-19 他のアルゴリズム予測モデルと本技術予測モデルとの違い(例)

一般的な、異種混合学習技術による将来予測の分析は、以下の手順で行われる。

1) 目的変数の決定

設備の性能を正確にあらわす目的変数(劣化指標)を既存のデータ一覧から選び決定する。
なお、本技術における劣化進行予測の対象機器は污水主ポンプとする。

2) データ観察によるモデル作成の準備

分析のはじめに、データ観察により分析精度に悪影響を及ぼす異常データを含む不適切なデータの除去（データクレンジング）を以下の手順でおこなう。

①学習データの品質の確認

データ中に欠損値や異常値を確認した場合は、データクレンジング処理を行う。記録誤りや欠損等により、データ中に非常に大きな異常値や真値と異なる値（例えば0など）が混在すると、予測モデルの精度に影響を与えるため、それらのデータは欠損として取り除く。また、分析に悪影響を及ぼすノイズとなるデータが混在している場合は、統計値に基づき除去する場合もある。

②機械学習をおこなうデータの量の確認

データをもとに複数の変数間の相関関係を表現する予測モデルを作成するために、一定量以上の学習データが必要になる。また、季節依存性がある分析対象や、ある程度の期間がないと傾向が表れない分析対象では一定期間以上のデータが必要となる。

③目的変数と説明変数の数値の確認

予測モデルは、目的変数と説明変数の関係を表現する数式で構成されるため、目的変数や説明変数には、ある一定の幅以上のばらつきが必要となる。例えば、一定値を示す変数を説明変数としても目的変数との関係性が無いために予測モデルの作成には役立たない。

④目的変数と説明変数の関係の確認

予測モデルは、目的変数と説明変数の関係式で作成される。高精度の予測モデル作成のためには、目的変数の規則性を説明する因子としての説明変数を確認する必要がある。

3) 予測モデルの作成

分析ソフトウェア（分析エンジン）を用いて、過去のデータ（目的変数と説明変数）を機械学習して予測モデルを作成する。異種混合学習の予測モデルは「予測式選択基準」と複数の「予測式」で構成される。異種混合学習により作成される予測モデルでは、条件によって「予測式」を切り替え予測値の推算をする。その「予測式」切り替えの判断基準が「予測式選択基準」である。

4) 予測モデルの検証

作成したモデルに対する精度の検証を行う。検証には目的変数の値がわかっている過去の実測値データと予測モデルを利用して算出した予測値を比較することで行う。

実績値と予測値の比較は、図 2-20 に示すような時系列グラフをもとに、実績値の規則的な動きが予測値でも表現できているかを確認する。また、異種混合学習では1つのモデルで複数の予測式が作成される。予測値を算出する予測式はサンプリングデータごとに異なり、予測式選択基準に基づき各予測値の推算に使用される。予測に使用した予測式は、表の下部の色と高さの異なる点で表している。

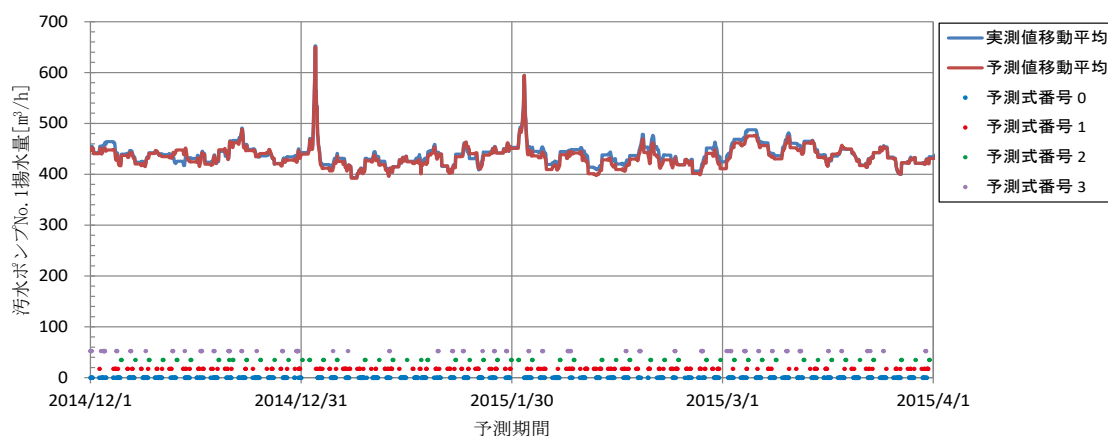


図 2-20 予測式番号と実績値・予測値の比較グラフ

(3) ビッグデータ分析技術の活用方法

1) インバリエント分析技術（異常予兆検知）

インバリエント分析技術は、下水処理場における機械・電気・計装設備の異常予兆検知に用いる。これにより、以下の効果が期待できる。

① 異常発生前の予兆検知

インバリエント分析を利用することにより、個々のセンサの監視では気づきにくい異常予兆を検知することができるため、操業に影響する故障異常が発生する前に対応することが可能となる。図 2-21 に一例として返送汚泥モデルでの異常予兆検知異常のフローを示す。流量目標設定、実流量、回転数（インバータ周波数）、汚泥濃度の関係をモデル化し、これらの予測値と、実測値の乖離をもとに異常予兆の検知を行う。その結果、返送汚泥水路の浮上スカム堆積といった事象の予兆を早期に発見することが可能となり、スカムの除去作業等が効率的に行えるようになる。

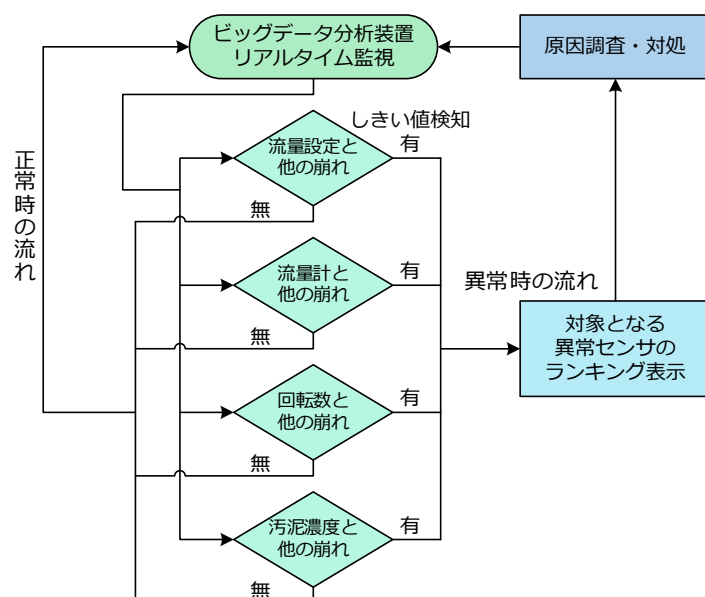


図 2-21 異常予兆検知のフロー例(返送汚泥モデルでの異常予兆検知)

なお、異常予兆を検知した内容により、予備機への切替操作や異常要因の排除を行うことで、機器の故障防止や警報発報の回避が期待できる。

② 計装設備点検の効率化

定期的実施される計装設備点検は、計装ループごとに信号の入出力試験を行っている。インバリエント分析では、各計装信号の相関性の崩れを常時監視しているため、常に計装ループの動きを点検しているのに等しい状態にある。よって本技術導入後は、相関性の崩れが続く計装ループを主な点検対象として業務委託することで、効率的な計装設備点検の実施が期待できる。

図 2-22 に水処理モデルでの異常予兆検知異常のフロー例を示す。このモデルでは、DO 計と他センサの相関性を監視しているものとする。通常、汚水流入量や返送汚泥流量などが一定の場合、曝気風量の増加に伴い DO 値が上昇する。それが曝気風量を増加したのにも関わらず DO 値が上昇しない場合、DO 計廻りの計装ループのいずれかの場所で異常が発生しているものと判断できる。

このように、計装機器単体では異常として捉えることが難しい事象においても、関係性の崩れを見ることで、計装機器自体の異常として判断すれば、関連した計装ループ内を集中的に調査することで、効率的に異常箇所を発見することができる。

