

機械学習を取り入れた下水道管路の劣化予測モデルに関する検討

杉本 泰亮¹・一言 正之²

¹正会員 日本工営株式会社 中央研究所 (〒300-1259 茨城県つくば市稲荷原2304)
E-mail:a6433@n-koei.co.jp

²正会員 日本工営株式会社 中央研究所 (〒160-0004 茨城県つくば市稲荷原2304)
E-mail: a6434@n-koei.co.jp

下水道の管路施設を対象に、機械学習を取り入れた劣化予測モデルとして、ニューラルネットワーク、サポートベクターマシンを取り上げ、従来の統計的手法に基づく劣化予測モデルと比較して、下水道管路施設の管理手法に機械学習を取り入れること有用性を事例分析により検討した。

その結果、機械学習を取り入れた予測モデルのほうが、従来手法より高い適合率を示す結果となった。今後は、説明変数による違いや地域特性による影響の違いなどさらに検証を進める。

Key Words : Sewerage pipe, Machine learning, Artificial neural network, Support vector machine

1. はじめに

我が国では、道路、空港、港湾、下水道など膨大な社会資本が蓄積されており、今後いっせいに更新時期を迎える。地方財政がひっ迫した中で、これら社会資本施設の劣化状況を的確に把握・予測することは重要な課題となっている。

中でも下水道の管路施設においては、埋設環境や管内環境など物理的・化学的な劣化要因が複雑に影響するために、その劣化状況を的確に予測することは難しい。また、他の土木構造物と比較してもストック量が膨大であり、それら施設に対して点検調査を頻繁に実施することは、昨今の下水道経営状況を鑑みても現実的ではない。こうした中、限られた情報を利用し、下水道施設の劣化を予測する研究は、これまでも蓄積されている。

しかしながら、多くは経過年数と劣化情報のみによるアプローチであり、下水道の様々な諸元は反映されていない。

多量の情報から目的とする法則を見つけ出す手法として、機械学習がある。近年、様々な分野でビッグデータの活用やニューラルネットワーク (Artificial Neural Network: ANN) に代表される機械学習による予測モデルの構築やシステム開発に関する研究が積極的に進められている。土木分野においても機械学習を用いた研究はいくつか提案されており、例えば防災分野においては河川の

洪水予測システム開発¹⁾や高潮予測モデル²⁾などがこれまでも提案されている。しかしながら、下水道管路施設の劣化予測に、機械学習を適用した事例は見られない。

そこで本研究では、下水道の管路施設を対象に、従来の統計的手法に基づく劣化予測モデルと、機械学習を取り入れた劣化予測モデルを構築し、事例分析により比較検討することで、下水道管路施設の管理手法に機械学習を取り入れること有用性を検討する。

2. 本研究のアプローチ

一般的な下水道管路施設の対策実施の評価の流れを図1に示す。まず、下水道台帳の情報を基に、管路の布設年度、管種、管径等の施設属性情報を収集整理する。これら施設属性情報を基に、管路内点検調査の対象施設を選定し、管内調査を実施することで、1スパンごとの劣化状態 (腐食・たるみ・破損等) の程度を定量的に把握する。この点検調査結果を基に、改築・補修などの管路対策の必要性を評価する。この評価基準は、一般的に「緊急度」と呼ばれる指標が用いられ、下水道維持管理指針等に、管路内点検調査結果から「緊急度」を判定する基準が示されている。

これまでも、下水道の基礎情報から対策有無 (改築必要量) を予測する取り組みは数多く実施されている。主なものに国土技術政策総合研究所では、経過年数を利用し

た線形回帰分析や、ワイブル曲線⁹⁾による緊急度の予測モデル手法を提案している。また、マルコフ劣化モデルを用いたもの⁹⁾や、ロジスティック回帰分析⁶⁾による道路陥没の発生有無の判定式もある。また下水道以外では、道路構造物などの土木設備に対する補修必要度評価には、サポートベクターマシン (Support vector machine; SVM) を用いた検討⁷⁾がある。

