

利根調・保全技術センター通信（第19回）

AIを活用したパイプライン漏水リスク分析

関東農政局利根川水系土地改良調査管理事務所次長

（現 佐倉市経済環境部理事）徳若 正純

1. はじめに

利根川水系土地改良調査管理事務所の技術調整課（通称：保全技術センター）は、農業水利施設のストックマネジメントに関する全国統一的な技術確立に向けた検討を行う組織として、2004（平成16）年4月に設置されました。主な業務として、①「農業水利施設の機能保全の手引き」など技術図書の整備、②デジタル技術の活用などによる機能診断技術の高度化、③農業水利ストック情報データベース（ストックDB）の運用、④説明会などの機会を通じたストックマネジメント技術の普及・啓発に取り組んでいます。本コーナー「利根調・保全技術センター通信」（以下、センター通信という）では、毎回、ストックマネジメントに関する最新の動向や保全技術センターにおける取組などを紹介しています。第19回目の今回は、農業水利施設の保安全管理におけるデジタル技術の活用、特にAIを活用したパイプライン漏水リスク分析について紹介します。

2. 農業水利施設の保安全管理におけるデジタル技術の活用

（1）農林水産省の政策

社会全体でデジタル技術を活用した変革（デジタルトランスフォーメーション：DX）の実現に向けた取組が進められており、農林水産省においても、デジタル技術を活用することで食料・農業・農村に関する様々な課題を解決していこうとしています。

「土地改良長期計画」（2021～2025（令和3～7）年度）では、老朽化した農業水利施設の戦略的な保安全管理を徹底することとしており、「施設の点検や機能診断等の更なる省力化・高度化を図るため、ドローン等のロボットやAI等の利用及び状態監視技術に関する研究開発、実証調査を引き続き推進していくことが重要である」としています。

また、「農業農村整備に関する技術開発計画」（2021～2025（令和3～7）年度）では、重点化する技術開発テーマとして、農業水利施設の劣化診断・劣化予測の技術（AIによるひび割れ等の自動検出、潤滑油診断等の状態監視保全など）、デジタル技術を活用した農地及び農業水利施設の維持管理の省力化技術、データ駆動型ライフサイクルマネジメント技術の確立などを挙げています。

近年はAI技術の発展が目覚ましく、農業農村整備事業においてもAI技術を導入していくことが期待されています。農林水産省は「農業水利施設管理 AI活用推進事業」を2020（令和2）年度に創設し、AIを活用した農業水利施設の機能診断の実証などに取り組んでいます。

（2）保全技術センターにおける取組

保全技術センターでは、デジタル技術を活用して農業水利施設の保安全管理を省力化・高度化するため、これまで①ドローン等のロボットを活用した機能診断、②農業用施設機械（ポンプ設備）の状態監視、③AIによる開水路の機能

診断などの導入に向けた検討を進めてきました。これらの取組については、既報のセンター通信でも紹介しています。

①ドローン等のロボットを活用した機能診断（JAGREE 94号 センター通信（第12回）など）

ドローンを機能診断調査に活用するため、構造物のひび割れを判別するのに必要な撮影距離の検討などを行い、「UAVを活用した機能診断調査マニュアル（案）」を作成しています。また、入管困難な小口径管路におけるロボットカメラ調査に関して、画像判定精度や走行性能などを検証しています。

②農業用施設機械（ポンプ設備）の状態監視（JAGREE 100号 センター通信（第15回））

ポンプ設備の状態監視手法である潤滑診断（ポンプ設備の回転部から潤滑剤（オイル・グリース）を採取・分析し、その中に含まれる金属摩耗粒子の量や形態などの情報を用いて設備の機能診断を行う技術）などについて、全国で実証試験を行うとともに、その導入を促進するため「農業用施設機械（ポンプ設備）における状態監視の手引き（案）」を作成しています。

③AIによる開水路の機能診断（JAGREE 100号 センター通信（第15回））

コンクリート開水路を対象に、保全技術センターが保有する全国の機能診断結果と現地で撮影した写真から大量の画像データを収集し、AIの画像認識技術により施設の変状等を検出する機能診断AIモデルを構築して、モデル地区において診断精度などの検証を行っています。