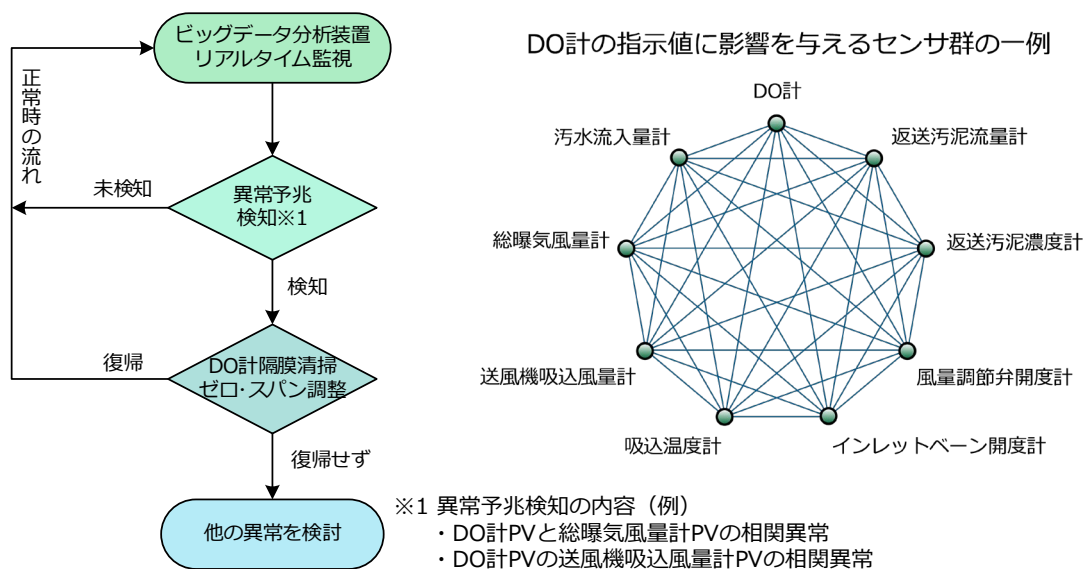


図 2-22 異常予兆検知のフロー(DO モデルでの異常予兆検知)

2) 異種混合学習技術（劣化進行予測）

異種混合学習技術を用いた劣化進行予測とは、下水道施設に設置されている污水主ポンプ等の現在の性能状況を推定する「性能状況推定」と、将来の劣化進行を予測する「劣化進行予測」からなる。更に図 2-23 に示すとおり、キャビテーション等による摩耗劣化などを加味して^⑥高回転域で使用したときの運転時間を劣化要因として加え、得られた結果に基づき「長期劣化予測」を推算することで、污水主ポンプ等の設備の修繕および更新計画の定量的な策定検討に活用することが期待できる。

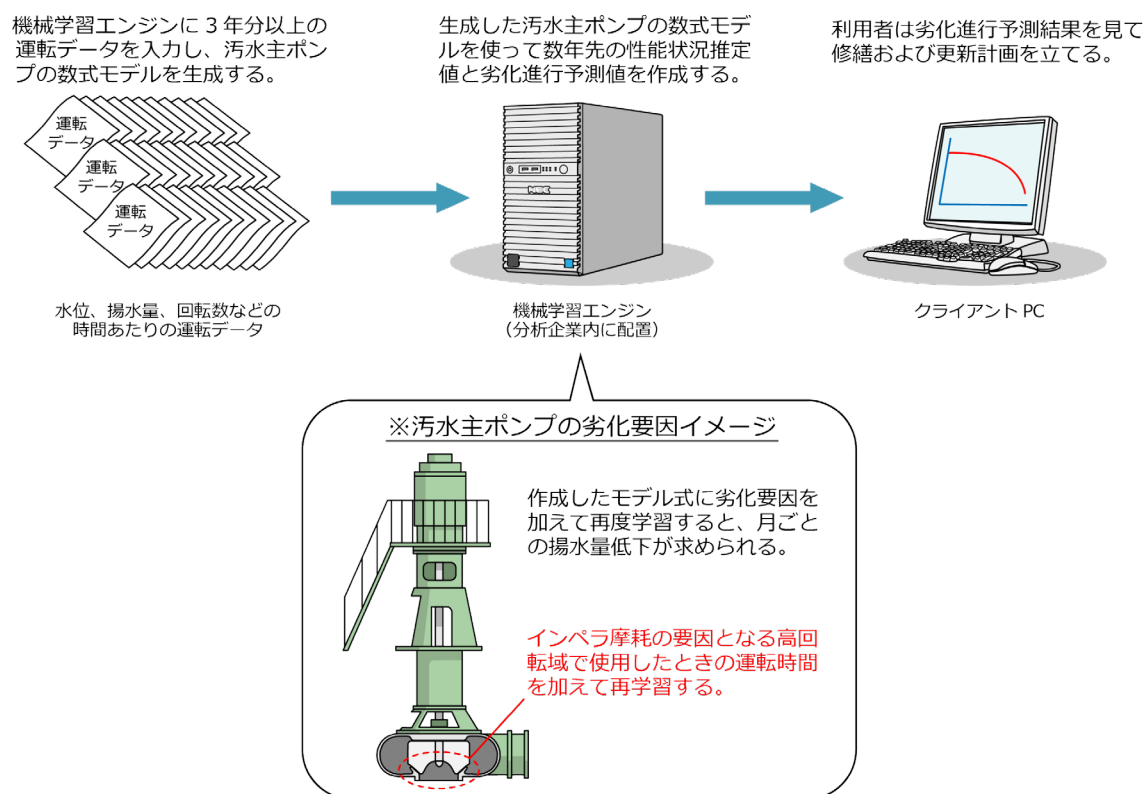


図 2-23 異種混合学習技術の数式モデルに使用する劣化要因イメージ

異種混合学習技術による劣化進行予測の導入により、以下の効果が期待できる。

① 設備性能の低下状況の推定

異種混合学習技術は設備の現在の性能推定と将来の性能劣化を予測するために用いる。

図 2-24 に汚水主ポンプ揚水量の実測値と性能状況推定値の例を示す。実測値（図中の灰色点）は常に数値が変動しており、実測値の観察では汚水主ポンプの性能低下を把握することが困難である。これに対し性能状況推定は、過去の運転データを機械学習して作成したモデル式を使って、揚水量の変動要因である、気温、降水量、ポンプ井水位、汚水主ポンプ回転数を一定の値にして再計算することで、標準化（固定化）された揚水量（図中の青色線）を示すことができる。

この値をもとに、汚水主ポンプの性能の低下状況を推定することを可能としている。

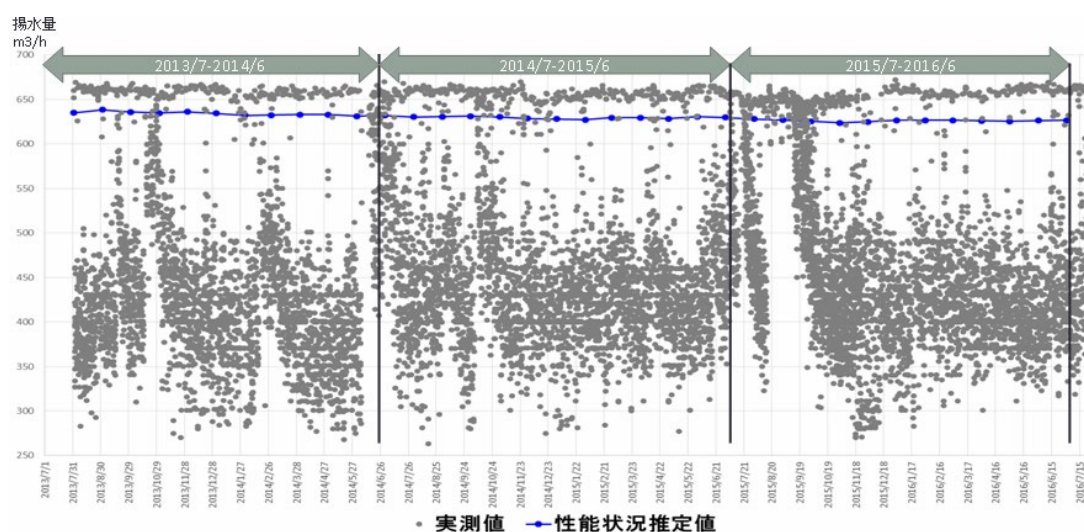


図 2-24 汚水主ポンプ揚水量の実測値と性能状況推定値の例

次に、汚水主ポンプの将来の性能劣化予測について異種混合学習技術を活用して行う。求めた性能状況推定値を用いて将来の性能値予測を行う。現状の運用パターンを変えない条件の下における、数年先の将来の性能劣化進行を推定することができる。対象設備が、所要性能に対し満足できるか否かを判断することおよび、性能の変化傾向の把握が可能になる。（図 2-25）