本研究で対象とする劣化予測モデルは、管路の属性情報を変数とし、対策の必要性有無 (緊急度) を判定するものとする。また、従来の統計的手法による予測モデルとして多変量解析手法を取り上げ、さらに機械学習による予測モデルとしてニューラルネットワークおよびサポートベクターマシンによる検討との比較分析を行う。

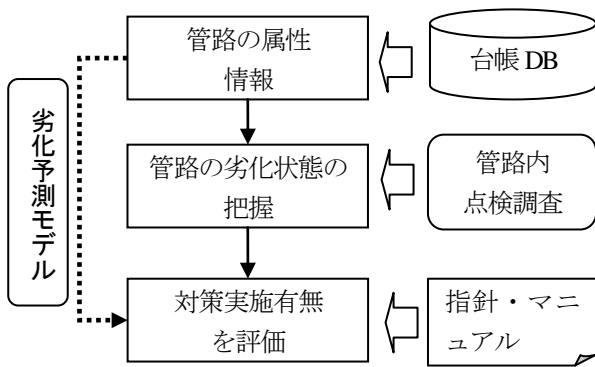


図-1 下水道管路の劣化予測モデルの位置づけ

3. 管路の劣化予測モデル

代表的な多変量解析手法として、線形判別分析 (Linear Discriminant Analysis; LDA) とロジスティック回帰分析 (Logistic Regression; LR)、および機械学習の手法として、ニューラルネットワーク (ANN) およびサポートベクターマシン (SVM) を取り上げそれぞれについて劣化予測モデルを構築した。

(1) 線形判別分析 : LDA

線形判別分析は、複数の変数によってどの群に属するかを判別する多変量解析手法の一つである。式(1)に示すように、 Z は対策有無の判別得点とし、 x_1, x_2, x_3, x_4 は管路の属性情報、 a_1, a_2, a_3, a_4 は、それぞれの重み値を表す。 $Z > 0$ の場合は「対策必要」、 $Z < 0$ の場合は「対策不要」と判定する。

$$Z_1 = a_1x_1 + a_2x_2 + a_3x_3 + a_4x_4 + a_0 \quad (1)$$

(2) ロジスティック回帰分析 : LR

ロジスティック回帰分析は、対策有無の2種のカテゴリ変数について、その発生確率を予測する手法である。正規分布を仮定しているLDAに対して、LRは、正規性を

を仮定しない特徴を持つ。式(2)に示すように、 Z は対策有無の確率式とし、 x_1, x_2, x_3, x_4 は管路の属性情報、 a_1, a_2, a_3, a_4 はそれぞれの重み値を表す。 $Z > 0.5$ の場合は「対策必要」、 $Z < 0.5$ の場合は「対策不要」と判定する。

$$Z_2 = \frac{1}{1 + \exp\{-(a_1x_1 + a_2x_2 + a_3x_3 + a_4x_4 + a_0)\}} \quad (2)$$

(3) ニューラルネットワーク : ANN

ニューラルネットワークとは、人間の神経回路を模倣して数理的にモデル化したものである。本検討で用いるANNの構成概念図を図-2に示す。ネットワークは入力層・中間層・出力層から構成される階層型の構成とした。各層が複数の構成素子 (ニューロン) によって構成されており、それぞれの素子で次式により隣の層の各素子と結合される関係となっている。

$$u = \theta_i + \sum_{i=1}^K w_i x_i \quad (3)$$

$$z = f(u) \quad (4)$$

ここで、 θ はバイアス、 w は重み係数、 x は入力ベクトル (説明変数群) である。 $f(u)$ は活性化関数と呼ばれ、本検討ではシグモイド関数を用いた。式の最適化は、出力値と教師データの二乗誤差が最小化するように重み係数を最適化することで行われる。

