

熊本市型アセットマネジメントシステム構築 に向けた共同研究

辻 諭¹・牛原 正詞²・新穂 孝行³・今井 聡⁴

¹ 法人正会員 日本水工設計株式会社 水インフラソリューション事業部 DX推進室
(〒104-0054 東京都中央区勝どき 3-12-1)

E-mail:s-tsuji@n-suiko.co.jp

² 法人正会員 日本水工設計株式会社 水インフラソリューション事業部
(〒104-0054 東京都中央区勝どき 3-12-1)

E-mail:m-ushihara@n-suiko.co.jp

³ 法人正会員 日本水工設計株式会社 水インフラソリューション事業部 DX推進室
(〒104-0054 東京都中央区勝どき 3-12-1)

E-mail:t-niibo@n-suiko.co.jp

⁴ 法人正会員 日本水工設計株式会社 水インフラソリューション事業部 DX推進室
(〒104-0054 東京都中央区勝どき 3-12-1)

E-mail:s-imai@n-suiko.co.jp

熊本市では、抜本的な業務の効率化に向け、デジタル視点による業務改革（BPR）を目標に、デジタル分野およびアセットマネジメント等に高い知見を有する民間企業と共同研究体を組織して、熊本市型アセットマネジメントシステム構築に向けた共同研究に取り組むこととした。

本稿では、業務改革に向けて、維持管理（マイクロマネジメント）に着目し、上下水道事業を取り巻く様々な課題の解決に向けたデータ活用（AI等）の有効性を検証した概要について報告する。本研究では、熊本市上下水道局・熊本市が保有する多種多様なデータとオープンデータを組み合わせて分析することにより、データの関連付けや集約・蓄積に向けた仕組みの必要性、予測分析における AI の有用性を確認することができた。

キーワード：アセット、マネジメント、維持管理、AI、ICT活用、プラットフォーム

1. 共同研究の目的

昨今の上下水道事業を取り巻く状況は、人口減少社会の到来、節水意識の向上や節水機器の普及による料金収入の減少に加え、老朽化する管路・施設の更新や耐震化の推進、大規模災害への備えなど様々な課題に直面している。これらの課題に対応し、健全な事業運営を継続するためには、抜本的な業務の効率化が強く求められている。

熊本市上下水道局（以下「上下水道局」という）では、持続可能な事業運営を実現するため、共有プラットフォームと AI（人工知能）等を活用したデジタル視点による業務改革（BPR）を目標とする「熊本市型アセットマ

ネジメントシステム構築に向けた共同研究」（以下「本研究」という）に取り組むこととした。

2. 本研究（令和2年度）の概要

本研究では、上下水道局とデジタル分野及びアセットマネジメント等に高い知見を有する構成企業 6 社（NEC、NTT西日本、ミライト・テクノロジーズ、東京ガスエンジニアリングソリューションズ、PwCアドバイザリー、日本水工設計）と熊本市型アセットマネジメントシステムの骨格となる仕組みの検討と導入効果を検証するため、【上水道】a)最適な運転管理の予測、b)漏水箇所の予測、【下水道】c)機器及び部品の故障予測、d)陥没箇所の予測、4つのモデルケースを設定し、研究体制（図-1）と

作業フロー（図-2）に基づき、収集した膨大なデータ（属性・空間・時間）を用いて AI 分析（特徴量設計・予測モデルの選定）等を実施した。分析結果を踏まえ、抽出された課題や各予測の取組み状況など本研究の主な作業内容について記述する。