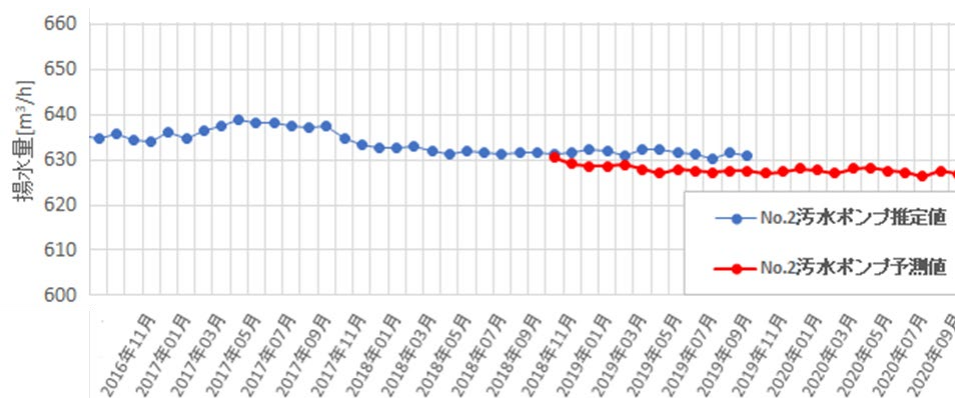


図 2-25 汚水主ポンプ性能状況推定値からの劣化進行予測の例

② 設備更新計画の基礎資料

劣化進行予測の結果に基づき近似線で外挿することで、より長期の劣化進行を予測し設備の更新時期の検討を行う。異種混合学習技術を用いた劣化進行予測にて、1年から数年先の将来の性能値が推算できる。ただし、下水道設備の耐用年数は長いため、更新時期の推定には、劣化進行予測の結果に基づき、その推移を近似式にて外挿することで推算する。

図 2-26 に劣化進行予測の外挿による更新時期の検討の例を示す。この例では、劣化進行予測値（濃赤色のプロット）をもとに線形近似による外挿を行い（青線の点線）、さらに、劣化進行予測の誤差の累積を考慮して長期的な予測を行っている。（劣化予測の実証誤差率の累積を考慮：紫色の点線、目標誤差率=0.5%の累積を考慮：オレンジ線の点線）。ここに更新の基準（赤色の実線で示す）を定めることで、この基準値を下回る点を更新の目安とすることができる。

なお、実証誤差率とは令和元年度 B-DASH 実証事業における性能状況推定値と劣化進行予測値との誤差率を示しており、1年後予測誤差 0.13%を採用している。目標誤差率とは当研究体が平成 27 年度 B-DASH 実証事業開始時から掲げている目標値を示している。

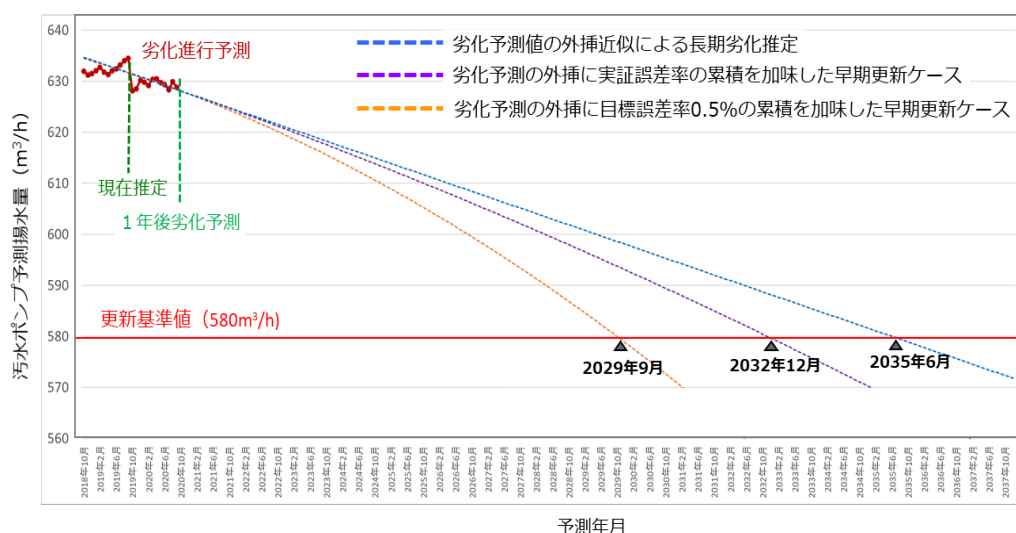


図 2-26 劣化進行予測の外挿による更新時期の検討例

ストックマネジメント健全度評価等と併せて検討することで、主ポンプ設備の更新検討の基礎資料として活用できる。誤差を考慮した複数ケースの更新時期予測結果にて、更新優先度の検討や余裕を持った性能低下の確認用途を想定している。

本ガイドラインでは2年分の劣化進行予測データをもとに一次近似による将来予測の例を示したが、データの蓄積量により、より精度の高い劣化進行予測が可能となると考えられる。

また、実運用における運転実績の変動を考慮し、定期的な再分析による更新計画の見直しを行うことを推奨する。

§ 9 組合せ技術の概要と特徴

本技術は、センシング技術とインバリエント分析技術を組合せて導入することで、より細かい異常予兆を捉えることが可能となる。

【解説】

組合せ技術とは、インバリエント分析技術の検知精度を向上させるため、センシング技術の振動データをインバリエント（相関数）に取り込むことで、より細かい異常予兆検知を実現するものである。

図 2-27 にセンシング技術と組合せたインバリエント分析技術の概要を示す。

軸受の劣化やシャフトのアンバランスなど、部品単位の異常を捉えることができる振動センサデータ（2 次効果パラメータ）と、電流や流量など既存センサから得られるデータ（1 次効果パラメータ）を組合せて監視することで、わずかな実測値の変化でも精度高く異常を捉えることができる。

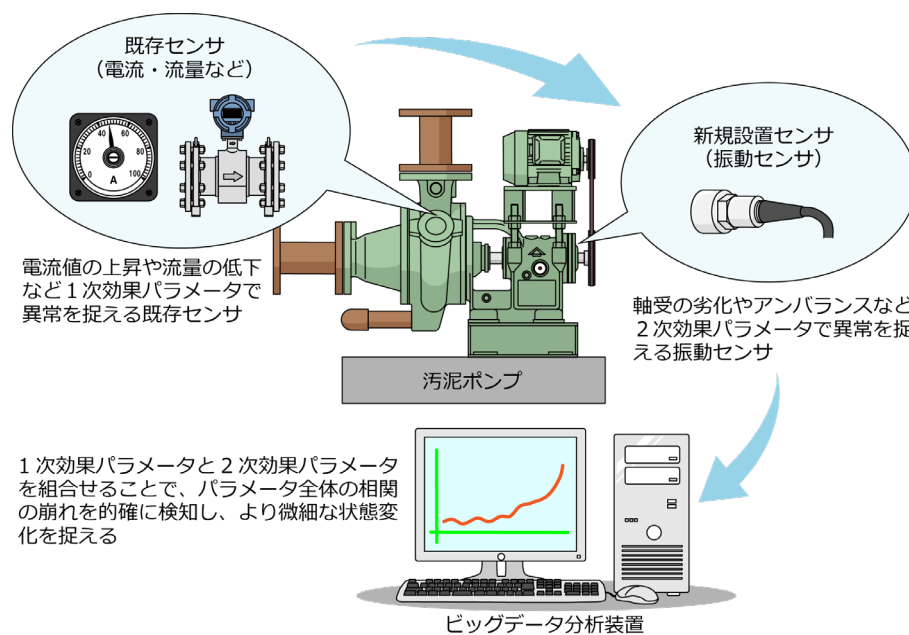


図 2-27 センシング技術と組み合わせたインバリエント分析技術の概要

なお、異種混合学習技術は、センシング技術やインバリエント分析技術のように、リアルタイム性を求める技術ではなく、長期の運転データを繰り返し機械学習することで将来の劣化進行を予測する技術であることから、センシング技術と異種混合学習、またはインバリエント分析技術と異種混合学習の組合せは行わない。