3. AIを活用したパイプライン漏水リスク分析

（1）取組の背景

農業用パイプラインは、昭和30年前後から畑地かんがいの末端施設として導入され始め、昭和40年代以降は水田にも多用されるようになりました。一方、老朽化の進行等による漏水・破裂等の突発事故の増加が顕著で、パイプラインの突発事故件数は農業水利施設全体の約7割を占める状況となっています。パイプラインは、多くが地中埋設構造物で、断水可能期間が限定的な場合もあるため、直接的な調査による変状等の状態把握が難しく、適時・的確な保全管理に苦慮しているのが実情です。

上下水道施設においては、担当職員の減少や予算の制約といった課題に直面する中、AIを活用した管路劣化診断（例：（株）クボタが開発したダクタイル鉄管（鋳鉄管）と塩ビ管・鋼管の老朽度評価手法）や人工衛星データを用いた漏水検知システム（例：（株）天地人の「宇宙水道局」）などの先端技術を活用し、管理業務の効率化・高度化が図られています。

このため、保全技術センターでは、農業用パイプラインにおけるAIを活用した漏水リスク評価モデルの利用について2020（令和2）年から検討を進めています。

（2）農業用パイプラインにおけるAI管路劣化診断

管路データや漏水履歴データなどを活用したパイプラインの劣化予測シミュレーションを試行し、その有効性などを検証しました。技術の概要とAIモデルの構築・検証手順は次のとおりです（図-1）。