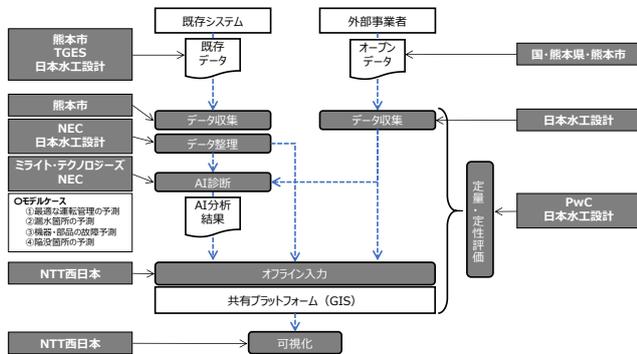


図-1 研究体制

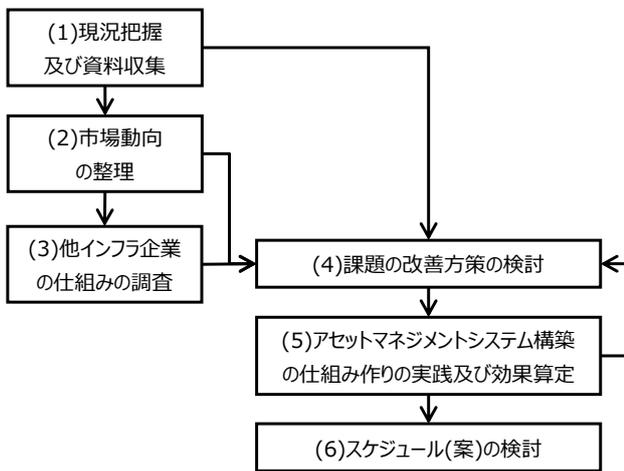


図-2 研究フロー

3. 本研究の主な作業内容

(1) 資料収集と基礎データの準備

資料収集においては、上下水道局の保有情報に加え、市長部局が保有する情報や国などのオープンデータを収集している。（表-1）これらの情報は、各管理者等の目

的用途（台帳管理や要望管理など）に応じた構成・項目となっており、内容の把握・分類等の作業は、各種情報に通じた技術者が担当したが、各資料を人が確認しながら整理したため、完了までに想定以上の時間を要した。

次に、分析に用いる基礎データの準備においては、分析の目的となる事象や項目（漏水の発生履歴等）（以下、「目的変数」という）に対し、収集時に整理した各種データの関連付けが必要となった。そこで、目的変数への関連付けにおいては、主に①属性、②空間、③時間の3つの視点から作業を行った（表-2）。具体的には①属性では、目的となる事象や項目に対する対象施設の属性（構成や環境等）の関連付け、②空間では、目的となる事象や項目に対する地理上の関連する項目（駅や鉄道路線等）を地理空間情報（GIS）にプロットするなどの関連付け、③時間では、①属性と②空間で関連付けたものの中で、連続して記録されている情報（施設の運転情報等）への時系列の関連付けである。

表-2 データ準備における3つの視点

No	視点	データ整理のポイント
1	属性	対象物自体を表現する項目として関連付ける（用途や寸法、電力量など）
2	地理空間	対象物と各データを、地理空間情報（場所）から関連付ける（国家座標を利用）
3	時系列	対象物と各データを、時系列で変化する項目を関連付ける（運転情報、点検記録など）

膨大なデータの収集及び把握・分類や分析に用いる基礎データの準備には、多くの労力と時間を要したことから、自動化（オンライン、RPA等）及びデータ様式の標準化の重要性和関連付ける順序の必要性を再認識する結果となった。

また、データ準備において、目的変数の粒度によって関連付けられるデータ量が異なること、点検等では記録されている期間や間隔が機場単位にバラツキがあることを確認した。これらより、「①データの管理単位を揃え

表-1 資料収集データ

分類	ファイル数	主な情報
上下水道局から収集した主なデータ	約146,000ファイル	台帳システムデータ（施設、管路）、水運用に関するデジタルデータ、水圧調査業務委託資料、漏水調査業務委託資料、漏水箇所のデジタルデータ、処理場・ポンプ場の各種デジタルデータ（点検・調査に係るデータ）、ストックマネジメント支援制度で活用したデータ、陥没箇所のデジタルデータなど
市長部局から収集した主なデータ	約2,000ファイル	公共施設一覧等資料、交通量調査資料、公共交通利用者の変遷資料、道路空洞調査結果資料、舗装状態調査結果資料、熊本地震関連資料、道路台帳データ、開発申請箇所データ、建築確認許可台帳、道路判定データ、水路・排水機場・調整池データ、GIS関連データなど
国・県・市などのオープンデータ	約12,000ファイル	公共施設、文化財、医療機関、校区、人口・世帯数、人口動態、緊急避難所、広域避難場所、国土数値情報、行政地域、条件不利地域、気候、土砂災害、浸水想定区域、津波浸水区域、緊急輸送道路、バス・鉄道ルート、交通流動量、駅別乗降客数、港湾・漁港、表流水、地下水、国勢調査、経済センサス、農林業センサス、人口推計、工業統計など