(1) 組合せ技術の活用方法

本技術の導入により、軸受から伝わる振動要因を異常原因に置き換えて検知することができる。これによりポンプインペラへの異物の絡み、V ベルトの緩みや亀裂、ベルトカバーの緩みなどが検知できる場合がある。

1) ポンプインペラのし渣絡みなどの詰まり事象を検知できる

流量計、圧力計、濃度計などの既存センサと、振動センサとの相関性を常時監視することで、より確度高く異常予兆を捉えることが期待でき、突発故障を未然に防ぐ効果を高めることが可能となる。

たとえば初沈汚泥ポンプ（生汚泥ポンプ）は、し渣等の夾雑物がポンプインペラに絡みつくことでモータ過負荷により警報停止することがある。この症状によって警報停止した場合は、絡みついた夾雑物の量も多く、突発的な異物除去作業に労力を費やすことになる。

しかし、この異常が予兆の段階で捉えることができれば、少量のうちに夾雑物を除去するなどの対策を講じることで、より効率的に作業が行えることになる。

本技術は図 2-28 に示すとおり、一般的に設置されている既存センサ数よりも監視項目数を増やすことで、より細かい異常予兆を捉えることが可能となる。

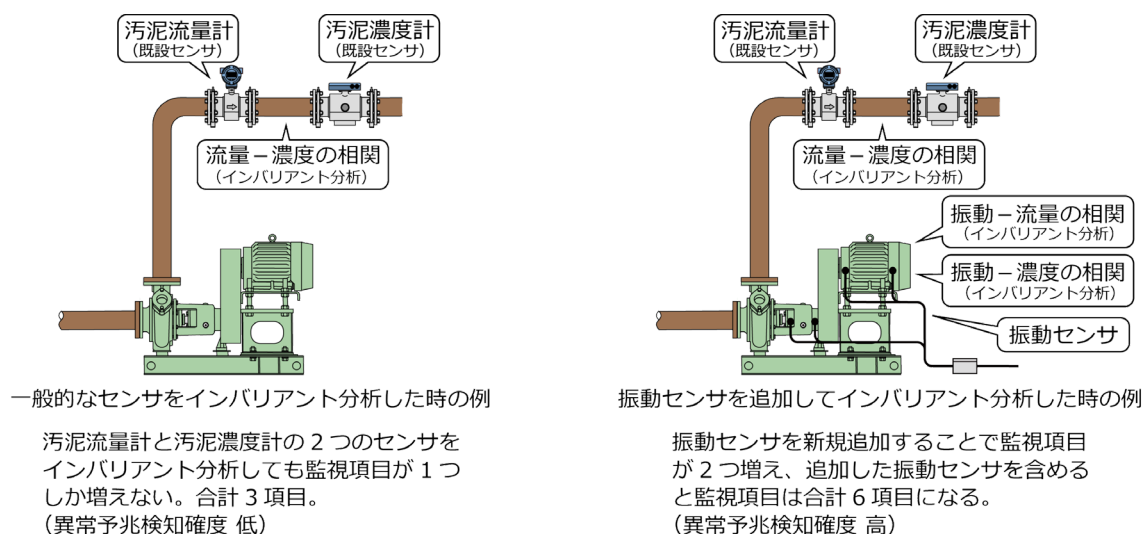


図 2-28 センシング技術との組合せによる監視項目の増加例

2) V ベルトの劣化異常を検知できる

流量計、圧力計、濃度計などの既存センサと、振動センサとの相関性を常時監視することで、通常センサでは計測誤差と判断してしまうような微細な変化を捉えることが期待でき、V ベルトが破断する前に異常予兆を検知することが可能となる。

たとえば初沈汚泥ポンプ（生汚泥ポンプ）を長時間使用した場合、駆動用 V ベルトに「伸び」が生じ、そのまま使用し続けると V ベルトが破断して無送水状態に陥る。この異常が発生する

と、作業員は緊急度に応じて昼夜を問わず V ベルト交換作業を実施することになる。

しかし、この異常を予兆の段階で捉えることができれば、破断する前に予定を立てて V ベルトの交換作業が行えることから、劣化予測を踏まえた管理が可能となる。

本技術は図 2-28 に示すとおり、一般的に設置されている既存センサ数よりも監視項目数を増やすことで、より細かい異常予兆を捉えることが可能となる。

第2節 技術の適用条件

§ 10 センシング技術の適用範囲

(1)適用条件

- 1) 回転数 600rpm 以上の陸上機器
- 2) 回転数 600rpm 未満の一軸ねじ式ポンプ本体部、横軸渦巻きポンプ本体部（ただし、陸上機器に限る）

【解説】

センシング技術の適用条件は、振動センサの設置の可否、状態監視保全を行う上で必要となる明確な基準値の有無により以下のとおりとする。

なお、振動センサを設置する上で、対象機器の構造上、振動センサが物理的に設置できない場合は管理対象から除外する。

(1) 適用条件

- 1) 回転数 600rpm 以上の陸上機器

以下の理由により回転数 600rpm 以上の陸上機器を本技術の対象とする。

- ・一般的な振動センサの測定範囲は振動数 10Hz 以上（回転振動 600rpm 以上）である。
- ・AMD 基準は回転数 600rpm 以上の機器を対象としている。
- ・一般的な振動センサの耐水性能は IPX6 以下であり水中設置できない（表 2-3 参照）。

表 2-3 耐水性能に対する保護等級の内容

等級	保護等級の内容
IPX8	継続的に水没しても内部に浸水することがない（水中形）
IPX7	一時的に一定水圧の条件に水没しても内部に浸水することがない（防浸形）
IPX6	あらゆる方向からの強い噴流水による有害な影響がない（耐水形）
IPX5	あらゆる方向からの噴流水による有害な影響がない（防噴流形）

なお、回転数 600rpm 以上の陸上機器のうち、インバータ駆動機器のモータ部は、インバータノイズの影響により加速度が導入時点ですでに基準値の要処置域にある場合、本技術の対象外とする。また、AMD 加速度基準は転がり軸受に対しての基準であるため、すべり軸受に対しては、適用対象外とする。

表 2-4 にセンシング技術の対象機器一覧を示す。

表 2-4 センシング技術の対象機器一覧

機器名	機種	機器名	機種
汚水主ポンプ	縦軸渦巻ポンプ	濃縮汚泥引抜ポンプ	一軸ねじ式ポンプ
	縦軸斜流ポンプ	濃縮機給泥ポンプ	
初沈汚泥ポンプ	横軸渦巻ポンプ (スラリーポンプ含む)	濃縮汚泥移送ポンプ	
返送汚泥ポンプ		消化汚泥ポンプ	
余剰汚泥ポンプ		汚泥循環ポンプ	
消泡水ポンプ		汚泥投入ポンプ	
砂ろ過ポンプ		薬液注入ポンプ	

※下水処理場により機器名や機種が若干かわる

2) 回転数 600rpm 未満の一軸ねじ式ポンプ本体部、横軸渦巻きポンプ本体部
(ただし、陸上機器に限る)

回転数 600rpm 未満の機器のうち、一軸ねじ式ポンプ本体部と横軸渦巻きポンプ本体部は、周波数領域が測定限界（10Hz 未満）となるため、速度は本技術の対象外とし、加速度のみ本技術の対象とした。モータ部は回転数が 600rpm 以上となるため、前述の 1)回転数 600rpm 以上の陸上機器に準拠する。

なお、600rpm 未満であっても、軸受きずが生じた場合に発生する振動周波数は加速度領域であるため、振動管理が可能である。

表 2-5 にポンプの回転数と適用する振動モードの関係を示す。

表 2-5 ポンプの回転数と適用する振動モードの関係

回転数	電源	対象部位	速度	加速度
600rpm以上	商用※	モータ部	○	○
		ポンプ部	○	○
	INV※	モータ部	○	ノイズ評価が必要
		ポンプ部	○	○
600rpm未満 一軸ねじ式ポンプおよび 横軸渦巻きポンプに限る	商用※	ポンプ部	×	○
	INV※	モータ部	×	ノイズ評価が必要
		ポンプ部	×	○

