

水道管路マネジメント最適化モデル開発

鳥 谷 一 郎^{*1} 久 保 大 輔^{*1}
後 藤 充 志^{*1}

要 旨

本開発では、水道管路の老朽化による漏水や道路陥没等の課題に対し、AIや先進技術を活用した水道管路マネジメント最適化モデルの開発と実フィールドでの実証を行った。

国内中規模水道事業のF市をフィールドとして共同研究を実施し、同市喫緊の課題である有収率低迷等の課題解決に向けて、機械学習AIや環境データを活用した漏水発生リスク評価（LOF）や水理解析に基づく影響度評価（COF）を行い、最適な保全・更新計画案を策定した。

また、配水制御適正化や非開削劣化診断技術ePulse等の管路マネジメントに有用な施策、技術実証を行うとともに、水道管路マネジメント最適化モデルの導入、実践の有効性について検証を行った。

今後は、本開発での成果を生かし、国内水道事業の保全管理で得られるデータの効果的な集積管理や有効活用により、予防保全管理へ転換し、水道管路マネジメントをリスクとコストを最小化させながら最適化するモデルの確立、実践に引き続き取り組んでいく。

キーワード 水道管路／予防保全／リスク評価／アセットマネジメント／状態監視／計画最適化

目 次

- | | |
|---------------------|-----------------------|
| 1. 開発の背景 | 6. 水道埋設管リスク評価手法の検証 |
| 2. 水道管路マネジメントツールの活用 | 7. 最適更新計画案の策定 |
| 3. 埋設水道管路の状態監視技術の実証 | 8. 非開削劣化診断ePulse実証 |
| 4. 開発フィールドの選定 | 9. 開発フィールドでの実証を踏まえた評価 |
| 5. 最適制御を見据えた再構築計画検討 | |

DEVELOPMENT OF AN OPTIMIZATION MODEL FOR WATER PIPELINE MANAGEMENT

Ichro TORITANI
Atsuishi GOTO

Daisuke KUBO

Synopsis:

In this development, through collaborative research using F City Waterworks' water pipelines as the field, we conducted likelihood of failure utilizing AI and environmental data, as well as consequence of failure based on water flow analysis. This addressed the city's pressing issues, such as low rate of revenue water, and formulated an optimal maintenance and renewal plan. Additionally, we demonstrated the effectiveness of optimizing water distribution control and validated the “ePulse” technology, a non-excavation deterioration diagnosis method, while also proving the practical efficacy of the water pipeline management optimization model.

Moving forward, we will leverage the outcomes of this development to transition toward preventive maintenance management through the effective aggregation, management, and utilization of data obtained from domestic water supply system maintenance. We will continue our efforts to establish and implement a model that optimizes water pipeline management while minimizing both risk and cost.

* 1 本店 経営革新本部

1. 開発の背景

1.1 水道管路マネジメントにおける課題

近年日本各地では、急増する老朽水道管路の劣化による漏水や埋設管路起因の道路陥没等が頻発しており、埋設管路の保全管理や更新を含む適切なマネジメントは喫緊の社会課題となっている¹⁾。

水道施設を所有管理する水道事業者には、水道管路の保全管理や改築更新を適切に、また限られた財源で効果的に実施していくことが求められている。

一方で、水道管路は大半が埋設され、圧送満管での送・配水が基本となっているため、目視での点検調査が困難な埋設水道管路の劣化状況やリスクの適切な把握ができていない実情がある。このため、国内の大半の水道事業では、経過年数や布設替えが容易な箇所から老朽管路から更新が行われており、漏水等のリスク低減や効果的な更新投資を実現するためのマネジメントの確立やマネジメントの有効性を実証するような模範的、先進的な予防保全管理の取り組みが求められている。

1.2 水道管路最適マネジメントモデルの実証

本開発では、水道の事業運営を通して集積するデータを有効活用し、先進技術に基づく状態監視や AI を活用したリスク評価等により、埋設管路の漏水リスク等を把握し、漏水調査等の保全管理や老朽管路の更新を最適に計画・実施する最適マネジメントモデルの構築を行った。

具体的には、水道管路のアセットマネジメントで求められる要素を抽出し、全体像を整理、想定した上で、国内水道事業の実フィールドで、図-1 に示す、データを活用した予防保全や限られた予算でリスクを最小化する水道管路最適マネジメントモデルの構築にむけた実証を行った。

計画策定	データの集積管理	状態監視	健全度評価	優先度評価	保全・更新計画・最適化
デジタルツインのモデルによる水理管網解析・評価	クラウドを活用した維持管理データベース構築・運用	非開削劣化診断等による埋設管路の状態監視	AI や環境データを活用した漏水リスク評価	リスク影響、重要度評価等による更新優先度評価	優先度評価に基づく最適保全計画・更新計画策定
Optimizer		e-Pulse	Assetadvanced		

図-1 水道管路最適マネジメントモデル

2. 水道管路マネジメントツールの活用

本開発では、Optimizer と Assetadvanced を活用した、

これらのツールは、水道管網の水理解析等を中心に欧米等でコンサルティングサービスを展開していた Optimatics 社（米国）が開発した同社の主力ソフトウェアであり、共に「遺伝的アルゴリズムによる AI 計算」を活用している点に特徴がある。

同アルゴリズムは、進化論的発想を模倣した AI による計算により最適解を探索する手法である。「良い特徴を持った解」のみを残して「交配」「進化」させ、世代を重ねることで、より優れた解を導く仕組みとなっている。また、同アルゴリズムで検討された組み合わせは全て内容を確認できるため AI の判断過程が明瞭でブラックボックスが生じない利点がある。

なお、Assetadvanced での漏水リスク（Likelihood Of Failure, 以下「LOF」という）評価ツールでは機械学習 AI を使用している。

2.1 水理管網最適化ツール

Optimizer は、遺伝的アルゴリズムを用いた AI 計算により水道管網の水理解析を行い、配管のダウンサイジングや新設・休廃止等を含む再構築の最適計画を検討、策定するソフトウェアである。

従来は経験豊富な技術者がその知見や予算制約等の前提条件を基に数案の有望な候補を抽出し、管網解析ソフト等を使用してマニュアルで解析を行い、結果を比較検討して採用案を決定する計画策定手法が一般的であった。

Optimizer では図-2 に示すとおり、人力では検討しきれない全てのケースを検討し、最適な水理管網再構築の計画候補案を最適曲線（図-2 の薄緑の点を結んだ曲線）として導き出すことができる。

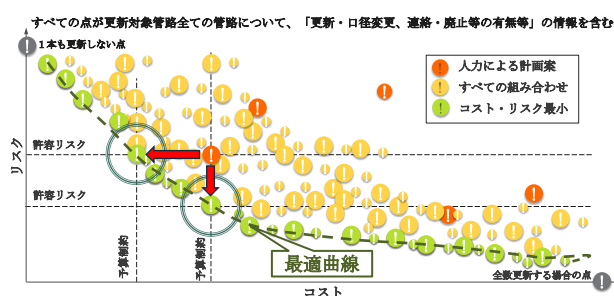


図-2 Optimizer による最適案抽出イメージ

具体的には、運用対象となる送配水施設・設備や管路等の水道施設の全ての運用の組み合わせを、「更新や運用コスト」「水圧、流速等の水理面での機能や効率性」「消費電力量」「水質影響」といった制約条件や複数の評価指標をもとに、遺伝的アルゴリズムを用いた AI 計算により検討し、最適な管網再構築計画案を明示できる。