る」 「②時系列情報の期間・間隔を揃える」ことが、今後、データ活用や分析における課題だと言える。

(2) AIを活用した予測モデルの選定

本研究では、予測分析を行うにあたり、人が気付かない要因を見出すことも視野に入れ、AI（機械学習）を用いることとした。一方、AI（機械学習）では、予測分析の過程や、目的変数に影響を与える要因（以下、「特徴量」という）がブラックボックス化されてしまうことが懸念される。そこで、上下水道局が利用者（住民等）に予測分析の過程や特徴量を説明できることを念頭に、XAI（説明可能なAI）を採用した。

XAI（説明可能なAI）で4つのモデルケースを分析した結果、以下の計算過程（予測モデル）と特徴量が得られた（表-3）。

表-3 予測モデルの選定と分析結果

モデルケース	分析手法/選定モデル	分析結果
a) 最適な運転管理の予測	採用モデル: LightGBM1 ・配水ポンプの運転時間に関する特徴量の分析	誤差 99.9%
		モデル量 380 特徴量 13
b) 漏水箇所の予測	採用モデル: LightGBM4 ・漏水箇所（発生する/しない）の予測分析	正答率 68.8%
		モデル量 37 特徴量 346
c) 機器・部品の故障予測	採用モデル: PyTorch2 ・健全度Ⅱとなる/健全度Ⅱにならないとなる予測分析	正答率 95.3%
		モデル量 27 特徴量 500
d) 陥没箇所の予測	採用モデル: XGBoost3 ・本管に起因する道路陥没（発生する/しない）の予測分析	正答率 95.4%
		モデル量 34 特徴量 53
	採用モデル: LightGBM2 ・取付管に起因する道路陥没（発生する/しない）の予測分析	正答率 98.0%
		モデル量 35 特徴量 99

a) 最適な運転管理の予測

最適な運転管理の予測分析では、「最適な運転」の定義付けを明確にすることが困難であったため、手動運転が残っている配水ポンプの運転時間に着目し、配水ポンプの運転時間に影響を与える要因を導き出す手法として、回帰分析を用いた。分析結果（図-3）から、路上局の末端圧力や流量などが、配水ポンプの運転時間に影響を与えるとの結果が得られた。

分類	出典元	使用した主なデータ
目的変数 (教師データ)	計装設備	配水ポンプの運転時間 (ポンプ1台の1日ごとの運転時間)
説明変数	計装設備 (日報データ)	流量 (1日単位の配水流量)
		電流 (1日単位の電流値)
	圧力計	流量積算 (1日単位の配水流量合計) ※1日単位の最大値・最小値・合計値・中央値・平均値を算出 末端圧力計の測定値

① 回帰分析の結果として、指標の観点では、分析結果の精度は、高い結果となっている。
② 特定の路上局の末端圧力や流量、吐出圧等の特徴量が示された。

図-3 最適な運転管理の予測の分析結果

b) 漏水箇所の予測

漏水箇所の予測は、配水管と給水管に分類して予測分

析を行った。ここでは給水管の漏水箇所の予測結果について示す。

給水管は、2007年度～2020年度（14年間）の漏水実績を用いて、判別分析を実施した。分析の基礎データである属性情報に、管種や布設年度を反映しない状態で分析した結果、約70%の正答率が得られた（表-4）（図-4）。また、特徴量としては、配水区・配水系統や弁栓類からの距離などの地理的特徴のほか、末端圧力計の測定値などが確認された。

今後は、属性情報に管種と布設年度、環境情報に土質等を追加して再度分析を行い、給・配水管における漏水箇所の予測の精度向上を図っていく。

表-4 漏水箇所の予測の分析結果（検証）

予測値	実績値		予測値の合計
	漏水した	漏水しなかった	
漏水する	2,028	121,363	123,391
漏水しない	689	272,043	272,732
実績値の合計	2,717	393,406	396,123