※商用とは三相交流電源、INVはインバータ電源を指す

§ 11 ビッグデータ分析技術の適用範囲

(1) 適用条件

1) インバリエント分析技術（異常予兆検知）

- ・適正周期（分単位）のデータを収集していること
- ・一定期間以上のデータが蓄積されていること
- ・監視制御装置コントローラ(PLC)が OPC 規格に準拠していること

2) 異種混合学習技術（劣化進行予測）

- ・適正周期（時間単位）データを収集しており、十分な蓄積データがあること。
- ・設備能力の変化を示す劣化指標データを有すること。
- ・劣化指標候補に対して、因果関係がありそうな複数のデータを有していること。

【解説】

(1) 適用条件

1) インバリエント分析技術の適用条件

インバリエント分析技術を導入するためには、対象となる下水処理施設の既存システムが以下の条件を満たしていることが必要となる。

①分単位でデータを収集していること

本技術は、設備の異常予兆を検知することを目的としている。異常予兆の発生から、実際の異常の発生に至る時間は、事象により異なると考えられるが、短時間で異常の発生に至る事象の予兆を検知することを目的として、本技術では分単位で収集されたデータによる分析を基本とする。

②1週間以上のデータが蓄積されていること

インバリエント分析モデルの作成の際の学習期間は、基本的に、季節性を考慮し学習(対象)データ期間は「1年間以上」とする。また月ごとの抜き取りにて合計の学習データ量が約1週間分（約150h分）以上を確保する。その際、設備が正常に稼働していることが前提となる。

③監視制御装置のコントローラ(PLC)が OPC 規格に準拠していること

本技術では、分析結果のリアルタイム性を確保するため、中央監視装置若しくは監視制御装置のコントローラ(PLC)に OPC サーバを接続して、センサデータを収集することを想定している。そのため、中央監視装置および監視制御装置のコントローラ(PLC)は OPC 規格に準拠していることが条件となる。

2) 異種混合学習技術の適用条件

本技術の対象機器は污水主ポンプとする。本技術を導入するためには、対象となる下水処理施設の既存システムが以下の条件を満たしていることが必要となる。

- ①設備能力の変化を示す劣化指標（揚水量、ポンプ井水位、運転時間）を含むこと。
- ②劣化指標候補に対して、因果関係がありそうな複数のデータを有すること。
（例として流量の変化に関係しそうな吐出弁開度や回転数、分配槽水位など）
- ③時間単位でデータを収集していること
- ④異種混合学習エンジンが予測式を分析するために必要な十分な量のデータがあること
（目安：単一のデータ項目で 1,000 件以上）。
- ⑤劣化進行予測する場合、劣化傾向を算出するためには最低 3 年間以上（図 2-29 参照）のデータがあること。

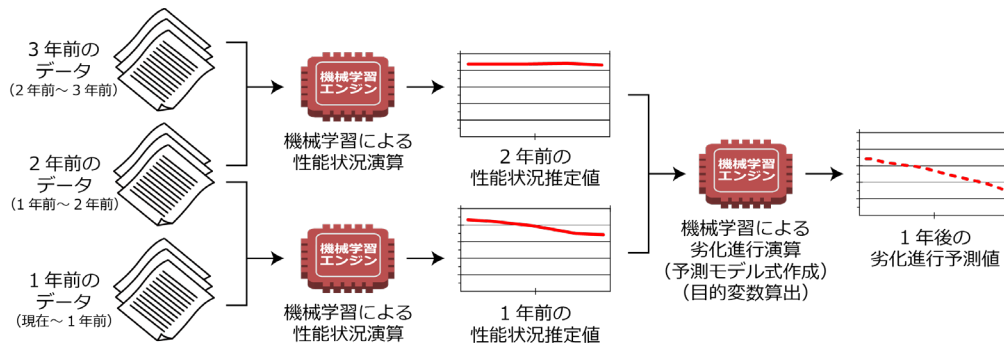


図 2-29 必要データ年数と劣化進行予測年数

上記条件の中で、①は特にポイントとなる項目であることから、十分に注意する必要がある。

また、No.1 污水主ポンプ単体の揚水量低下を分析するときに、吐出流量計が No.1～4 污水主ポンプの共通流量計であった場合、No.1 污水主ポンプ単体の流量変化を学習できないため注意が必要である。

ただし、流入水量の変化により、No.1 污水主ポンプが単体で稼働している時間帯があれば、それ以外の時間帯を除外（データクレンジング）することで分析可能である。

本技術は、劣化進行予測を行う手段として、相関関係を推定する統計学的手法の一つである回帰分析を採用している。よって劣化進行予測を行うには、推定対象となる目的変数と、その影響因子となる説明変数が必要になる。

図 2-30 に、ポンプ回転数を説明変数とした場合の揚水量予測例を示す。

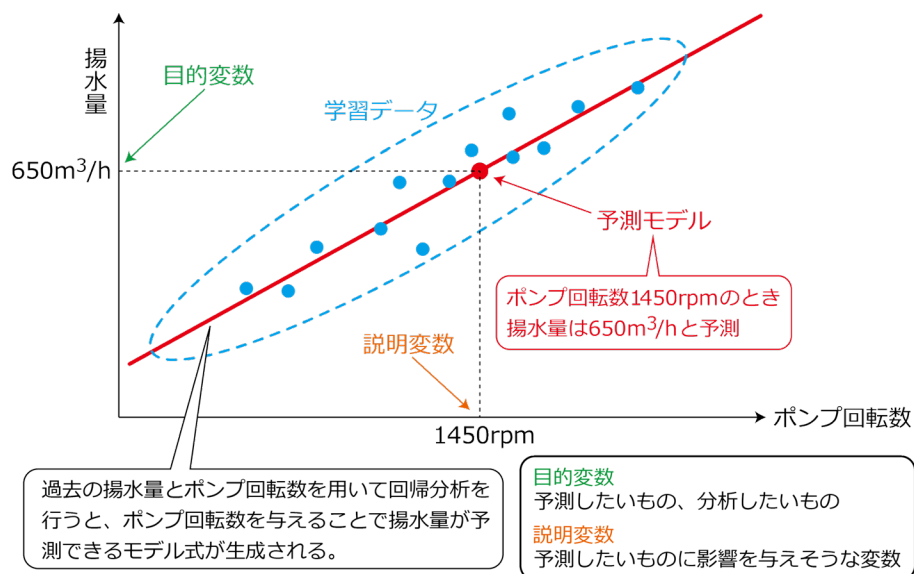


図 2-30 ポンプ回転数を説明変数とした場合の揚水量予測例

揚水量とポンプ回転数の関係以外にも、複数の情報（異種）の中から、複雑な法則やパターンなどを抽出して学習（混合学習）することで、さらに信頼性の高い予測モデルが生成される。

このことから、ビッグデータ分析技術を用いて劣化進行予測を行うには、回帰分析に適した学習データが必須となるため、導入検討段階から CSV 形式の既存データ、設置機器や計装フローなどが分かる完成図書などを用意し、当該技術の導入について事前にコンサルティングを受ける必要がある。

・劣化進行予測に適した污水主ポンプデータの一例

①分布がみられるデータ（流量や回転数が一定でなく、可変速制御している）

②機器単体のデータ（共通流量計は不適。ただし、単体で運転している時間帯があれば適合）

事前コンサルティングの結果、既存データが劣化進行予測に適合しないと評価された場合は、当該設備は適用対象外となる。

既存データの収集にあたってはインバリエント分析技術と同様に、監視制御装置のコントローラ（PLC）が OPC 規格に準拠しデータ蓄積が行えていることが条件となる。なお、異種混合学習技術に限りコントローラが OPC 規格に準拠していない場合であっても、CSV 形式でのデータ出力が可能であれば、異種混合学習エンジンによる劣化進行予測を行うことが可能な場合もある。

§ 12 組合せ技術の適用範囲

(1)適用条件

- 1) センシング技術を導入していること
- 2) インバリアント分析技術を導入していること
- 3) 振動データ保存用ストレージの設置

【解説】

組合せ技術の適用条件は、§ 10 のセンシング技術の適用条件、および § 11 のビッグデータ分析技術の適用条件を対象とする。

また、ビッグデータ分析技術の通信ネットワーク上に、センシング技術の振動データを読み書きできる記憶装置（ネットワーク HDD）の設置を条件とする。

§ 13 推奨条件

本技術の導入効果および導入コストを鑑み、以下の推奨条件を示す。

- ・精密診断を多く実施している施設
- ・設備の故障頻度が多い施設
- ・污水主ポンプの更新計画を予定している施設

【解説】

本技術は、水質・水量・処理方式に依存することがないため、全ての下水道施設に適用可能であるが、導入効果および導入コストを鑑み、次の施設への適用を推奨する。

- ・精密診断を多く実施している施設（污水主ポンプや曝気送風機等の重要機器）
- ・設備の故障頻度が多い施設（劣化の進行が早い連続運転機器、高負荷機器）
- ・污水主ポンプの更新計画を予定している施設