なお、Optimizer は、米国ネバダ州ラスベガス市や英国のスコティッシュウォーター、サウスウェストウォーター等で「漏水削減」や「省エネ」を目的として導入されている。地震多発地域である米国ワシントン州ベルビュー市では、「費用対効果を最大化する耐震化計画の最適化」のために導入されている。

本開発では、Optimizer を水理管網最適化ツールとして、対象とする送・配水管路の再構築や配水制御適正化方策の検討に使用した。

2.2 漏水リスク評価

水道管の劣化予測については、複数の国内企業が機械学習 AI やオープンデータ等により評価するサービスを展開しており、中規模以上の先進的な水道事業の管路更新計画策定等で活用が進んでいる。

本開発では欧米での豊富な導入事例や実績を有する Assetadvanced による LOF 評価と Optimizer による漏水時の水理的な影響度（Consequence of Failure, 以下「COF」という）評価を組み合わせる漏水リスク評価を行う方針とした。

(1) 漏水発生リスク評価ツール

漏水発生リスク評価で採用した Assetadvanced の LOF 評価では、図-3 に示す通り、対象管路の管材、口径、布設年度等の属性データに加え、漏水履歴や劣化に影響のある土壌や地震履歴、気温や水圧、道路区分等の環境データを使用し、AI 機械学習により配管の漏水発生予測を行う。具体的には、評価管路毎に AI 機械学習アルゴリズムにより 3 年以内程度の短期の漏水発生回数を予測する。

なお、Assetadvanced での LOF は、対象事業における過去の漏水履歴や水理管網解析で得られる水圧等の評価指標を重点項目として評価する点に特長がある。

国内企業がサービス提供する LOF 評価では、国内の複数の水道事業の漏水データや、オープンデータ、腐食土壌データ等を組み合わせた独自モデルの解析により、評価対象事業体で漏水履歴や管網解析の結果を保有していても一定の精度で漏水リスクを評価できる特徴がある。

一方、Assetadvanced での LOF 評価では対象水道事業独自の特徴を捉えた高精度な評価が期待できる。



図-3 Assetadvanced による漏水発生リスク評価イメージ

(2) 漏水影響評価ツール

本開発では、漏水発生時の水理学的な影響度を評価し、

Assetadvanced での LOF 評価と組み合わせる漏水リスク評価を行うため、Optimizer による COF 評価を行った。

COF 評価では、図-4 に示す通り、Optimizer の水理管網解析により、管路を1本ずつ自動で破損させ、管路破損時や破損対処時の配管閉止中の影響度評価を実施する。

水理管網解析に基づく配管破損時の影響を定量評価することで、最も脆弱で重要な断水箇所を特定することができ、より実態に即した影響度評価を行うことができる。なお、COF 評価では AI や機械学習は用いていない。

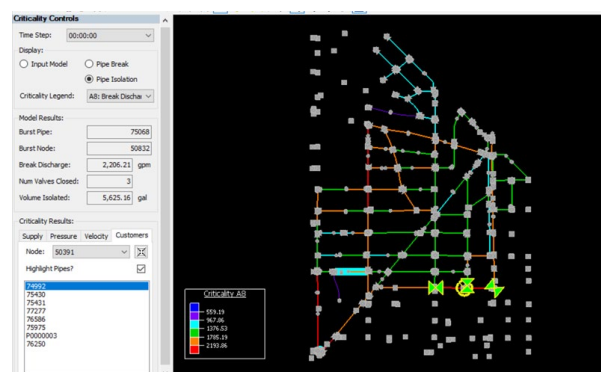


図-4 Optimizer による COF 評価イメージ

2.3 最適更新計画策定支援ツール

(1) 遺伝的アルゴリズムによる AI 計算による最適更新計画案の策定支援

Assetadvanced の Package & Prioritization は、管路更新計画で考慮すべきリスクやコスト等の制約条件を踏まえ、水理管網最適化を検討する Optimizer と同様に、遺伝的アルゴリズムを使用した AI 計算により、最適更新計画の策定を支援するツールである。

従来は経験豊富な技術者が、その知見に基づき抽出した複数案の計画候補しか比較できなかったが、同ツールでは、図-5 に示すとおり、想定される数億以上の全ての計画から、最適計画候補案を最適曲線として明示し、予め設定した許容リスクや予算等の制約条件を最も満たす、合理性、説得性の高い最適更新計画（案）を策定できる。

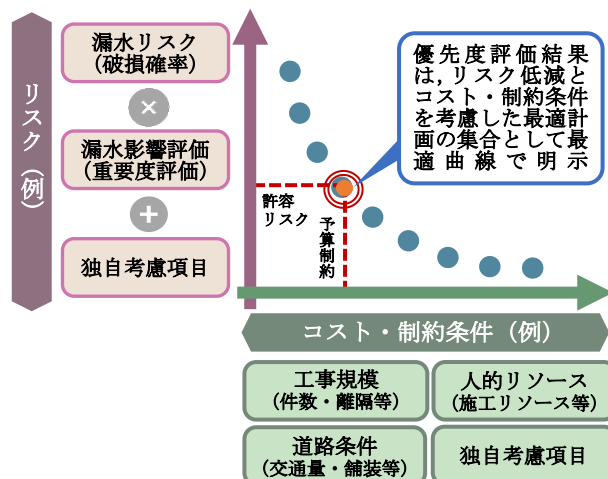
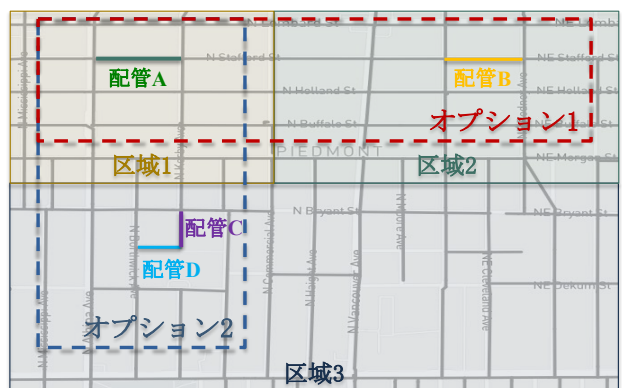


図-5 Package & Prioritization による最適計画検討

(2) パッケージ化の検討

Assetadvanced による LOF や Optimizer による COF の評価では、原則対象配管のセグメント単位で評価を行うが、最適更新計画を検討・抽出する Package & Prioritization では、施工面での制約条件として実際の更新工事発注規模等を考慮したパッケージ化の検討を行う。