分類	出典元	使用した主なデータ
目的変数 (教師データ)	管路台帳	漏水事故の履歴 (2007～2020年度に発生した約27,700件)
説明変数	管路台帳	給水管 (約283,000本)
		配水に係る弁栓類 (空気弁、減圧弁、仕切弁等)
圧力計	国の公開情報	その他の施設 (路上局、量水器、受水槽等)
		水漏れ発生時の測定値
国の公開情報	国の公開情報	水漏れに係る情報 (海岸保全施設、ダム等)
		交通に係る情報 (鉄道駅、バス停留所、物流拠点等)
		大規模施設に係る情報 (廃棄物処理、発電、研究機関等)

① 分析結果（混同行列）では、約70%の正答率が得られた。
② 配水区・配水系統など地理的特徴によって、特徴量が異なる。
③ 環境データである土質情報等を追加することで精度向上が期待できる。

図-4 漏水箇所の予測の分析結果（分析フロー）

c) 機器・部品の故障予測

機器・部品の故障予測については、2009年度～2019年度（11年間）の故障、点検及び運転データが記録されている主ポンプ設備を対象とした。しかしながら、主ポンプ設備の故障履歴の件数は、1機器あたり約30件、設備分類（小分類）でまとめても約300件と少なく、故障履歴のみを教師データとしても過学習となる懸念がある。このため、目的変数を、ストックマネジメント計画を策定する際に調査した診断結果（健全度）に改め、健全度2.0以下になるか判別分析を行うこととした。なお、設備の診断についても、1機器あたり1～2回となり教師データの数が少ないことが懸念されたため、上下水道局担当課が実施している設備の診断結果（日本下水道事業団：AMDB）を加味した健全度の推移を補完後、判別分析を実施した（図-5）。

分析結果（表-5）（図-6）では、約95%の正答率が得られた。特徴量として、負荷が高い期間の存在、運転方法の変更などが確認された。一方、健全度のデータ補完については、設備の故障時やオーバーホール時に健全度2.0となるように補完したため、実際の健全度と異なる可能性がある。

今後は、目的変数や説明変数を複数のパターンに分類して再分析し、実態に即した健全度となるように、担当課と連携して研究を進めていく。

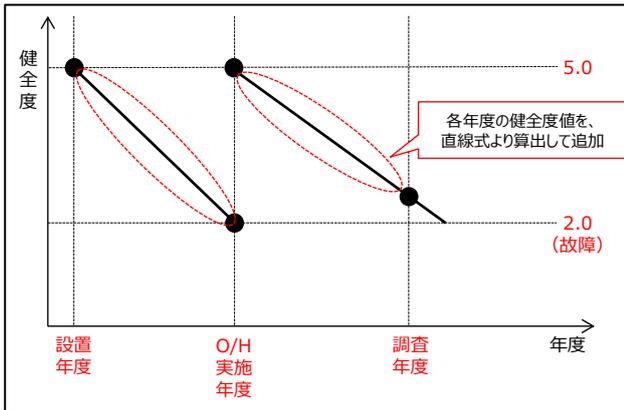


図-5 設備の健全度に対するデータの補完

表-5 機器・部品の故障予測の分析結果 (検証)

予測値	健全度2.0以下になる 健全度2.0以下にならない	実績値		予測値の合計
		健全度2.0以下になった	健全度2.0以下にならなかった	
実績値の合計	20	7	124	124
正答率	95.36%	20	131	151

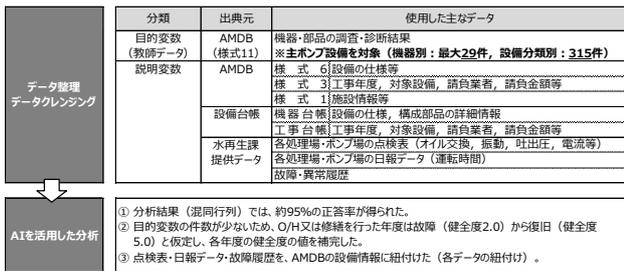


図-6 機器・部品の故障予測の分析結果 (分析フロー)

d) 陥没箇所の予測

陥没箇所の予測については、2009年度～2019年度（11年間）の陥没実績を用いて、陥没原因となる管路施設別（本管、人孔、取付管、公共樹）にデータを分類し、判別分析を実施した。これら陥没実績うち、人孔に起因する15件はデータ数が少ないこと、公共樹に起因する92件は民地内が含まれていることから、分析対象から除外した。

