

AIで実現する高精度な管路診断技術 「老朽度AI評価システム」

株式会社クボタ

竹谷 和志

① はじめに

我が国の農業水利施設の相当数は、戦後の食糧増産期から高度経済成長長期にかけて整備されてきました。近年では耐用年数を超過した施設数の拡大や、それに伴う突発事故の増加が課題とされています。持続的な農業の実現には、これらの効率的な機能保全や戦略的な更新が不可欠です。

突発事故の大部分は地中に埋設されたパイプラインで発生しています。健全性の確保や長寿命化の要求に対応するためストックマネジメント事業や予防保全対策事業などが計画的に実施されていますが、管外面の調査は部分的な試掘でしか対応できず、管内面での作業には排水や換気が必要となるなど、パイプラインでは施設全体の劣化状況を適時適切に把握することが困難です。現場では更新計画の策定や有効な延命化対策の実施に苦慮されています。将来にわたって農業用水を安定供給するためには、老朽度を効率的かつ信頼性高く評価する革新的な技術が必要とされています。

② AI技術を活用した老朽度評価手法

弊社ではAI技術を活用してパイプラインの老朽度を高精度に評価するアルゴリズム（以下、クボタモデル）を開発しました。現在は、水道施設での採用が多いダクタイル鉄管（鑄鉄管を含む）、樹脂管（塩ビ管とポリエチレン管）、鋼管が対象です。アルゴリズム別に、鉄管モデルと樹脂管・鋼管モデルの二種類が存在しています（図1）。

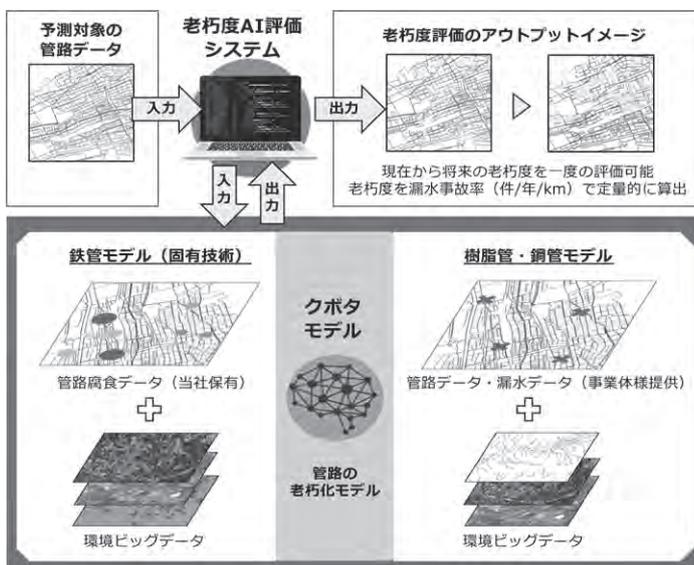


図1 老朽度AI評価システム（クボタモデル）

クボタモデルでは、予測対象パイプラインのGISデータを入力するだけで、現在から将来に予測される老朽度を出力できます。試掘や排水作業などを必要としないため、検討手間の省力化や工期の短縮化などの効果が期待できます。

老朽度の評価結果は、一年間で一キロメートル当たり何件の漏水が発生するかを示す漏水事故率として出力できます。この漏水事故率（件/（年・km））に管路延長（km）を乗じることで未来の漏水リスクを年間の事故件数（件/年）として見える化できますので、事故が発生した際に必要な資機材や費用などの事前確保が可能となります。

3 鉄管モデル

東京大学と開発した鉄管モデルは、土壌の腐食性から漏水事故率を予測する新腐食予測手法と全国の土壌の腐食性を定義した埋設環境分類マップの組み合わせで構成されています。

3.1 新腐食予測手法

ダクタイル鉄管メーカーである弊社は五〇年以上にわたり全国約六千件の腐食調査データを蓄積してきました。これら腐食調査データを弊社の見とAI技術を活用して分析した結果、腐食速度には土質と土壌比抵抗が大きく寄与することが確認されています。そこで新腐食予測手法では、腐食調査データを腐食速度に有意な差が認められる四つの埋設環境モデル（砂系、シルト系、粘土系、比抵抗一、五〇〇Ω・cm未満の腐食性土壌）に分類