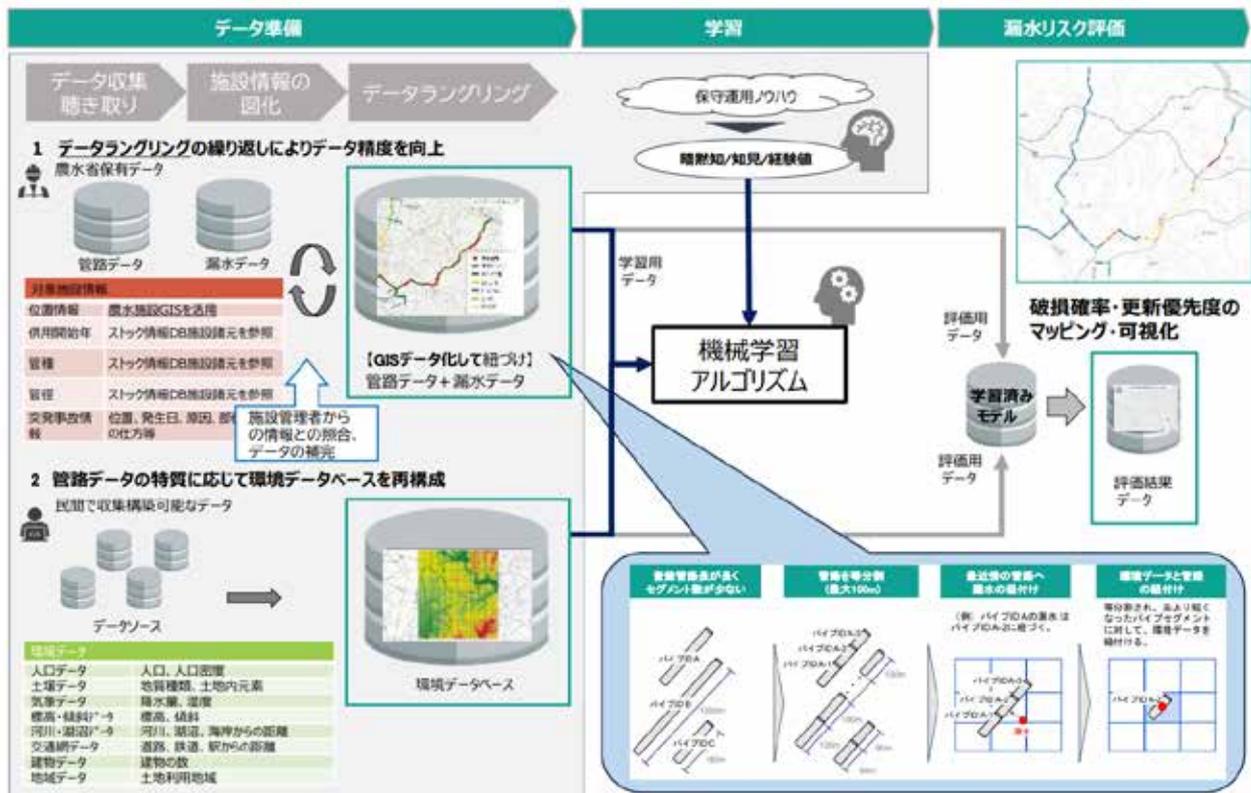


図-1 AIによる管路劣化診断の手順

1) AI 管路劣化診断の概要

AI・機械学習は、アルゴリズムを使って大量のデータを解析し、相互の関係性や規則性を見つけ出す手法です。今回の分析では、Fracta Japan (株) の「フラクタ AI 管路劣化診断」システムを利用しました。これは、①管路データ（布設年、管種、口径、位置情報など）、②漏水履歴データ、③周辺環境データ（土壌、気象、地形、土地利用状況など）を取り込み、AIにより各項目の相関を分析し、管路の破損確率を予測するシステムです。FRACTAは日本人が2015（平成27）年に米国シリコンバレーで創業（2019（令和1）年にFracta Japan（株）を設立）したベンチャー企業で、同社のAI管路劣化診断はアメリカでは28州70社以上の水道事業者（2022（令和4）年7月時点）で導入

されています。日本国内においても管路延長約7万kmと漏水事故約5万件のデータ（2024（令和6）年7月時点）を学習し、約60事業者での診断実績があります¹⁾。変状等の施設状態を把握する直接的な調査を実施することなく、時間計画保全（経年ベース）よりも高精度で管路の劣化リスクを把握できるとされています。

2) 農業用パイプラインにおける検証

水道管と農業用パイプラインでは、施設構造など様々な面で違いがあり、学習データの特徴が異なります（表-1）。主に水道管を対象に開発されたAI劣化予測システムが農業用パイプラインでも適用できるのか、モデル地区で試行・検証することとしました。

表-1 水道管と農業用パイプラインの違い（施設構造面）

		水道管	農業用パイプライン
施設構造	口径・管種	管種は限定される ダクタイル鉄管と硬質ポリ塩化ビニル管で全体の約90%を占める。	口径・管種が多い 口径や圧力区分毎に管種を選択され、小口径から2,000mmを越える大口径管、使用する管種（鉄系、コンクリート系、樹脂系）も異なる。水道管にはない、FRPM管やコンクリート管が全体の20%程度使用されている。
	埋設条件	地区内の管路の起伏は少ない 地形的な起伏が大きい場合は、圧力区分毎に、給水地区（低区、高区）を分けて整備。	屈曲部や傾斜部が多い 中山間地から沖積低地に至る広大な地域に、農地や道路下の多様な地盤に埋設され、屈曲部や傾斜部が多い。高い内水圧が作用する管もあり、構造的な欠陥が生じ易い。
	劣化環境	事故等の不測事態を除き常に満水状態 管内の環境状態の変化が少ない。また、浮遊泥・微細な砂の混入を許容していない。	流水の断続状態を繰り返すことがある 非灌漑期に管内が空虚となる場合があり、管内に空気が滞留して通水や管の安全性に影響。また、浮遊泥・微細な砂の混入により、流速変化等で付着・沈殿による通水阻害の原因となる。
	整備状況	管網が給水区域の拡張とともに整備 全国で約66万km、同一地区でも拡張時期によって供用経過年数が異なる。	水源から調圧施設等への多点間送水経路で同一時期に整備 国造成のパイプラインは約7,500km、同一地区内の敷設時期は概ね同一である。
特徴・現状		同一地区内において、管路網の広がりや環境条件の違い、供用経過年数の違いなど、空間的・時間的な多様性がある。	水道管に比べると、管路延長が短く、網状化による管種・経過年数の変化が少ない一方で、 <u>管路構造や埋設条件の違い等から特定のエリアで事故発生し易い点を考慮する必要がある。</u>