取付管に起因する道路陥没の予測分析の結果（表-6）（図-7）では、正答率は約98%と高いものの、主な特徴量が地理的特徴を示しているため、陥没箇所そのものを予測している可能性があり、過学習の傾向が見られている。また、本管に起因する道路陥没の予測分析においても、陥没実績が29件と少ないため、同様の結果が示された。

表-6 陥没箇所の予測の分析結果 (検証)

予測値	陥没する 陥没しない	実績値		予測値の合計
		陥没した	陥没しなかった	
実績値の合計	8	177,744	177,752	
正答率	98.03%	4	3,505	3,509

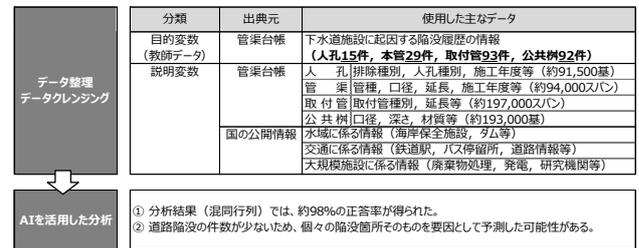


図-7 陥没箇所の予測の分析結果 (分析フロー)

(3) 分析結果の可視化

前項までに示す予測分析の結果については、収集したオープンデータとGIS等を活用することで、視覚的に理解しやすくなることが確認できた（図-7）（図-8）。

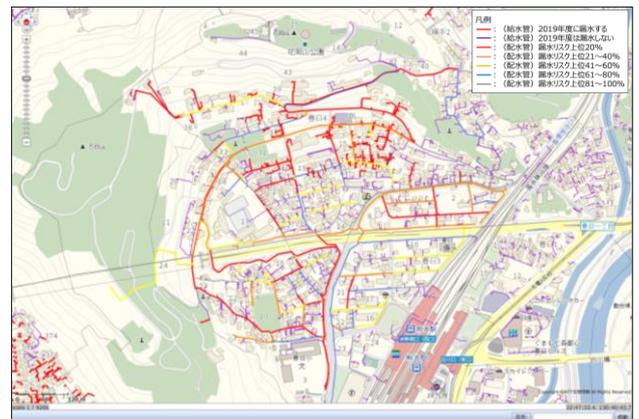


図-8 分析結果の可視化 (漏水箇所の予測の例)

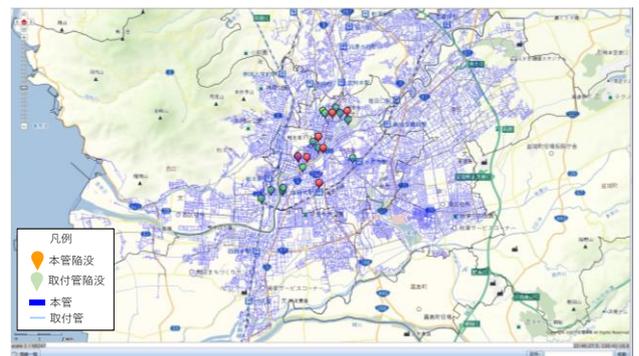


図-9 分析結果の可視化 (陥没箇所の予測の例)

しかしながら、各分析結果等における視認性を確保し、業務効率化を行うためには、担当職員以外にも理解しやすく利便性を高める必要がある。これを実現するためには、GIS上に表示されている上下水道施設の属性情報は予測結果を表示するだけでなく、運転情報などの時系列データをグラフ化したり、施設間の情報を比較できるよ

うにするなど、利用者が必要な情報を容易に入手できる仕組みづくりが求められる。このため、BI（ビジネス・インテリジェンス）ツールを使用するなど、更なる工夫の検討が必要である。