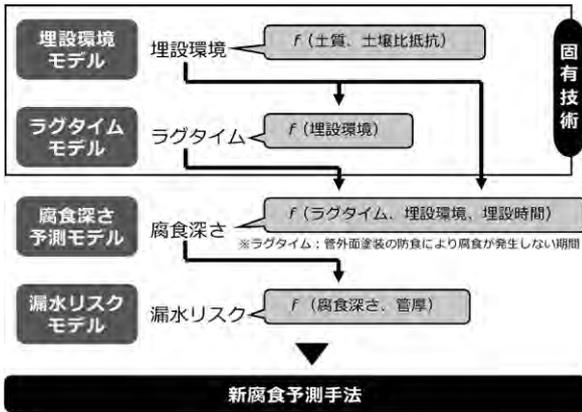


図2 新腐食予測手法の構築イメージ

し、埋設環境モデルごとに複数のモデルを階層的に組合せて構築しました(図2)。

腐食調査データには外面塗装による防護期間(ラグタイム)により埋設期間が一定年数を超えても腐食深さゼロミリメートルのデータが存在します。このデータの割合からラグタイムの累積確率を推定し、推定したラグタイムを埋設年数から差し引くことで、埋設年数と腐食深さの相関を示すラグタイムモデルを構築しました。これにより、鉄部みの腐食速度の評価が可能となりました。

ラグタイムを考慮しても腐食深さにはばらつきが存在します。そのため、ラグタイムを反映した埋設年数ごとに、機械学習(ロジスティック回帰)の考え方を活用して、腐食深さが任意の値を超過する確率(腐食深さ超過確率)を出力する腐食深さ予測モデルを構築しました。腐食深さを平均値ではなく確率値とすることで腐食のばらつきを反映できるようになりました。

管内面の防食塗装を無視すれば、腐食深さが管厚に達した時に漏水すると考えられます。そこで、腐食深さ予測モデルで算出された腐食深さが管厚を超過する確率(管厚超過確率)を埋設年数ごとに整理することで、任意管厚での管厚超過確率を算定する漏水リスクモデルを構築しました。

管厚超過確率(%)の漏水事故率(件/(年・km))への変換には、複数水道事業体からご提供頂いた管路データを活用しました。ご提供データに本手法を適用して管厚超過確率を算出し、得られた管

埋設環境毎の腐食速度データのばらつき

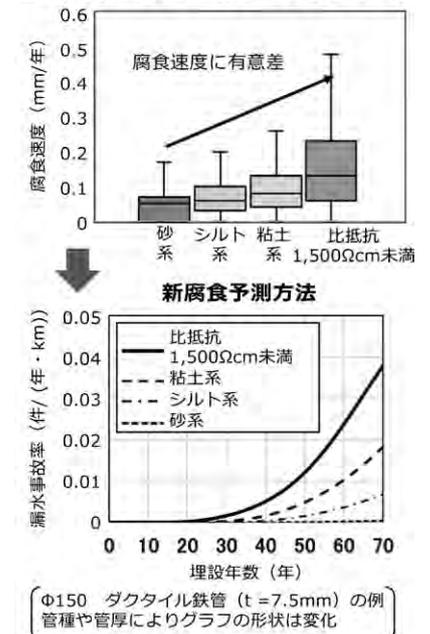


図3 新腐食予測手法の例

厚超過確率別に管路延長と漏水件数とで整理した漏水事故率の相関式を作成することで、漏水事故率の算出を可能としました。

新腐食予測手法では、埋設環境モデル別に全ての管径や管厚による漏水事故率の傾き(経年変化)を設定しています(図3)ので、管が埋設されている土壌の腐食性と埋設年数を入力するだけで漏水事故率の出力が可能です。

3.2 埋設環境分類マップ

新腐食予測手法には土壌の腐食性に関する情報が不可欠です。そこで、弊社が蓄積してきた腐食調査データの採取位置と複数の環境ビッグデータ(国土交通省が一般公開している地形情報などのデータ)を組み合わせたデータ)との関係性から、弊社独自に全国の土壌の腐食性を定義しました(図4)。これが埋設環境分類マップです。本マップも土壌の腐食性を砂系、シルト系、粘土系、比抵抗一、五〇〇Ω・cm未満相当の四つに分類していますので、管路データを重ね合わせれば土壌の腐食性情報を付与できます。