3) モデル地区の選定

モデル地区は、パイプライン事故の多い国営事業地区の中から、管路構造の多様性やデータ

の蓄積性を考慮し、10地区を選定しました。対象地区の概要は表-2に示すとおりです。

表-2 対象地区の概要

		A地区	B地区	C地区	D地区	E地区	F地区	G地区	H地区	I地区	J地区
管路延長 (km)		15.6 km	36.1 km	55.0 km	18.9 km	56.4 km	377.5 km	47.4 km	27.1 km	29.9 km	115.0 km
管種		DCIP, PC・RC, SP	DCIP, FRPM, PC・RC, SP	DCIP, FRPM, PVC, SP	FRPM, PC・RC	DCIP, SP	DCIP, FRPM, PVC, SP	DCIP, FRPM, PC・RC, PVC	DCIP, PVC	ACP, DCIP, FRPM, PC・RC, SP	ACP, DCIP, PC・RC, PVC, SP
口径 (mm)		500mm ~ 1100mm	600mm ~ 2000mm	250mm ~ 1100mm	500mm ~ 1500mm	250mm ~ 1100mm	200mm ~ 2200mm	150mm ~ 1800mm	100mm ~ 500mm	450mm ~ 1200mm	100mm ~ 1500mm
事故件数 (件)		62	23	19	50	30	32	9	8	4	14
事故期間		1997 ~ 2022年	1999 ~ 2022年	2007 ~ 2023年	2009 ~ 2022年	2009 ~ 2023年	1981 ~ 2023年	2007 ~ 2021年	2007 ~ 2017年	2014 ~ 2019年	2007 ~ 2022年
データ特性	管種	Co管系主体	Co管系・鋼管系が主体	樹脂管系・鋼管系が主体	Co管系が主体	鋼管系が主体	樹脂管系・鋼管が主体	樹脂管系・鋼管系が主体	樹脂管系・鋼管系が主体	樹脂管系・Co管が主体	樹脂管系・鋼管系が主体
	口径	比較的小口径	均一	比較的小口径	均一	比較的小口径	均一	均一	小口径	比較的小口径	小口径
	供用年数	40年以上が主体	50年以上が主体	30年~35年が6割、20年~30年が4割	40年以上が主体	35年~50年が主体	40年以上が主体、25年~30年が2割	30年~40年が主体	35年~40年が主体	40年以上	30年~35年が主体

注) 各地区のデータは、今回のAIモデル構築・検証において使用したものを示す。地区内の全てのパイプラインに関する情報を示すものではない。

4) データの準備

フラクタ AI 管路劣化診断では、漏水リスクを予測するため、前述のように①管路データ、②漏水履歴データ、③周辺環境データを使用します（表-3）。基本的に、①管路データと②漏

水履歴データはサービス利用者（施設管理者等）が所有するもの、③周辺環境データは Fracta Japan が独自に構築したデータベース（ソースは、各省庁、大学、研究機関等が公表しているオープンデータ）を使用します。