パッケージ化検討の具体例を図-6 に示す。



	リスク	鉛製給水管
配管 A	100	10
配管 B	90	0
配管 C	80	7
配管 D	70	1

オプション1：リスクの高い順

プロジェクト1：配管 A, プロジェクト2：配管 B
 リスク低減の総量：190
 鉛製給水管の交換：10

オプション2：最適化版

プロジェクト1：配管 A, プロジェクト2：配管 C, D
 総リスク低減量：250
 鉛製給水管の交換：18

最適な更新順序はリスク順とは限らない

図-6 パッケージ化により得られるメリット（例）

パッケージ化の検討では、表-1 に示す通り、対象事業での実績や計画等と整合を図り、工事単位でのコンパクトさや工事内での工区分割度合、他工事との隔離、工事の大きさ（延長、金額）等を考慮することで、漏水リスクに加え、対象事業独自の条件等を反映した実効性ある最適更新計画を検討・抽出する。

表-1 パッケージ化精度向上のための設定方法（例）

	Case1	Case2
工事単位でのパッケージ化例		
工事単位のコンパクトさ (工事単位内の管はどの程度密にグループ化されているか)	最大の拡がりは 3 更新総延長 = 3 コンパクトさスコア評価 = 3/3 = 1 (Δ)	最大の拡がりは 1 更新総延長 = 3 コンパクトさスコア評価 = 1/3 (○)
工事内の工区分割度 (工区はどう切り離され、分割されているか)	工区総数 = 1 更新総延長 = 3 工区分割度のスコア = 1/3 (○)	工区総数 = 3 更新総延長 = 3 工区分割度スコア評価 = 3/3 = 1 (Δ)

3. 埋設水道管路の状態監視技術の実証

本開発では、埋設水道管の劣化状況を非開削で診断評価する状態監視保全技術「ePulse」（Mueller 社、カナダ）を海外から導入し、国内水道事業で実証した。

「ePulse」はセンサーを弁に設置し、音響圧力波を発生させ、計測・分析評価することで、弁室間の管路の平均管厚を計測できる技術である。

計測値と布設時の設計管厚を比較することで、埋設管の健全度や漏水リスクを非開削で把握することができる。

「ePulse」の概要を、表-2、図-7、図-8 に示す。

表-2 非開削劣化診断技術「ePulse」概要

項目	数値等
管種	铸铁管、ダクタイル铸铁管、鋼管、石綿コンクリート管、PC コンクリート管
適用管径	600mm 以下が望ましい
管厚：管径	1:50 以上
圧力	0.15 MPa 以上
その他	満管（配管内空気なし） 曲がり、バルブの影響なし



図-7 「ePulse」調査機器

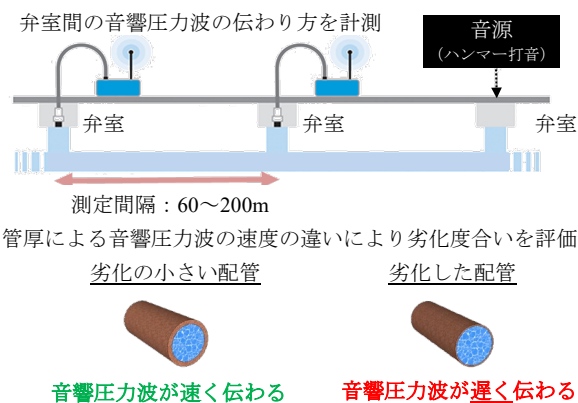


図-8 「ePulse」調査イメージ

「e-Pulse」は、北米やオーストラリア等の水道事業で精度検証（図-9 参照）され、導入されている技術である。

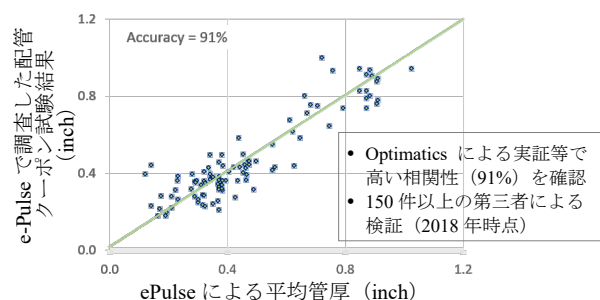


図-9 「ePulse」精度検証結果（海外）

4. 開発フィールドの選定

4.1 フィールド選定の経緯

水道管路最適マネジメントモデルの開発にあたり、国内の水道事業をフィールドとして、前述のツールや状態監視保全技術を試行導入し、導入で期待される効果やモデル実装にむけた課題等について技術実証を行った。

実証フィールドは、水道管路の保全管理や老朽管路の更新を含む管路マネジメントに課題を抱える中部地域の給水人口 20 万人以上の中規模水道事業である F 市を共同研究のフィールドとして選定した。

F 市ではこれまで、市が策定した経営プランに従い有収率向上を重点施策として様々な施策を講じてきたが、表-3 に示す通り、2023 年度末で 70%弱と低迷し、老朽管路更新や漏水等の点検調査等を含む管路マネジメントの見直しと最適化が喫緊の課題となっていた。

表-3 F 市の有収率の推移

年 度	2019	2020	2021	2022	2023
有収率	70.96%	71.10%	70.95%	70.15%	69.31%

有収率向上を含む F 市管路マネジメントの課題解決に向け、F 市とともに水道管路最適マネジメントモデルの実証と開発にむけた共同研究を行うこととなった。

対象水道事業の概要を表-4、表-5 に示す。

表-4 対象水道事業概要（2023 年度末）

行政区域内人口	247,121 人
行政区域内面積	244.95 km
給水人口	230,997 人
普及率	93.5 %
年間総配水量	37,780,039 m ³
年間有収水量	26,183,655 m ³
1 人 1 日平均配水量	447 L
有収率	69.3 %

表-5 対象水道事業の施設概要（2023 年度末）

水 源	合計 84 か所（地下水 82、湧水 2） ※ 浄水場無（塩素滅菌のみ）			
取水能力	151,106 m ³ /日			
管路延長	耐震管	铸铁管等	塩ビ管等	計
	328,022m	877,688m	167,702m	1,373,412m

共同研究の概要を図-10、表-6 に示す。

表-6 共同研究の概要

研究名称	F 市水道事業における有収率向上及び管路維持管理効率化にむけた共同研究
研究期間	2023 年～2024 年度（約 2 年間）
研究項目	1. AI を活用した漏水リスク評価 2. 管網解析による管路再構築、制御検討 3. 漏水リスク評価に基づく最適計画作成 （① 漏水調査の最適実施計画、② 配水制御適正化計画、③ 老朽管最適更新計画）