本技術は、センシング技術による振動測定により、精密診断の実施回数を削減できることから、精密診断を多く実施している施設への適用を推奨する。加えて振動値異常の自動通報により故障停止を未然に防止できることから、設備故障の頻度が多い施設への適用を推奨する。

また、污水主ポンプの更新計画策定時に、中長期的な将来の揚水量低下状況の根拠資料として活用したい場合に本技術の導入を推奨する。

§ 14 導入シナリオ例

本技術が導入される典型的なケースとして、二つのシナリオ例を示す。

- (1) 本技術を単独で導入し、ストックマネジメントの効率化を図る場合
- (2) 維持管理業務委託にて本技術を導入し、総合的な業務の効率化を図る場合

【解説】

本技術の導入が有効と考えられる典型的なシナリオ例を以下の(1)～(2)に示す。

(1) 本技術を単独で導入し、ストックマネジメントの効率化を図る場合

既に稼働している下水処理場においては、本技術を導入することでストックマネジメントの効率的な実施が可能となる。本技術は、既設設備を大幅に改造することなく導入が可能であるため、他の工事に影響なく、短い工期で導入することが可能である。主に地方公共団体職員の目線から、ストックマネジメントの精度を高めることを目的とした導入が想定される。

(2) 維持管理業務にて本技術を導入し、ストックマネジメントの効率化を図る場合

稼働中の下水処理場において、新たに維持管理業務を外部に委託する際、または維持管理業務委託の更新の際に、合わせて本技術を導入することでストックマネジメントの効率的な実施が可能となる。この場合、維持管理業務におけるデータ蓄積にも活用することで、総合的な業務の効率化を図ることが可能である。主に維持管理業務委託業者の目線から、機器点検に係る作業量・時間の低減効果を目的とした導入が想定される。

第3節 実証研究に基づく評価の概要

§ 15 技術の評価項目

本技術の実証研究において評価した項目を以下に示す。

- (1) 設備信頼性向上により故障を予防することによる損害低減効果
- (2) 設備補修点検周期の延伸によるコスト縮減効果
- (3) 劣化診断の効率化による作業量・時間の低減効果
- (4) 劣化診断の高度化による計測誤差低減、劣化診断および劣化予測の精度向上効果
- (5) モニタリングデータ蓄積による劣化診断および劣化予測の精度向上効果
- (6) 実証設備の設置環境化における劣化及び耐久性に関する調査（分解調査）

【解説】

本技術の評価するにあたり、本実証研究では、(1) 設備信頼性向上により故障を予防することによる損害低減効果、(2) 設備補修点検周期の延伸によるコスト縮減効果、(3) 劣化診断の効率化による作業量・時間の低減効果、(4) 劣化診断の高度化による計測誤差低減、劣化診断および劣化予測の精度向上効果、(5) モニタリングデータ蓄積による劣化診断および劣化予測の精度向上効果、(6) 実証設備の設置環境化における劣化及び耐久性に関する調査、という評価項目を設定し、これらの項目について評価した。

実証実験フィールドとしては、共同研究体構成員の施設である守谷浄化センターおよび日高市浄化センターともに、一般的な下水処理場の設備が存在しており、幅広い経過年数の機器を設置しているため、比較検証に適していると考えられる。特に、実証対象設備である汚水・汚泥ポンプについては、代表的な全ての型式が設置されている。

守谷浄化センターでは、実験装置に汚泥ポンプを4台設置し、主にセンシング技術の実証実験を行った。

日高市浄化センターでは、監視制御装置のコントローラ(PLC)が OPC 規格対応であったことから、主にビッグデータ分析技術の実証実験を行った。

また、センシング技術では、電源周波数の差（東日本 50Hz、西日本 60Hz）による振動値への影響を検証するため、周波数 50Hz の守谷浄化センター以外に周波数 60Hz の A 浄化センターの一部機器も対象に検証を行った。

表 2-6 に実証フィールドの規模等を示す。

表 2-6 実証フィールドの規模

処理場名	現有処理能力 (m ³ /日)	処理方式	供用期間 ※令和元年度現在
茨城県守谷市 守谷浄化センター	48,000 (6系列)	標準活性 汚泥法	40年
埼玉県日高市 日高市浄化センター	15,670 (3系列)	標準活性 汚泥法	29年
A浄化センター	175,000 (4系列)	標準活性 汚泥法	32年

(1) 設備信頼性向上により故障を予防することによる損害低減効果（センシング技術）

実証研究期間中に、守谷浄化センター実機に設置した振動センサ測定結果をもとに、要処置域に達した機器台数を集計し、振動センサ設置機器全台数にて除することで異常振動発生率をもとめた。これにより突発故障発生前に異常対処が可能となるため、損害低減効果として導入効果を評価した。

(2) 設備補修点検周期の延伸によるコスト縮減効果（センシング技術）

本実証研究の実験フィールドである下水処理場の設備管理台帳から、新規設置から修繕・更新までの期間を調査し、標準耐用年数および自治体アンケート調査によって求めた「定期修繕周期」、「機器更新周期」と比較することで、状態監視保全による周期延伸が可能であるか評価した。

(3) 劣化診断の効率化による作業量・時間の低減効果

（センシング技術・インバリエント分析技術）

ポータブル振動測定器とオンライン監視装置による作業量の低減効果を評価した。

インバリエント分析技術による異常予兆検知では、監視強化による保守点検工数の削減や計装ループの常時監視による計装設備点検の効率化が図れ、作業量・時間の低減効果が期待できる。実証研究期間における異常予兆検知の誤検知件数は目標値である 1 回／日以下であることを確認した。

※ 定義：劣化診断の効率化

劣化診断とは長期使用により劣化した機器の動作、数値等の異常状況を調査・診断する行為を指し、効率化とは人の手を介さず、自動化による作業量・作業時間の低減を指す。

(4) 劣化診断の高度化による計測誤差低減、劣化診断および劣化予測の精度向上効果

（組合せ技術）

センシング技術とインバリエント分析を組合せて劣化診断の高度化を図ることで、通常のセンサでは計測誤差と判断してしまうような微細な異常を、組み合わせ技術による計測誤差軽減効果によって劣化診断の精度向上効果を確認した。

検証では、汚泥ポンプに異物を詰まらせて発生した振動を捉える実験と、長期間使用した V ベルトの劣化による「伸び」によって発生した振動を捉える実験を実施して分析評価を行った。これら微細な異常検知は、振動センサがある場合と無い場合で比較を行い、組合せ技術による異常検知精度の向上効果を確認した。

※ 定義：劣化診断の高度化

劣化診断とは、長期使用により劣化した機器の動作、数値等の異常状況を調査・診断する行為を指し、高度化とは当該行為を従来技術に改良を加えることで、さらに良い性能となることを指す。

(5) モニタリングデータ蓄積による劣化診断および劣化予測の精度向上効果

(異種混合学習技術)

センシング技術では、実測した振動データと定期修繕後の軸受きず状況を比較することで、石油化学プラントで実績のある AMD 振動基準が、下水処理場でも適用可能であるか評価する。

また、インバリエント分析技術では、複数種類の設備を検証対象として、各設備の分析検証を通して、蓄積データを使用した「正常モデル」および「異常検知しきい値」の設定方法を検証し目標とする誤検知率を満足することを確認した。

異種混合学習技術では、汚水主ポンプを検証対象として、蓄積されたモニタリングデータを用いて、性能推定値の推算におけるデータクレンジング技法と、性能推定値を機械学習して求める劣化進行予測の精度向上のための学習技法を検証した。なお、実験期間中に対象設備が故障したことから故障および特殊運転期間が発生した場合を考慮して複数の学習期間を評価し、目標誤差 0.5% を満足する技法を確認した。更に劣化進行予測結果に基づく外挿予測にて更新計画を検討する長期劣化予測の技法について検証を行った。