表-3 AI 管路劣化診断に使用するデータ

	水道管	農業用パイプライン（今回の AI モデル構築・検証）			
		採否	データソース	ソースのファイル形式	データ量
管路データ	位置情報	<input type="radio"/>	国営造成施設等 GIS	.shp	分析用管路データ 管路延長：778.8 km 管セグメント総数 【分割前】：759 【分割後】：8670
		<input type="radio"/>	各種図面（NNstation）	.tiff.pdf 等	
	布設年	<input type="radio"/>	ストック DB	.xlsx	
		<input type="radio"/>	各種図面（NNstation）	.tiff.pdf 等	
	管種	<input type="radio"/>	ストック DB	.xlsx	
		<input type="radio"/>	各種図面（NNstation）	.tiff.pdf 等	
	口径	<input type="radio"/>	ストック DB	.xlsx	
		<input type="radio"/>	各種図面（NNstation）	.tiff.pdf 等	
	管の識別番号【推奨】	<input type="radio"/>	セグメント分割時に新規割り振り	-	
	長さ【推奨】	<input type="radio"/>	国営造成施設等 GIS	.shp	
		<input type="radio"/>	各種図面（NNstation）	.tiff.pdf 等	
<input type="radio"/>		ストック DB	.xlsx		
作業記録 （導入方法、修理履歴など）	<input checked="" type="checkbox"/>	-	-		
用途 （配水、給水など）	<input checked="" type="checkbox"/>	-	-		
水圧【推奨】 （平均、最低、最高）	<input checked="" type="checkbox"/>	-	-		
漏水履歴データ	漏水発生日	<input type="radio"/>	事故記録 *1 および *2	.docx.pdf 等	漏水件数：251 件 漏水期間：1981～ 2023 年 ・学習データ 202 件 （1981～2017 年分） ・検証データ 49 件 （2018～2023 年分）
	漏水地点	<input type="radio"/>	事故記録 *1 および *2 より概定		
	管の識別番号【推奨】	<input type="radio"/>	セグメント分割時に新規割り振り	-	
	管種	<input type="radio"/>	事故記録 *1 および *2	.docx.pdf 等	
	口径	<input type="radio"/>	事故記録 *1 および *2		
	漏水要因	<input checked="" type="checkbox"/>	-	-	
	漏水箇所 （管本体、継手、バルブなど）	<input checked="" type="checkbox"/>	-	-	
	破損の仕方 （亀裂、折れ、穴あきなど）	<input checked="" type="checkbox"/>	-	-	
周辺環境データ	人口データ	<input type="radio"/>	Fracta Japan	.png	分析対象地区毎に出力 （全 10 地区× 8 ファイル =80 ファイル）
	土壌データ	<input type="radio"/>	Fracta Japan	.png	
	気象データ	<input type="radio"/>	Fracta Japan	.png	
	地形データ （標高・傾斜、河川湖沼など）	<input type="radio"/>	Fracta Japan	.png	
	交通網データ	<input type="radio"/>	Fracta Japan	.png	
	建物データ	<input type="radio"/>	Fracta Japan	.png	
	地域データ （土地利用状況など）	<input type="radio"/>	Fracta Japan	.png	
	地震データ	<input type="radio"/>	Fracta Japan	.png	

*1 突発事故発生状況調査結果（農林水産省農村振興局）

*2 事故報告書収集結果（農林水産省農村振興局、各土地改良区）

今回の検討においては、①管路データはストックDBや施設管理図、国営造成水利施設GISなど、②漏水履歴データは「農業水利施設に係る突発的事故の発生状況調査」や土地改良財産に係る漏水事故等の報告（農村振興局から入手）、土地改良区へのヒアリングなどから必要な情報を収集し、管路延長779km、漏水事故251件の情報をAIモデルの構築・検証に活用しました。

収集した管路及び漏水事故の情報は、機械学習で使えるようにデータの前処理（データラングリング）を行いました。生データは、異なるデータソースから収集されて様々なデータ形式があり、かつ、データの欠損や誤り・不整合があるため、そのままではAIモデル構築に使うことができません。また、AI診断する上で、ストックDBに登録されている管路データの単位（セグメント）が大き過ぎるため、管セグメントを適切に分割する必要があります（詳細は後述します）。このため、人と機械によってデータを修正・補完し、管路データと漏水履歴データを全てGISデータ化（Shapeファイル形式

に変換）しました。

5) 劣化予測モデルの構築・検証方法

前述のデータをAIに機械学習させて農業用パイプラインの劣化予測モデルを構築します。AIモデルの性能（精度）を評価するため、Time Shift Studyという手法を採用しました。具体的には、①漏水履歴データを時間順に並べ替え、ある時点（今回は2018（平成30）年）より前と後で「学習データ」と「検証データ」に区分し、②学習モデルを活用してAIモデルを構築し、劣化予測を実施した後、③劣化度が高いと予測した管と検証データを照合し、AIモデルが実際に発生した漏水をどれだけ捕捉しているのか検証を行いました。

6) 劣化予測モデルの評価

モデル地区（10地区）において今回構築した農業用パイプラインAI劣化予測モデルにより漏水リスクをシミュレーションした結果をゲインチャート（累積図）として図-2に示し