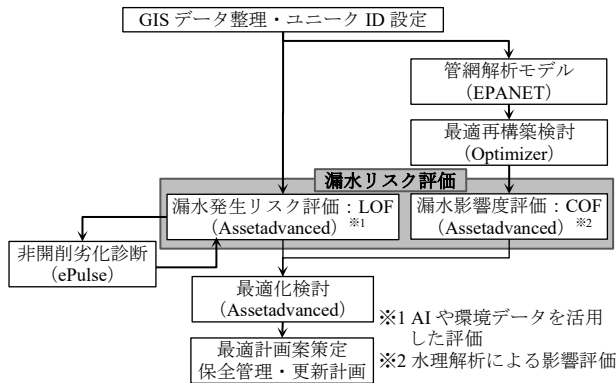


図-10 開発フィールドでの実証フロー

4.2 モデル地区の設定

F 市での実証に際し、F 市水系でも有収率の低い、表-7 に示す、ワースト 2 水系をモデル地区として選定した。

表-7 水系別有収水量内訳（2023 年度末）

水系	配水量	有収水量	有収率	漏水量
F 水系	14,091,616	9,013,122	64.0%	5,078,494
Y・FK 水系	7,085,226	4,737,705	66.9%	2,347,521
I・FD 水系	3,282,082	2,201,164	67.1%	1,080,918
O・D 水系	5,284,314	4,227,994	80.0%	1,056,320
H・FM 水系	765,158	510,261	66.7%	254,897
T 水系	4,254,016	3,307,068	77.7%	946,948
K 水系	682,938	421,038	61.7%	261,900
FK 水系	2,336,781	1,726,293	73.9%	610,488
F 市全域*	37,782,131	26,144,645	69.3%	11,637,486

※ 全域の有収率は公用水量 39,010m³ を含んだ値

(1) F 水系（全長約 321km）

F 市の中心市街地エリアで、F 市でも最も大きい水系であり、市役所等の公共施設や工場等の大規模事業所等の重要施設も多く、有収率が低い。

(2) K 水系（全延長約 16 km）

これまで F 市による様々な有収率向上施策が講じられてきた小さな水系であり、水系内での水量・水圧等の把握が容易で、実測や調査データが揃っている。

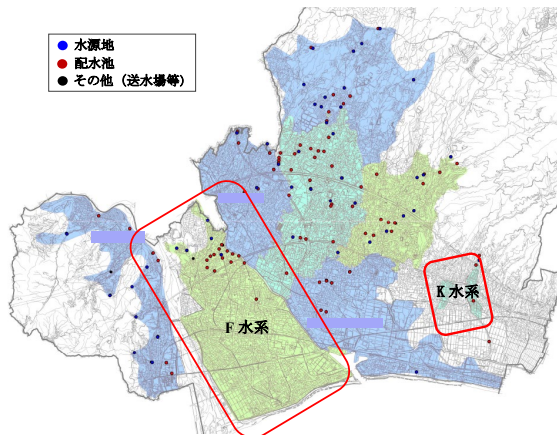


図-11 モデル地区の設定

5. 最適制御を見据えた再構築計画検討

5.1 水理管網評価モデルの構築

GIS ベースで構築されている F 市の水道管路台帳から出力したシェイプデータや水量・水圧データをベースに水理管網モデルを EPANET で構築し、現況再現を行った。

EPANET は、水道管網システムの水理解析と水質解析を行うためのソフトウェアであり、米国環境保護庁（EPA）が開発し、配水管網における流量、圧力、水質（残留塩素濃度等）の時系列変化をシミュレーションでできる。主な機能は、管路やポンプ、配水池等のモデル化、需要パターンの設定、運転条件の変更による影響評価等で、無償で利用でき、世界中で広く使用されているが、日本国内では、国内企業が開発した管網解析ソフトの利用が主流のため、活用は限られている。

本開発では、Optimizer との互換性を確保するため、EPANET により水理管網モデルを構築した。

5.2 水理管網最適化の検討

(1) 管網の再構築、最適運用の検討

老朽水道管路の更新にあたっては、人口減少に伴う水需要予測等を踏まえ、適正口径で再構築していくことが求められる。また、水道施設の効率的な運用を目指し、施設の統廃合や適正配水制御にむけた配水区域の小ブロック化等についても推進していく必要があった。

開発フィールドである F 市においても、配水区域の再編に伴う配水池新設や統廃合、送配水管の口径ダウンサイジング等を考慮した更新事業を推進している。

F 市における実証では、現況再現した管網解析モデルに、市が推進中の事業計画を反映させ、表-8 に示すケースで、送配水管口径の見直しや廃止、配水制御の適正化や小ブロック化による最適運用等を前提条件とした、送配水施設・管路の再構築、運用計画案を Optimizer で検討した。

Optimizer による水理解析では、遺伝的アルゴリズムを用いた AI 計算により、人力ではリソースや時間的な制約から検討が困難な、想定される全てのケースを自動計算で解析し、最適な再構築計画（案）を策定した。

表-8 管網再構築の検討ケースと解析結果（F 水系）

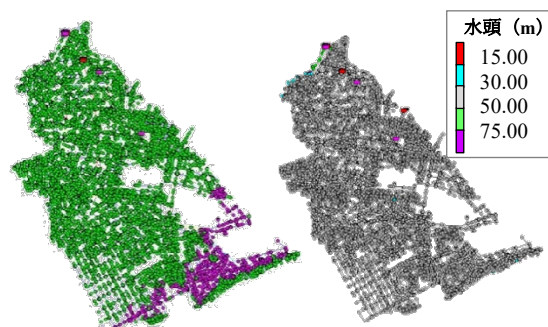
検討条件				設定結果							追加減圧弁 設定値 (m)		
No.	モデル	ブ ロ ッ ク	需 要	減圧弁設定値 (m)				ポンプ運 転台数 (基)			1	2	3
				IM1 S115	IM1 S113	IM2 FC	新 FC	IM2	新 FC				
1	現状	1	最少	43	41	全開	—	1	—	—	—	—	—
2			平均	45	42	全開	—	2	—	—	—	—	—
3			最大	48	46	全開	—	3	—	—	—	—	—
4	将来 (新設 FC 配 水池)	2	最少	43	41	全開	35	1	1	31.5	35	37.5	—
5			平均	45	42	全開	43	2	2	31.5	35	37.5	—
6			最大	47	45	全開	56	3	3	31.5	35	37.5	—
7		3	最少	43	41	30	35	1	1	32	35	—	—
8			平均	45	42	31	43	2	2	32	35	—	—
9			最大	47	45	33	56	3	3	32	35	—	—

(2) 配水制御適正化の検証

Optimizer を用いた水理管網の現況再現で、モデル地区の一部エリアの夜間最小流量時の配水圧が F 水系で 70m、K 水系では 50m を超える高水圧となることが確認された。