4. 本研究（令和2年度）のまとめ

令和2年度の本研究における成果と課題について整理する。

- ① 収集したデータを関連付ける順序は、有効なAI分析結果を得るために必要であること
- ② データ収集の自動化やデータ様式の標準化により、他業務の分析も容易になること
- ③ 膨大なデータをAI分析することで、担当職員が、経験的に気づくことが難しい業務課題に対する特徴を発見できたこと
- ④ 各部門の横断的なデータ収集（共有プラットフォーム構築）の有用性を確認できたこと
- ⑤ AI分析の信頼性を高めるためには、目的変数となる実績データが、数千件以上あることが望ましく、日常管理におけるマイクロデータの収集数の重要性が再認識できたこと
- ⑥ 可視化による業務効率化を図るためには、収集したデータやAI分析結果をオーバーラップさせて、視認性を向上させることが重要であることから、BI（ビジネス・インテリジェンス）ツールの必要性が確認できたこと
- ⑦ 従来型の業務サイクルに加え、サイバー空間における共有プラットフォームやAI分析を活用したマネジメントサイクル（図-10）を構築する事で、業務効率化の効果の最大化が期待できること

5. 今後の取組み

令和3年度以降（令和4年7月まで）においては、令和2年度の成果と課題等を踏まえ、構成企業と連携し、

本研究に取り組んでいく。

- ・ 令和2年度に設定したモデルケースを2つ、b)漏水箇所の予測、c)機器・部品の故障予測に絞り、AI分析の再検証を行う
- ・ 上下水道事業に必要な骨格となる共有プラットフォームの仕組み（案）の検討を行う
- ・ BI（ビジネス・インテリジェンス）ツールの検討を中心に今後必要と予測される各ソフトウェアの使用を実現するための接続環境を整理する
- ・ AIによる予測を現場作業に適用するために、利活用シーンを整理し、維持管理作業の改善に繋げていく。

本研究終了後は、研究の成果を市政立案部署と共有しながら、デジタル視点による業務改革（BPR）を推進していく考えである。また、社会全体の各分野でDXの加速化が進んでおり、ITの利活用が一層重要になると同時に、セキュリティリスクを低減するためには、ITガバナンスの向上が必要となる。

上下水道局においては、令和3年度からDXコンペティションを実施し、職員ひとりひとりのITの知識や意識向上に努めるとともに、本研究の取組みを積極的に活用することで、持続可能な事業運営につながるようデジタル視点に関する業務改革（BPR）の機運を高めていく予定としている。

本研究成果が、上下水道局だけでなく、熊本市職員の新たな取組みに寄与することを期待している。

謝辞：本研究を通じ、熊本市上下水道局のみなさまには多くの支援・助言をいただきました。また、本研究は共同研究体の参加企業（NEC、NTT西日本、ミライト・テクノロジーズ、東京ガスエンジニアリングソリューションズ、PwCアドバイザリー）のみなさまにより遂行されたものです。この場を借りて深く御礼申し上げます。

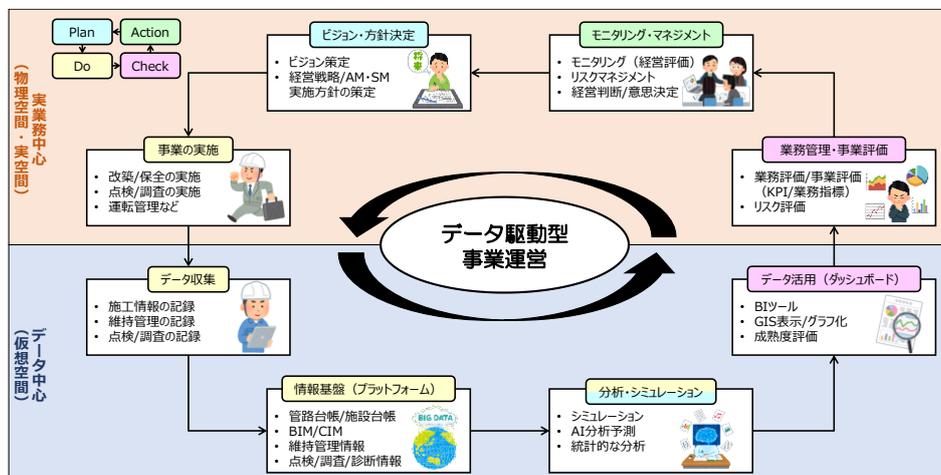


図-10 データ駆動型のマネジメントサイクル（イメージ）