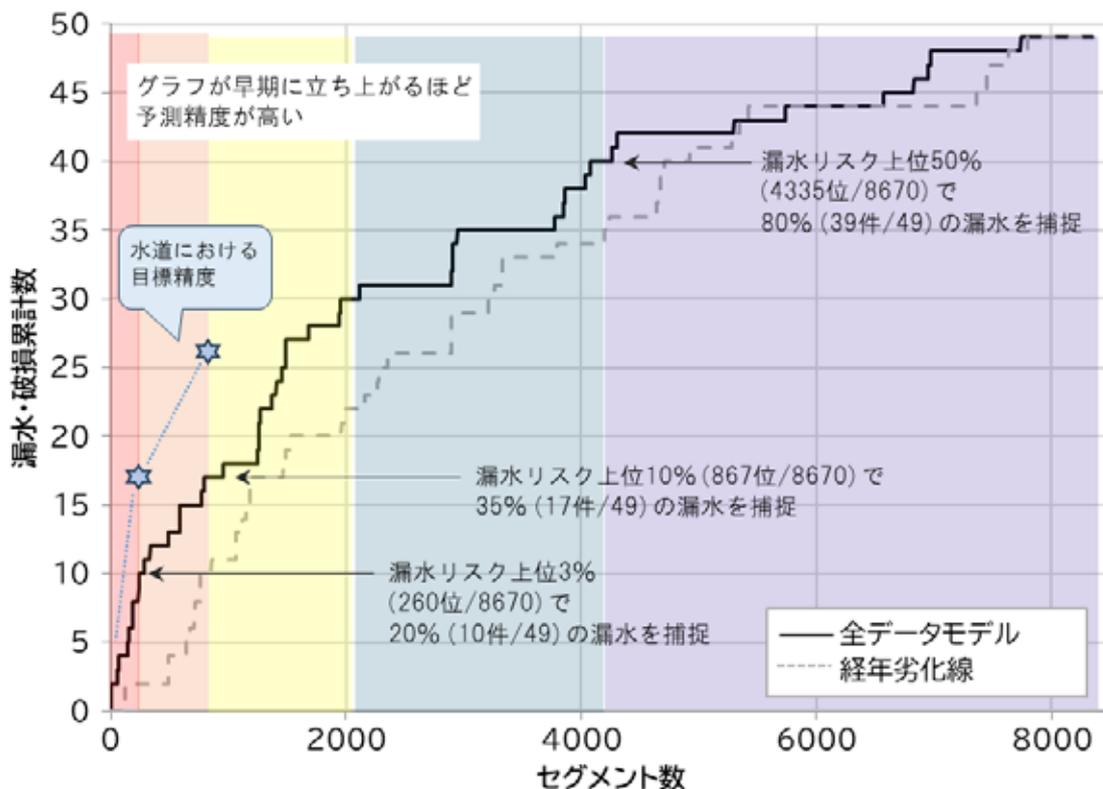


図-2 AIモデルの予測精度（漏水捕捉率）

ます。横軸に AI モデルによって漏水リスクが高いと判定される場所（管セグメント）の順位、縦軸に当該順位までの漏水・破損累計数（実際に漏水が発生した箇所数で総数 49）をプロットしています。グラフが左側で垂直に立ち上がっているほど AI モデルの予測精度が高いと言えます。今回構築した AI モデルは、漏水リスク上位 3% で 20%、上位 10% で 35%、上位 50% で 80% の漏水を捕捉しています。直接的な調査を実施することなく、経年劣化線（横軸に管セグメントの古い順からプロットしたもの）よりも高い確率で漏水箇所を把握できており、AI モデルの有効性は一定程度あると考えられます。なお、水道分野では、漏水リスク上位 3% で 35%、上位 10% で 54% を予測精度の目標としています。

（3）AI 管路劣化診断の課題

1) データ準備にかかる負担

① 管路データと漏水履歴データの GIS 化

AI 管路劣化診断は、管路、漏水履歴、周辺環境（土壌、地形など）の情報を地図上で重ね合わせて分析するため、使用するデータ全てに位置情報を持たせなければなりません。