上記のモデルを使用し、(1) の Optimizer による管路網の再構築、最適運用の検討で、配水圧力を適正に制御する方策を検討した。

配水圧力の適正制御前後の水頭分布を図-12 に示す。



現状の水頭分布 適正制御後の水頭分布

図-12 水理モデル解析による夜間最小流量時の水頭分布（F 水系）

有収率向上にあたっては、配水制御を適正に実施することは、最も基本的な施策の一つである。

F 市実証では、図-13 に示す通り、モデル地区で配水圧の制御を試行的に実施し、効果検証する提案を行った。

具体的には、2023 年度に実施した Optimizer による水理解析を基に、モデルエリアの小ブロックで配水制御を試行実証する提案を行った。

同提案を受け、F 市で 2024 年 9 月から 2025 年 1 月にかけて K 水系のモデルエリアで減圧による配水制御を現地で試行実証が行われた。

実証の結果、対象エリアでの有収率が、57.2%から 71.1%を大きく改善し、配水制御の適正化が有収率向上に大きな効果があることを確認、検証した。

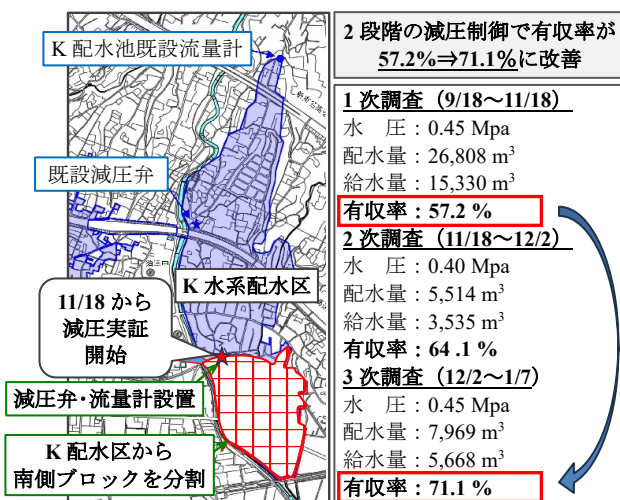


図-13 K 水系での減圧実証概要

6. 水道埋設管リスク評価手法の検証

6.1 漏水発生リスク（LOF）評価

本開発では、漏水発生のリスクを定量的に把握するため、Assetadvancedを用いて、F市モデル地区の水道管路の漏水発生リスク評価を行った。

AssetadvancedのLOF評価では、ランダムフォレストアルゴリズム等の3種の機械学習AIモデルを選択でき、F市実証では3モデルでの感度分析を踏まえ、対象管路網で最も評価精度の高いモデルを選択して評価を行った。

LOF評価で使用する管路の材質、管種、口径、付設年度等の管路属性や位置情報等を含むベースデータは、F市の管路台帳（マッピング）システムから出力した最新のGISデータを使用した。

本開発では、台帳データと紐づけた評価を行うため、台帳での管路管理単位（セグメント）にユニーク（固有）の管路IDを付与して、1本1本の評価を行った。

また、LOF評価で用いる漏水データは市が管理する漏水修繕履歴を使用し、環境指標データはOptimatics社の海外での知見に戻づく約40の指標を使用した。

LOF評価で使用した環境指標のうち、評価結果へ実際に影響のあった30指標のランキングを表-9に示す。

表-9 LOF評価で使用した環境指標と影響度ランキング

Rank	環境指標	Rank	環境指標
1	設置年数	16	土壌（凹凸）
2	最低気温	17	地震の規模
3	最大水圧	18	土壌（シンプル）
4	延長	19	道路（1）
5	平均水圧	20	管交点
6	給水管の接続数	21	土地利用
7	漏水履歴	22	消火栓
8	地震履歴	23	道路（2）
9	標高	24	埋設シート有無
10	植生密度	25	道路（3）
11	口径	26	土地利用（2）
12	人口	27	迷走電流
13	材質	28	土壌のタイプ
14	勾配（1）	29	ポリスリーブ
15	凍結情報	30	土壌（砂）

LOF評価は2023年度、2024年度の2回実施した。なお、2年目の評価では、評価精度の向上に向け、評価モデルのアップデートに加え、漏水データの精緻化、水理解析に基づく水理的环境指標等の追加等を行った。

(1) 2023年度LOF評価

2023年度に実施したLOF評価では、F市が管理していた漏水修繕箇所の住所データを漏水データとして採用し、GISのジオコーディング機能を使ってAssetadvancedのLOF評価モデルに紐づけを行った。

なお、ジオコーディングは2000年から2023年の約23年分の約2,700（F市全域）の修繕記録から漏水データとして紐づけする情報を確認抽出したが、口径、管材違い、

紐づけできる対象管路が無い等の理由で、約3割のデータが紐づけできなかった。

AssetadvancedのLOF評価では、漏水データは評価に影響する重要な影響指標と位置づけられていることから、LOF評価精度向上に向け、紐づけできないデータの紐づけを含む、更なる漏水データ精緻化方策の検討を行った。

(2) 2024年度LOF評価

F市実証の2ヶ年目の2024年度では、LOF精度向上を目指し、2023年度に構築した評価モデルのGIS属性データとOptimizer水理解析モデルを年度更新するとともに、漏水データの精緻化を行った。漏水データは紐づけ方法を見直し、F市担当課で住宅地図に手書きで記入、管理していた漏水修繕記録を、市担当者ともに確認し、時間をかけてGISに紐づけし、電子化作業を行った。

紙地図から再整理した漏水履歴のデータを図-14に示す。

GP管（鋼管）およびDCIP（ダクタイル鋳鉄）管での漏水が多くを占め、年間約0.03漏水箇所/km、漏水発生平均経年数は35.5年となっている。

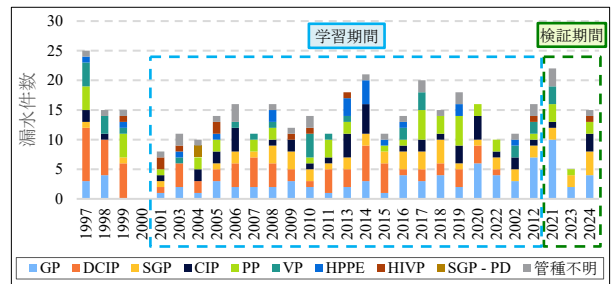


図-14 対象管路属性データ（F市モデル地区）

LOF評価モデルの精度検証を行うため、月毎の漏水履歴をもとに、機械学習の学習期間、検証期間を決定した。学習期間は2001年6月から2020年12月、検証期間は2021年1月から2024年8月とし、学習期間と検証期間の割合は漏水件数にておおよそ80：20とした。

2000年の漏水履歴がないことから、漏水履歴が存在する2001年6月からの漏水履歴を機械学習に使用した。

LOF評価モデルの精度検証結果を図-15、表-10に示す。

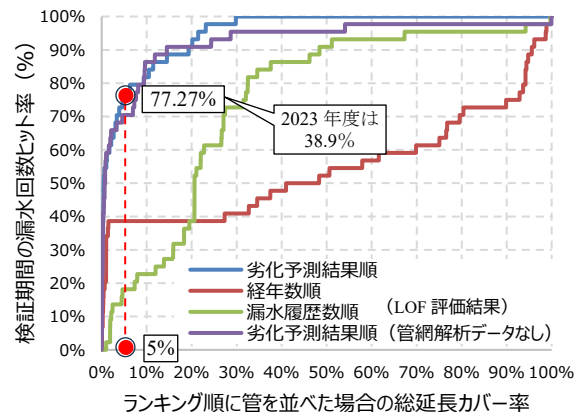


図-15 LOF予測精度検証結果（2024年度）

表-10 LOF 評価モデルの精度検証（2023 年度）

上位配管割合	ランキング順に管を並べた場合の検証期間の漏水回数ヒット率			
	劣化予測順	劣化予測順 管網解析無	経年数順	漏水履歴 数順
0.50%	52.27%	43.18%	0.00%	18.18%
1.00%	54.55%	59.09%	2.27%	20.45%
2.00%	61.36%	63.64%	9.09%	38.64%
5.00%	77.27%	70.45%	18.18%	38.64%