(6) 実証設備の設置環境化における劣化及び耐久性に関する調査（分解調査）

本研究期間に使用した実験装置の汚泥ポンプに対し、劣化および耐久性に関する調査を行うため、ケーシング内部や軸受等の分解目視調査を実施した。

また守谷浄化センターの実機に設置した振動センサの劣化状況を測定するため、加振器を使って模擬信号を入力し、振動センサの経年劣化による数値ずれを検証した。

§ 16 技術の評価結果

実証研究に基づく本技術の評価結果を以下に示す。

- (1) 設備信頼性向上により故障を予防することによる損害低減効果
- (2) 設備補修点検周期の延伸によるコスト縮減効果
- (3) 劣化診断の効率化による作業量・時間の低減効果
- (4) 劣化診断の高度化による計測誤差低減、劣化診断および劣化予測の精度向上効果
- (5) モニタリングデータ蓄積による劣化診断および劣化予測の精度向上効果
- (6) 実証設備の設置環境化における劣化及び耐久性に関する調査（分解調査）
- (7) 費用回収年から見た本技術の導入効果

【解説】

本実証研究における実証実験結果に基づく評価項目である(1)～(6)までの評価項目と評価結果の一覧を表 2-7 に示し、以下に各々について説明する。

また(7)では調査結果（国総研調べ）をもとに算出した本技術の導入効果について説明する。

表 2-7 評価項目と評価結果の一覧

	評価項目	センシング技術	ビッグデータ分析技術	組合せ技術
(1)	設備信頼性向上により故障を予防することによる損害低減効果	故障頻度5.8%低減効果	－	－
(2)	設備補修点検周期の延伸によるコスト縮減効果	分解点検周期1.2倍 機器更新周期1.1倍	－	－
(3)	劣化診断の効率化による作業量・時間の低減効果	オンライン化による工数削減（1台当たり15分削減）	異常予兆検知精度の確認 計装設備点検業務の代替利用（点検対象72%削減）	－
(4)	劣化診断の高度化による計測誤差低減、劣化診断及び劣化予測の精度向上効果	センサ設置方法等確認 統計処理による適用範囲の拡大	－	組合せ技術による検知精度向上確認 し渣詰まりやVベルトの劣化異常等のより細かい異常予兆を検知
(5)	モニタリングデータ蓄積による劣化診断および劣化予測の精度向上効果	通年データ検証による適用確認 軸受内部目視による妥当性確認	設備の故障や特殊運用を有した場合のモデル化や分析技法を整備 満足する目標精度が得られることを確認	－
(6)	実証設備の設置環境化における劣化及び耐久性に関する調査（分解調査）	振動センサおよび信号変換器の耐久性能が3年以上あることを確認	－	－

(1) 設備信頼性向上により故障を予防することによる損害低減効果

表 2-8 に示すとおり、実証フィールドとしている守谷浄化センターの平成 27 年 11 月から令和元年 8 月までの約 4 年間のうち、振動測定値が AMD 基準の要処置域に達した機器の台数を調査し、全対象台数で除することで異常振動発生率を求め、その数値を振動測定による突発故障軽減効果とした。

実証研究期間中に振動センサを設置した守谷浄化センターの実機台数は 56 台であった。また、期間中に振動測定値が AMD 基準の要処置域に達した機器台数は 13 台であった。この調査結果をもとに算出した 1 年間あたりの異常振動発生率は 5.8%であったため、約 5%以上の突発故障軽減効果が期待できることを確認した。

表 2-8 下水処理場の回転型機器を対象とした実証研究期間の異常振動発生率

機種	台数	要処置域超過台数 (速度又は加速度)	異常振動発生率 (%)	発生率/年 (%)
縦軸斜流ポンプ	5	0	0.0	0.0
横軸渦巻ポンプ	25	5	8.9	2.2
一軸ねじ式ポンプ	17	8	14.3	3.6
ターボブロワ	4	0	0.0	0.0
遠心脱水機	3	0	0.0	0.0
遠心濃縮機	2	0	0.0	0.0
合計	56	13	23.2	5.8

(2) 設備定期修繕周期の延伸によるコスト削減効果

平成 27 年度および平成 28 年度に実施した、全国自治体（大中小規模別に守谷浄化センターと同じ施設を有する処理場を抽出）へのアンケート調査により得られた定期修繕周期と、機器の標準耐用年数を使ってそれぞれの経過率を算出した。

検証の結果、修繕経過率 1.2 倍以上と更新経過率 1.1 倍以上の機器であっても、振動センサによる振動測定値は、しきい値以下であることを確認した。定期修繕経過率と加速度測定値の関係、機器更新経過率と加速度測定値の関係を図 2-31 に示す。

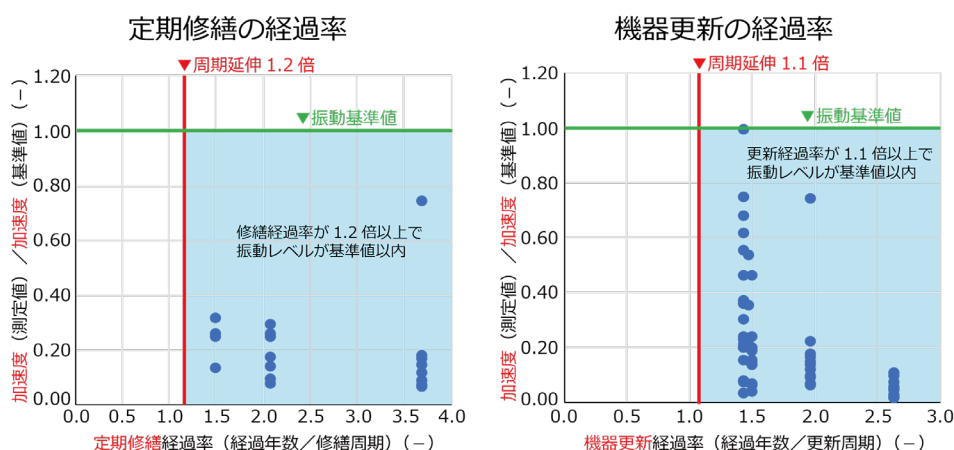


図 2-31 修繕経過率と加速度測定の関係および更新経過率と加速度測定の関係

このことから、下水道施設にセンシング技術を導入することにより、本実証研究の目標値としていた修繕周期を現状の 1.2 倍以上、機器の更新周期を標準耐用年数の 1.1 倍以上としても安全であることを確認した。

(3) 劣化診断の効率化による作業量・時間の低減効果

表 2-9 に示すとおり、オフライン測定作業時間を計測した結果、平均して 1 機器あたり 15 分程度の時間（移動時間を含む）を要していた。このことから、オンライン振動監視システムを用いることで、測定対象機器台数×測定周期×15 分程度の作業時間が低減可能であることを確認した。

表 2-9 オフライン測定に要した作業時間

回数	測定日時	開始時刻	終了時刻	測定時間 (分)	測定人数 (人)	測定台数 (台)	測定時間 (分/台)
1回目	2015年 8月 5日 (水)	9:27	16:37	6.17	2	60	20
	2015年 8月 6日 (木)	9:27	14:30	4.05	2		
2回目	2015年 8月26日 (水)	9:40	15:48	5.13	2	61	17
	2015年 9月 2日 (水)	9:26	13:53	3.45	2		
3回目	2015年10月 8日 (木)	9:31	16:17	5.77	2	61	18
	2015年10月 9日 (金)	9:12	13:29	3.28	2		
平均測定時間 (分／台)							18

また、インバリエント分析技術にて各センサ間の相関性の崩れを監視し、相関性の崩れを起こしたセンサに関連する計装機器のみ計装設備点検の対象とすることで、毎年実施していた計装設備点検の作業量・時間の低減効果を検証した。

表 2-10 日高市浄化センター計装設備点検の削減対象割合

表 2-10 に示すとおり、日高市浄化センターの計装設備を対象に、定期校正や頻繁な調整を必要としない、かつインバリエント分析によって異常予兆検知が可能なセンサ数を求めた結果、全設備センサ数の約 72%が計装設備点検の低減対象となることを確認した。

なお、インバリエント分析技術を導入する際に必要となる「正常モデル」の作成方法「異常検知しきい値」の設定方法、運用システムの構築について検証を行った結果、異常予兆の検知率、誤検知数の目標値である、誤検知数 1 回/日以下を達成することができた。