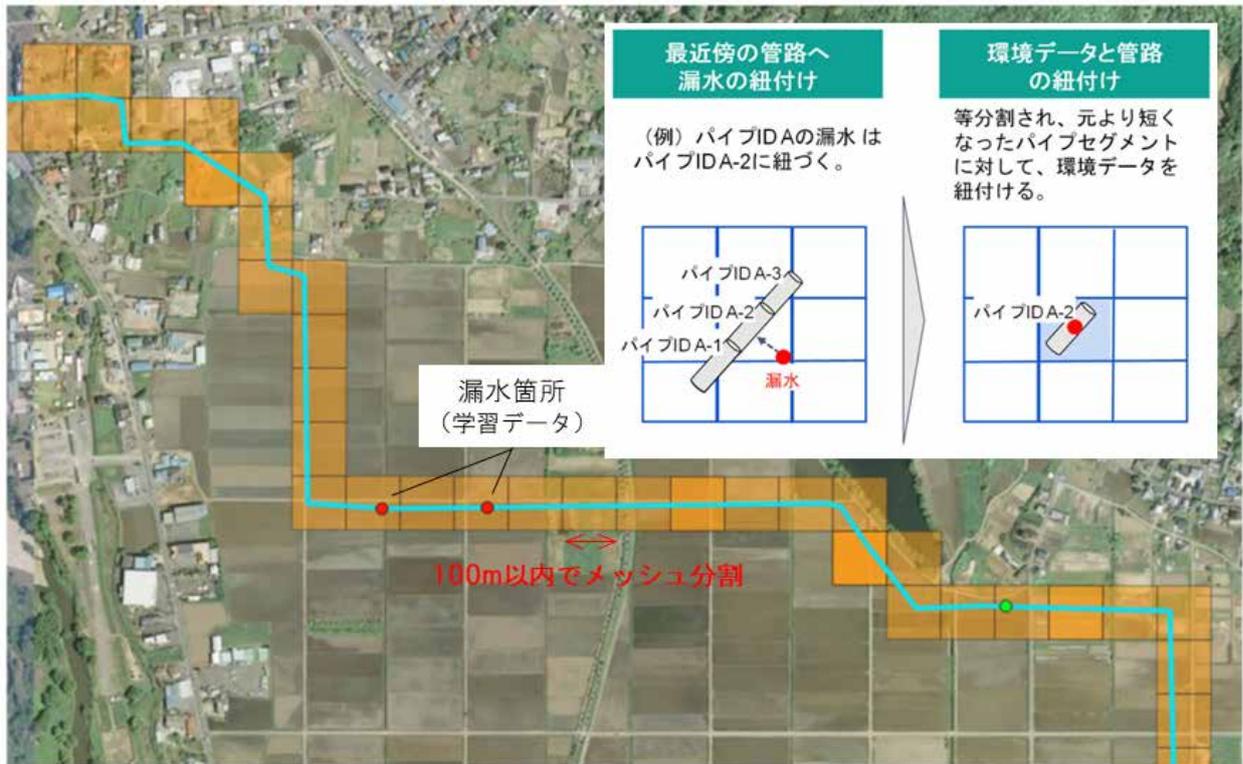
本診断で使用する管路データは主にストック DB から情報収集しましたが、ストック DB に保存・蓄積されているパイプラインの施設情報には位置情報を含んでいないため、位置情報を付与する作業が必要になります。このため、今回の検討においては、別途入手した国営造成水利施設 GIS と施設管理図にストック DB の情報を組み合わせて、AI モデルに使用する GIS

化した管路データを作成しました。

一方、漏水履歴データに関しては、事故報告の位置図等（紙の資料）からおおよその漏水位置を把握することはできますが、座標等の位置情報は記録されていないため、施設管理者等に確認して漏水地点を特定しなければなりません。その上で、施設情報（管種、口径）などを位置情報と紐づけて GIS 化した漏水履歴データを作成する必要があります。

② 管セグメントの分割

ストック DB では、施設諸元（管種、口径等）が同じ区間を一つの施設単位（セグメント）として登録することが多いため、1 セグメントの延長は平均 1km 程度となります。これを AI モデルの 1 分析単位とした場合、1 つの管セグメントに多くの漏水事故データと周辺環境データが紐づけられ、効果的な学習ができず、精度の低い AI モデルを構築する原因となる上、非常に粗い解像度（1km 程度）での予測となってしまいます。このため、今回の検討においては、1 セグメントが 100m 以内となることを目安にメッシュ分割し、漏水履歴と周辺環境の情報を最近傍の管セグメントに紐づける作業を行いました（図-3）。この結果、今回の AI モデル構築に用いた 10 地区の管セグメント（分割後）の総数は 8670 となりました（分割前は 759）。なお、水道管の場合は、市街地に敷設されていることも多く、土地利用状況の変化を反映できるように、平均 20～40m を目安に管セグメントを設定しています。



図ー3 管セグメントのメッシュ分割と最近傍結合

③データクレンジング(誤り・欠損等を含むデータの加工・整理)