図-15、表-6 に示す通り、LOF 評価モデルの精度検証では、LOF 評価での劣化予測順の上位 5% の漏水回数予測のヒット率（捕捉率）が、38.9%であった 2023 年度に対し、2024 年モデルでは 77.27%と飛躍的に向上し、極めて高い精度の漏水発生予測を行うモデルを構築できた。

本検証により、漏水データの精緻な管理や蓄積や、管路台帳に記録する管属性、新設・廃止等の情報を現地と整合させ、随時最新情報に更新する重要性を再確認した。

また、適切な現況再現により精緻化した水理解析から得られる水理的指標も、LOF 評価の精度向上に寄与していることが確認できた。

構築した評価モデルを使用して、2025 年度以降の LOF 評価を行った結果を図-16 に示す。

なお、Assetadvanced の LOF 評価は 3～5 年の短期の予測精度が高いため、管路更新等のデータ更新を適宜反映し、3～5 年の頻度で評価を行うことが適当である。

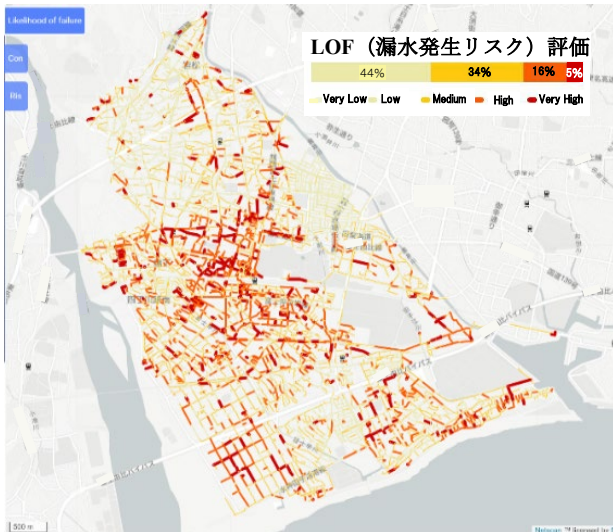


図-16 LOF 評価結果（F 市モデル地区）

6.2 漏水影響評価

漏水影響度（COF）は管網の再構築検討で構築した水理解析モデルを用いて Optimizer により、現状・将来ケースの評価を行った。

COF 評価では、各管路 ID の各指標スコアの平均値を影響度スコアとして定量的に算出し可視化する。

F 市実証では、COF 評価は 2023 年度、2024 年度の 2 回実施したが、2024 年度は Optimizer 水理解析モデルの更新

と「重要顧客への影響度」を COF の評価指標項目として追加して再評価を行った。

水理学的影響度評価では、漏水、断水時の時の水質影響等、約 30 項目から評価指標を設定できる。

F 市実証で、F 市と確認調整して設定した評価指標と重み付け設定を表-11 に示す。

表-11 水理学的影響度評価の評価指標と重み付け設定

ランク	破損箇所 隔離に必要 な弁数 (箇所)	断水 戸数 (件)	断水 総量 (m³/日)	断水 管路 延長 (m)	供給圧力 影響 総水量 (m³/日)	供給圧 影響 総戸数 (件)	影響を 力影響 受ける 重要顧 客数
1	1	0	0<200	<50	0	0	0
2	2	1-5	200-1,000	50-200	0-1	1-2	—
3	3	5-10	1,000-5,000	200-500	1-5	2-5	—
4	4-5	10-20	5,000-20,000	500-2,000	5-10	5-10	—
5	>=6	>=20	>=50,000	>=2,000	>=10	>=10	1

2024 年度の COF 評価結果を図-17 に示す。

F 市からは、COF 評価は、更新優先度設定だけでなく、断水を伴う管路の点検調査や更新工事等で、影響範囲の把握や住民への説明等に活用できる点も高く評価された。

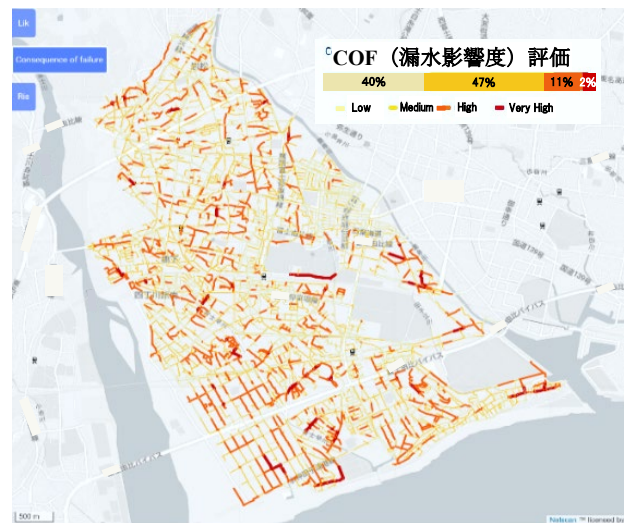


図-17 COF 評価結果（F 市モデル地区）

7. 最適更新計画案の策定

本開発では、Assetadvanced の Package & Prioritization により、モデル地区における 2026 年度の単年計画と、2027 から 2031 年度までの中期の最適更新計画を検討した。

なお、F 市重要施設に接続する管路の耐震化については、F 市で策定済みの基幹管路耐震化計画に沿って耐震化事業推進中の為、現時点では検討対象に含めないこととした。

Package & Prioritization による更新計画検討では、図-18 に示すイメージで、モデル地区で実施した LOF、COF 評価等による漏水リスク評価やコスト面での制約に加え、1 工事当たりの施工延長等の工事単位設定によるパッケージング等の工事条件を加え、更新計画最適化を検討した。

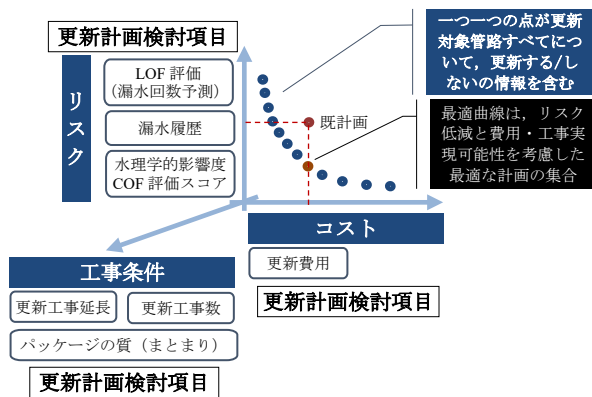


図-18 最適更新計画の検討イメージ

なお、漏水リスク評価ではLOF評価で漏水リスクの高い管と過去に複数回漏水が発生した管により重みを加え、優先的に更新されるように重み付けを行った。

2023年度の漏水リスク評価は以下の式で算定した。

$$\text{リスク} = 100 \times \text{LOF 合計値} + 1000 \times \text{過去漏水数} + \text{影響度}$$