設備名	計装機器数	インバリエント 計装信号使用数	割合 (%)
沈砂池ポンプ設備	8	7	88
送風機設備	10	7	70
水処理設備	19	10	53
消毒・用水設備	10	5	50
濃縮設備	6	6	100
脱水設備	11	11	100
計	64	46	72

(4) 劣化診断の高度化による計測誤差低減、劣化診断および劣化予測の精度向上効果

インバリエント分析技術にセンシング技術を組合せ、劣化診断の高度化を図ることで、計測誤差の低減効果と、し渣の詰まりおよびVベルト劣化による緩みや亀裂等の異常検知（本実験では約3万時間使用したVベルトにて実験）が可能であるか検証した。

検証で用いた汚泥ポンプ設備は、間欠的に運用することが通常であることから「正常モデル」作成の学習において、機器が停止している状態も含めて学習した「間欠運転学習モデル」と機器が停止しているデータは用いずに稼働状態のデータにて学習した「稼働時学習モデル」を評価した。細かい異常の検知精度を向上したい場合は「稼働時学習モデル」の方が、優れた結果を得られたが、運転信号を取り込み、対象機器が停止している時間帯はインバリエント分析を行わない仕組みも合わせて構築した方が良いとの結果が得られた。

組合せ技術の効果の例を図 2-32 に示す。

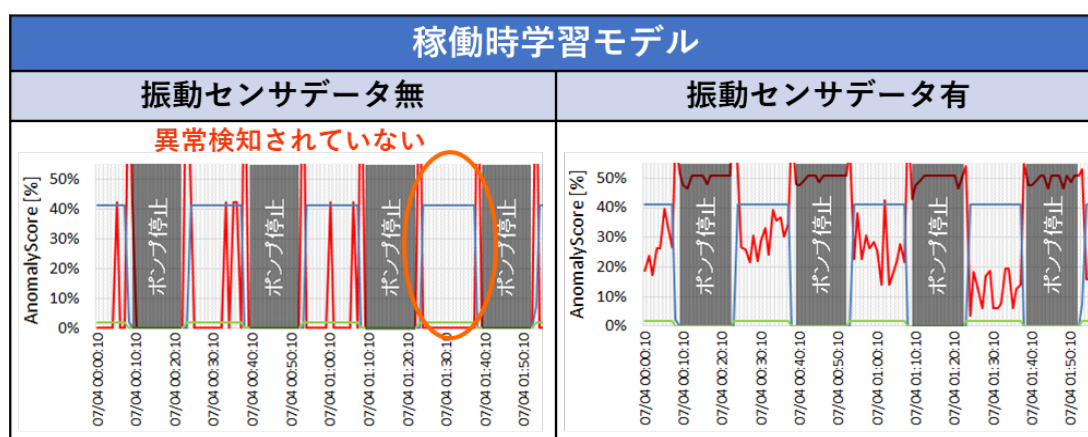


図 2-32 組合せ技術によるVベルト劣化検知の検証結果

(5) モニタリングデータ蓄積による劣化診断および劣化予測の精度向上効果

センシング技術では、通年データを用いて季節変動による振動測定値への影響を評価し、年間を通じて一律の基準が適用できることを確認した。また、「良好」や「要処置」と診断された機器において、機器の振動診断結果が分解した軸受の目視結果と合致していることから、管理基準値の妥当性を確認した。

ビッグデータ分析における異常予兆検知（インバリエント分析技術）では、(3)項 劣化診断の効率化による作業量・時間の低減効果でも触れているが、日高市浄化センターでの各設備の検証を通して、インバリエント分析技術を導入する際に必要となる「正常モデル」の作成方法および「異常検知しきい値」の設定方法にて、モニタリングデータ蓄積の有効活用を整理した。

1) 正常モデルの作成方法

- ①季節性を考慮し、学習（対象）データ期間は「1 年間」とし、抜き取りにて合計の学習データ量は約 1 週間分（約 150 時間分）を用いる。
- ②故障期間・特殊運用期間を除く。
- ③ポンプ等が交互運転する運用を行う設備は、同時稼働のデータは除外する。
- ④ポンプが停止、停止動作中、始動中のデータは除外する。

2) 異常検知しきい値の設定

- ①作成した正常モデルにて、稼働前に予め過去の蓄積データを分析し、Anomaly Score と運用記録の照合評価を行う。
- ②照合結果により、正常状態の Anomaly Score の最大値と異常記録の Anomaly Score の最小値から、異常検知しきい値を設定する。初期設定として正常状態の Anomaly Score 最大値×1.1 倍とする。

3) 運用システムの構築

- ①ポンプ停止時の Anomaly Score の上昇アラームを除外し、設備運転時の異常予兆検知をするため、電流値や流量等のデータを取得しポンプの運転を判断する機能を追加する。
- ②現有センサデータでポンプの運転状態が判断できない場合は、センサおよび収集機能を追加する。

劣化進行予測（異種混合学習技術）では、実運用で起こりえる設備の故障や特殊運用が過去データに含まれる場合の蓄積データの活用方法につき、精度評価の検証を通して整理を行った。

1) 性能推定値の推算におけるデータクレンジング方法

- ①ポンプが故障した期間、特殊運用期間を除外する。
- ②特殊な運転（吐出弁の手動操作等）を行っている時間帯のデータを除外する。
- ③ポンプが同時運転している時間帯のデータを除外する。
- ④汚水主ポンプが停止、停止動作中、始動中のデータを除外する。

2) 劣化進行予測における学習期間と検証期間の条件

- ①学習期間はできるだけ長く取ることが有効である。
- ②性能推定値と劣化予測値の検証期間は現在時点を基準に過去 12 ヶ月を基本とする。
- ③2 年後予測は、2 年間の関係性を学習するため、連続性を有する学習期間が必要。
- ④対象とする設備に長期の故障が発生した場合は、基本的に故障期間前の性能推定値は使用せず、故障復旧後の正常運転の性能推定値を学習して劣化予測を行う。
- ⑤同じ設備の系列内で故障が発生した場合、故障や特殊運用による影響が他の機器にもおよぶことがあるため、当該期間を除外し、当該期間前後の性能推定値を使用して学習期間を長く取り劣化予測を行う。

⑥故障や特殊運用の発生により、学習期間の確保が複雑化する場合は、複数の学習モデルで誤差率を検証し、最も誤差率が小さいモデルを採用して長期劣化予測を行う。

(6) 実証設備の設置環境化における劣化及び耐久性に関する調査（分解調査）

本研究の実験装置として設置した汚泥ポンプ4台について、全ての劣化加速試験が完了した後に、当該ポンプを分解して軸受内部の目視調査を行ったところ、振動測定結果と目視調査結果が一致したことからAMD基準による振動管理が有効であることを確認した。

また、実機を4年間測定し続けた振動センサは、加振器を使って模擬信号を入力し、全数試験を行った結果、全ての振動センサが許容範囲内（±10.0%R.D.）の誤差であったことから、設置環境下において3年以下の使用で劣化や耐久性低下を起こした振動センサがないことを確認した。

(7) 経費回収年から見た本技術の導入効果

設計処理数量別の機器点数（国総研調べ）をもとに、本技術の導入効果として得られた、定期修繕周期、更新周期延伸による費用縮減効果および突発故障頻度低減による費用縮減効果などから費用回収年を算出した。

表 2-11 に現有処理能力別の費用回収年を示す。

表 2-11 経費回収年一覧

規模（現有処理能力）	1万m ³ /日	5万m ³ /日	10万m ³ /日	備考
建設費（百万円）	43.08	49.72	60.22	A
維持管理費（百万円／年）	7.05	7.11	7.20	B
導入効果①（百万円／年） -修繕・更新の周期延伸-	9.32	12.04	17.42	定期修繕周期1.2倍・更新周期延伸1.1倍 （センシング技術）
導入効果②（百万円／年） -突発故障の削減効果-	0.14	0.16	0.24	突発故障低減効果5.8% （センシング技術）
導入効果③（百万円／年） -計装点検の周期延伸-	1.44	2.16	4.68	計装設備点検機器の72%を2倍に延伸 （インバリエント分析技術）
導入効果④（百万円／年） -振動測定作業の代替効果-	0.21	0.30	0.44	振動測定作業の代替効果 （センシング技術）
導入効果合計（百万円／年）	11.11	14.66	22.78	C
経費回収年	10.61	6.59	3.87	=A／（C-B）