樹脂管・銅管モデルでは、機械学習の一種である決定木をベースとした予測アルゴリズムを構築しました。本アルゴリズムには、全国の水道事業者からご提供頂いた管路データ・漏水データ及び環境ビッグデータをベースとして、漏水確率の大小に影響する要因の組み合わせパターンを学習させています（図5）。例えば、学習データ中の漏水がある管路と漏水のない管路を埋設年数四〇年以上という条件で区切ると、漏水確率が高いパターンと低いパターンに分かれ、更に漏水確率が高いグループを表層地質が砂礫系であるか否かで分けると更に漏水確率が高いパターンが形成されるといった条件分岐を無数に繰り返し、人間では

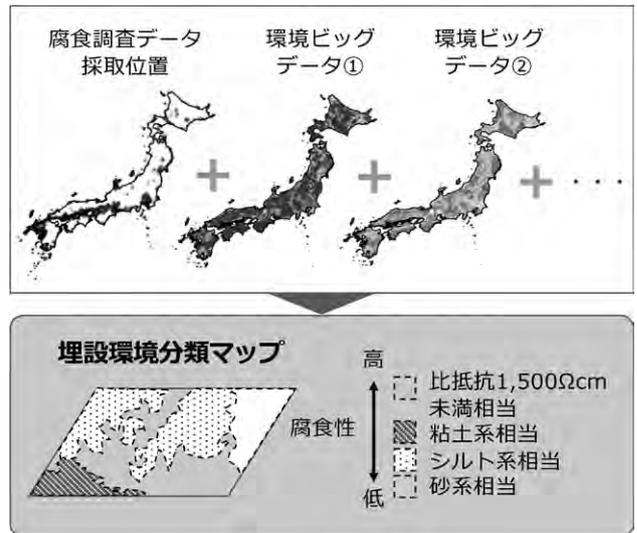


図4 埋設環境分類マップの構築イメージ

計算不可能な領域まで学習させました。予測アルゴリズムで算出される漏水危険度(%)の漏水事故率(件/(年・km))への変換にあたっては、水道事業者ご提供の漏水データを集計して得られた漏水事故率と予測アルゴリズムより算定された漏水危険度との相関から得られた変換式を採用しています。

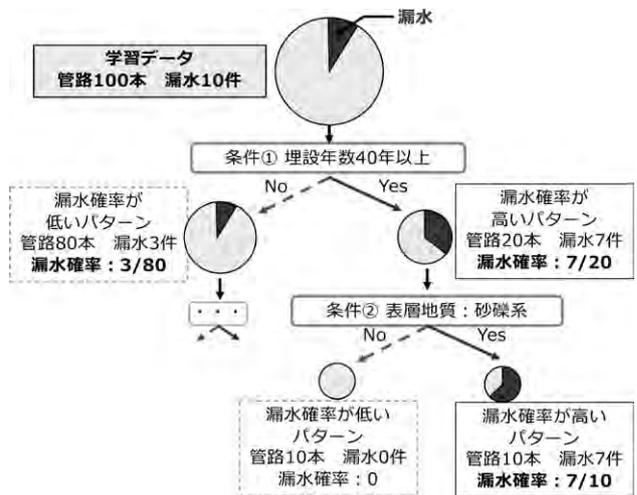


図5 漏水データを学習した予測アルゴリズムのイメージ

5 効果の検証

本手法の効果は、過去時点での管路データを用いて現在の老朽度を予測し、予測老朽度順に管路を更新した場合に漏水を何件まで減らせたか(残る漏水件数)を照合して検証しました。例えば、九つの水道事業体を対象とした鉄管モデルによる検証(表1)では、老朽度の上位二〇%を更新し

表1 鉄管モデルの検証結果

水道事業体	残る漏水件数		
	更新無	老朽度の上位20%を更新した場合	
		従来手法 ^{注)}	鉄管モデル
A	14件	6件	1件
B	27件	14件	11件
C	22件	5件	2件
D	13件	5件	4件
E	4件	0件	0件
F	15件	6件	2件
G	5件	0件	0件
H	57件	43件	19件
I	25件	12件	7件
合計	182件	91件	46件

漏水を半減

注) k値を用いて鉄管の腐食深さを予測する腐食予測式や漏水発生履歴を統計的に分析して作成された機能劣化予測式など、公的に認められた老朽度評価手法

6 おわりに

今回ご紹介したクボタモデルは主に上水道でご利用いただいておりますが、昨今では農業用パイプラインでの実績も増やしつつあります。今後は農業用パイプラインを進めていきたいと考えています。投資効果を先取り最大化できる更新計画の立案や漏水事故の低減による修繕費用の削減などに貢献する本技術が、農業水利施設の強靱化や長寿命化に取組む皆様の一助となりましたら幸いです。