2024年度は、F市との確認協議を踏まえ、上記リスクに、下記の2項目を加えることにより、よりリスクの高いものを優先更新するよう最適化のコントロールを行った。

$$\begin{aligned} \text{リスク} = & 100 \times \text{LOF 合計値} + 1000 \times \text{過去漏水数} + \text{影響度} \\ & + 100 \times (\text{過去漏水2回以上の管が未更新である数})^2 \\ & + 10 \times (\text{劣化予測の高い管の数})^2 \end{aligned}$$

このような最適化をより効果的にする工夫により、評価対象管路で複数回漏水が起こっていた場合や、劣化予測値がとて高かった場合により高い重みを上乗せすることにより、更新されればされるほどリスク値がより低く表されるよう調整を行った。これにより、過去漏水が複数ある管が更新されることによって、リスクの低減効果をより顕著に表すこととなる。また、最適化検討の評価軸に含めていない更新計画の検討項目として、図-19に示す項目も合わせて検討し、最適化検討で抽出された計画の優先度を更に詳細設定する際の項目として設定した。

老朽度	重要度	工事条件
給水管本数	破損時断水戸数	他工事箇所
S57以前の配水管に紐づく給水管本数（鉛管）	断水時断水戸数	
	軌道横断	
S57～H4の配水管に紐づく給水管本数（ポリエチレン層管）	道路情報舗装区分（N4, 5, 6）	

図-19 最適化計画の評価軸に含めていない検討項目

F市では、50mm以下の管の更新は修繕（3条予算）で対応していることから、更新工事（4条予算）は75mm以

上の管を対象として、Package & Prioritizationにより最適更新計画の検討を行った。

なお、有収率向上の早期達成に向け、50mm以下の管についても、計画的な修繕により確実に更新を進めていくため、あわせて最適化検討を行い、最適な修繕優先度を検討、設定した。

なお、更新費用算定にはF市と確認調整を行い、F市で予算用に設定している単価を採用した。

175, 100mmは水道配水用ポリエチレン管（HPPE）を、150mm以上はダクタイル鋳鉄管（DCIP）と、耐震性のある管材への更新を前提とした単価設定とし、現場条件による単価補正として、県道・国道等の道路区分や夜間、仮設・不断水等の有無を考慮した。

最適更新計画検討条件と最適化検討結果を表-12に示す。

なお、F市モデル地区における更新計画最適化の検討では、最適曲線の収束までに20～30万回の解析を要した。

表-12 最適更新計画検討条件と最適化検討結果

No.	水系	期間	口径	対象管	予算制約	解析数※
1	K	短期	50mm以下	全ての口径によって選択される管	3,000万円	200K
2		中期	50mm以下		1.8億円	200K
3		短期	75mm以上（65mm含む）		1億円	300K
4		中期	75mm以上（65mm含む）		5.5億円	300K
5	F	短期	50mm以下	上位20%延長のLOFランキング	6,000万円	300K
6		中期	50mm以下		3.5億円	300K
7		短期	75mm以上（65mm含む）		4億円	300K
8		中期	75mm以上（65mm含む）		2.5億円	300K

※ 最適化検討でAI計算による計算の収束に要した解析数

AssetadvancedのPackage & Prioritizationによる更新計画最適化検討の結果は、図-20に示すApature画面で選定根拠となった各検討項目の内訳のスコアを含め確認できる。

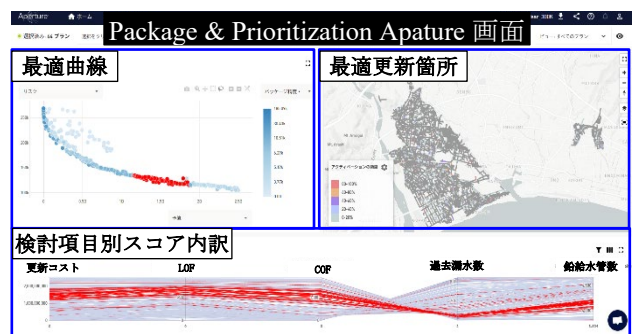


図-20 Package & Prioritizationによる最適更新計画検討結果（F市モデル地区）

8. 非開削劣化診断 ePulse 実証

8.1 実証準備と現地実証

埋設管路の非開削劣化診断技術である ePulse の技術実証を2024年度に実施した。

実施箇所は2023年度に実施したLOF評価で漏水リスクの高い箇所(図-21 参照)と、F市の実施希望箇所から9か所、合計延長約1.0kmを選定した。

F市での実証概要を表-13に示す。

表-13 ePulse 実証概要 (F市)

調査期間	2024年9月30日～10月2日
調査箇所	9箇所 (F水系8か所, K水系1箇所)
管径	φ75～300mm
管種	ダクタイル鋳鉄管 (DI) , 鋳鉄管 (CI)
調査スパン	60～200m
調査延長	約1.0km (合計)

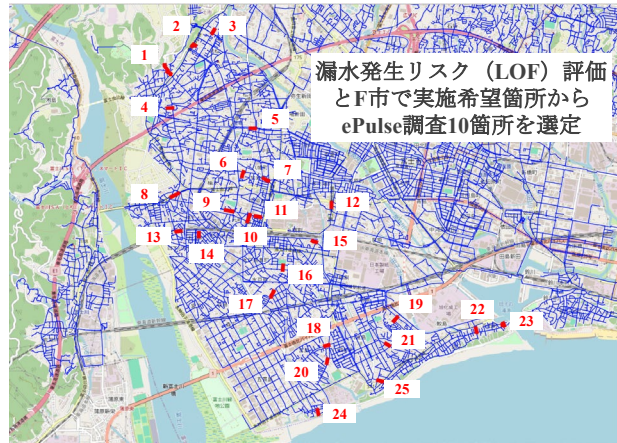


図-21 LOF 評価による ePulse 実証箇所抽出 (F水系)

F市での ePulse 実証箇所選定の条件を表-14に示す。

表-14 ePulse 実証箇所選定条件 (F市)

F市からの調査希望箇所の条件
- 工事予定箇所 (F市2水系から選定) - 国道等の基幹道路や鉄道等の軌道横断, 河川横断箇所 - バックアップの無い重要幹線 - 布設替え等の施工が困難な箇所 - その他, F市が劣化状況を把握したい箇所
調査箇所選定の前提条件
- 口径 400mm 以下の鉄系管路 - 設置時 (設計) 管厚が確認できる - 仕切弁等が調査区間 (60～200m) に設置されている - 満管で常時水圧がかかっている

F市 K水系での ePulse 実証の様子を図-22に示す。



軌道横断箇所での調査 打音による音響圧力波発生
図-22 ePulse 実証風景 (F市 K水系)