ストック DB などに保存されている施設情報等の中には、データの一部に誤りや不明なもの、欠損があります。データの正確性を高めるため、人と機械（自動処理システム）によって誤り・欠損等を含むデータを適切に加工・整理する必要があります。

2) AI モデルの予測精度、コストと活用方法

①予測精度

AI モデルの予測精度を向上させるには、学習データの量を増やすほか、事故要因を工学的に分析し、漏水リスクが高まる特徴量（説明変数）を AI モデルに組み込むことが考えられます。今回の検討において、パイプラインは曲管部が構造的弱点になりやすいと指摘されていることを踏まえて、管路縦断勾配の変化点に関するデータを追加した AI モデルについても構築・検証した結果、若干の精度向上がみられました。ただし、精度向上に有効なデータ項目（例えば、

水圧データなど）があったとしても、AI モデルを構築・運用する際、そのデータをどのように収集するのが課題です。

②コスト

商用サービスを利用する場合、一般的には、AI 診断の都度、利用料がかかります。Fracta Japan の場合は、データ整備費を除いた診断費用が1万円/km（初年度1.7万円/km）となっています。また、Fracta Japan が構築した周辺環境データベースの詳細が企業秘密のため不明であるなど、AI モデルがブラックボックス化してしまい、サービス利用者による自由なカスタマイズができないといった課題もあります。

このため、農林水産省が独自に AI モデルを開発することも考えられます。その場合、独自モデルの開発と維持管理には相応のコスト（費用、時間、労力など）がかかること、また、AI 技術の発展は日進月歩でベンチャー企業によるところが大きく、行政主体の技術開発は難

しいと思われることから、AIモデルの長期的な保守性・拡張性を保つため、オープンソース化（ソースコード（AIモデルのプログラム）を公開）することも考えられます。

どのAIモデルを活用するとしても膨大なGISデータを必要とします。現状では、そのデータを準備するのに多大な負担が生じることも留意しなければなりません。

③活用方法

今回の検討において構築したAIモデルでは、前述のとおりリスク上位10%の箇所（管セグメント）で35%の漏水を捕捉する程度の予測精度であり、また、100m程度の解像度でのリスク評価となります。現在の技術では、漏水箇所をピンポイントで予測することは不可能です。

一方、「農業水利施設の機能保全に当たっては、状態監視に基づく予防保全（状態監視保

全）の考え方を適用することを基本とする」²⁾ものの、全ての施設を状態監視保全とすることは、技術的にも予算・人員の制約からも、現実的には対応困難です。このことから、AI管路劣化診断の活用方法として、例えば、機能診断を実施する施設の優先順位づけや予算配分を検討する際の参考情報とすることなどが考えられます。

4. おわりに

「農業農村整備に関する技術開発計画」(2021～2025（令和3～7）年度)では、農業・農村が目指すべき姿として、デジタル技術の活用により管理・更新が省力化・効率化された農業水利施設が支える農業を提示しています（図-4）。今後、農業農村整備事業においてAI技術を活用していく上で、あらゆるデジタルデータが一元的に利用できる環境を整えていくことが最も重要ではないかと思えます。



(5) デジタル技術の活用により管理・更新が省力化・効率化された農業水利施設が支える農業

農業用水については、水源からほ場、用排水路までをつなぐ流域レベルの監視・観測ネットワークの構築、リアルタイムの降雨・渇水予測、予測結果に基づく自動制御など、全体の水利調整が省力化されながらも、ほ場の水需要にきめ細かく対応できる体制が整っている。また、農業水利施設については、BIM/CIMの取組が普及しており、BIM/CIMモデルをはじめとする農業水利施設のデジタルデータはデータプラットフォームにより一元的に管理・利用されている。これらの蓄積されたデータは、可視化により施工段階での手戻りを未然に防止する設計作業の高度化、維持管理段階における施設変状の画像解析、AIやロボットを用いた施設機能診断等に活用され、施設の機能強化及び長寿命化に係る検討や整備が適時に効率的に行われ、施設の管理・更新に係る省力化及び低コスト化が図られている。

図-4 農業農村整備に関する技術開発計画（農業・農村が目指すべき姿⑤）

引用文献

- 1) Fracta Japan 株式会社ホームページ
- 2) 農業水利施設の機能保全の手引き（総論編）