8.2 ePulse 診断結果

F市での ePulse 実証結果の概要を表-15に示す。

ePulse 計測データを Mueller 社で解析・評価した結果, 劣化度 30%超が1箇所, 約 30%が2箇所, 20%超が1箇所

で, 劣化が一定程度合い進行している診断となった。
一方で, 4 箇所が一桁の劣化度という結果となり, ePulse による診断では健全という結果となった。

表-15 ePulse による診断結果 (F市)

調査箇所	測定延長 (m)	管種	口径 (mm)	布設年	新設時管厚 (mm)	ライニング厚 (mm)	管厚 (mm)	ePulse 測定管厚 (mm)	劣化度 (%)
F1	98.0	DI	75	1979	11.5	4.0	7.5	4.8	36
F4	100.48	CI	150	1972	11.8	0.0	11.8	8.4	29
F6	124.0	CI	300	1966	15.1	0.0	15.1	11.6	23
F8	92.2	CI	150	1955	11.8	0.0	11.8	11.3	4
F11	134.5	DI	250	1977	11.5	4.0	7.5	7.3	3
F16	154.6	CI	300	1972	15.1	0.0	15.1	13.4	11
F19	102.8	CI	150	1955	11.8	0.0	11.8	8.4	29
F20	139.7	CI	150	1955	11.5	4.0	7.5	8.1	0
K1	137.2	DI	200	1979	11.5	4.0	7.5	7.7	0

8.3 ePulse 診断結果の精度検証

F市モデル地区での ePulse の診断結果の精度を検証するため, 表-16に示す3箇所でクーボン (検体) を採取し, 診断結果と実測値の突合確認を行った。

精度検証結果, ±6%以内と ePulse による診断の一定の精度は確認できた。

なお, 今回のクーボンテストは ePulse の診断で健全と評価された箇所のみでの検証となり, 本実証結果のみで精度検証ができたとは判断できない。

F市では更なる精度確認に向けて, 劣化度が大きいと診断された箇所でのクーボンテスト実施を調整中である。

本実装に向けて, 追加での精度検証を期待する。

表-16 ePulse 精度検証のためのクーボンテスト結果

神谷 1	配管内面		配管外面	
φ 200 DI ライニングあり		健全		一部孔食確認
	ePulse 測定管厚 7.7 mm		クーボン測定平均管厚 7.5 mm	差 +2.4%
	富士 11		配管外面	
φ 250 DI ライニングあり		健全		一部孔食確認
	ePulse 測定管厚 7.3 mm		クーボン測定平均管厚 7.4 mm	差 -1.9%
	富士 20		配管外面	
φ 150 DI ライニングあり		健全		一部孔食確認
	ePulse 測定管厚 8.1 mm		クーボン測定平均管厚 7.7 mm	差 +5.4%

9. 開発フィールドでの実証を踏まえた評価

9.1 実証成果のF市水道経営戦略プランへの反映

本開発のF市での実証の取り組みや成果は、F市から有効性を評価され、市で2024年度に改定を進めていたF市水道事業経営戦略プランに全面的に反映された。

具体的には、これまで市で進めていた有収率向上施策を抜本的に見直し、本開発での実証成果を反映して既存施策を見直すとともに、有用な新規施策を追加して複合的に推進する方針が明記された。（図-23 イメージ参照）

また、図-24 に示す通り、本開発で確立を目指した「水道管路最適マネジメントモデル」の導入、実践がF市の戦略プランに取り入れられ、これまでの事後保全中心の管理から予防保全型の管理へ転換し、実践していく方針が示された。

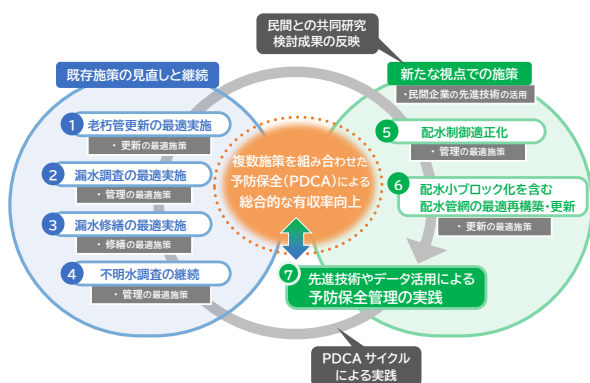


図-23 既存施策と新たな視点での施策を組み合わせたPDCAによる有収率向上イメージ

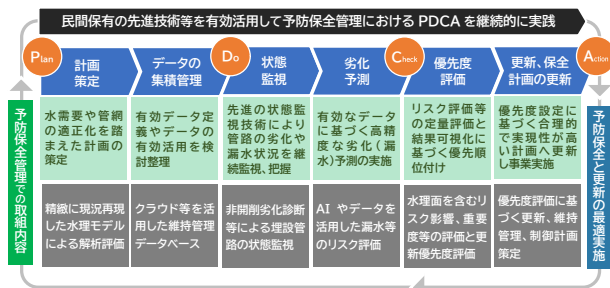


図-24 民間との共同研究での検討に基づく予防保全管理の実践イメージ

9.2 本開発の総括、今後の展開

本開発ではF市をフィールドとして、データ活用によ

る水道管路の予防保全管理で有用な活用技術やツールを実証し、「水道管路最適マネジメントモデル」構築、実践の有効性を確認した。

漏水リスク評価に基づき現地実施した非開削劣化診断技術「ePulse」やK水系のモデル地区で実施した配水制御の適正化実証では、有収率向上に資する技術、施策としての具体的な効果を確認、検証した。

更新計画や漏水調査等の保全管理計画等の優先度を判断するための漏水リスク評価では、正確な漏水データの集積管理の重要性、有用性を確認した。

また、適正な配水制御に向けて水理解析モデルを精緻化し、継続的に更新し、常時活用可能な状態に維持する有効性、必要性を確認した。

今後は、管路の保全管理で得られる全てのデータをユニークIDで一元的に集積・管理し、有効活用を進めることで、これまでの事後保全管理から、本開発で有用性を確認検証した水道管路最適マネジメントモデルに沿った予防保全管理に転換していくことが望まれる。

このために、GISを活用したクラウド型の維持管理データベースを構築し、管路台帳や管網解析のシステム等と紐づけてデータを一元的に集積・管理し、有効に活用していくことが求められる。

現地実証した非開削劣化診断技術「ePulse」については、本開発で一定の有効性は確認できたが、国内水道事業での本実装に向けてはクーポンテストを含む追加調査での確認検証が必要であると考察する。

今後は、このような埋設管路の状態監視保全に有効活用できる先進技術等を積極的に導入し、リスクとコストを最小化するデータに基づく予防保全管理への転換を促進し、データドリブン経営を実現する「水道管路最適マネジメントモデル」を確立して、国内水道事業運営の持続的な発展、向上に取り組んでいく。

参考文献

- 1) 「国民とともに守る基礎インフラ上下水道のあり方～安全性確保を最優先する管路マネジメントの実現に向けて～（第2次提言）」p.9, 令和7年5月28日、下水道等に起因する大規模な道路陥没事故を踏まえた対策検討委員会