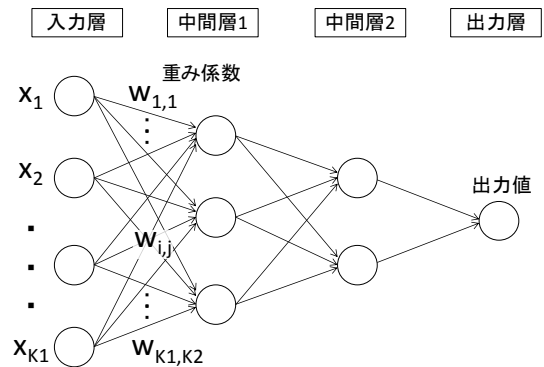


図-2 ニューラルネットワークの概念図

(4) サポートベクターマシン : SVM

サポートベクターマシンは、分類と回帰問題を主とした解析手法であり、高次元の問題が得意とされている。本検討では、次式に示されるカーネル法によるSVMを用いた。

$$y = f(x) = \sum_{i=1}^K \beta_i K(x_i, x) + \theta \quad (5)$$

$$K(x_i, x) = \exp(-\|x_i - x_j\|/2r^2) \quad (6)$$

$$\min \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^K \xi_i \quad (7)$$

ここで、 w は分離面の法線ベクトル、 C は正則化係数、 ξ はスラック変数である。 K はカーネル関数であり、本検討では式(6)のガウス関数を用いた。 r はデータの影響範囲を示すパラメータである。モデルの最適化は、式(7)のように射影空間でクラス間のマージンを最大にするアプローチで行われる。

4. 事例分析

(1)方法

(a)分析データ

利用するデータベースは、国土総合技術政策研究所の管路劣化データベース⁸⁾を利用した。データベース概要は表1の通りである。

表-1 下水道管路の劣化情報データベース

項目	内容
データ数	9591スパン(6都市)
記載内容	管路1スパンごとの属性情報・管路内点検調査の判定結果

(b)変数設定

収集したデータベースの中から、一般的に下水道の劣化状態に関連する要因として、表-2に示す4つのデータ項目を選定した。対策必要性の有無は、管路内点検調査結果を利用した「緊急度（Ⅰ～Ⅲ）」の指標に基づき判定⁹⁾するのが一般的である。データベースの管路内点検結果を利用し、スパンごとに「緊急度」を評価し、緊急度Ⅱ以上のものを「対策必要」、緊急度Ⅲ以下のものを「対策不要」とした。

表-2 変数の設定

変数	データ項目
説明変数	①管径(mm) ②取付管本数(本) ③経過年数(年) ④土かぶり(m)
目的変数	⑤対策必要の有無 [*]
備考	・HP管のみを対象 ・欠損項目があるものは削除

※緊急度Ⅲ以下を「対策不要」、緊急度Ⅱ以上を「対策必要」とした。

(c)係数の推定

各モデルの係数を推定するに当たり、学習用データと検証用データで分類した。分類方法は、データベースをランダムで等分して設定した。係数の推定には、多変量解析手法は、汎用統計解析ソフトのSPSS、機械学習は、統計分析フリーソフトのRを利用した。ANNは中間素子数を50、学習回数を1000、重み係数の減衰率を0.001とし

た。SVMは、 C を10.0、 r を0.1とし、学習時のクロスバリデーション回数は3とした。これらのパラメータは試行錯誤的に設定したものである。

(2)分析結果

構築したモデルを利用して分析を実施した。検討結果の一部を表-3、表-4に示した。LDAでは再現率が高く対策必要箇所を多く抽出しているが、適合率は低く「対策不要」の箇所も多く抽出されてしまっている。ANNやSVMの結果は、再現率は高くないが、適合率が比較的高く、対策優先度の高い箇所を確実に抽出しているものと考えられる。

表-3 整合性の指標

モデル		的中率	F値	適合率	再現率
多変量解析	LDA	55.2%	0.393	27.5%	69.0%
	LR	78.7%	0.010	20.8%	0.5%
機械学習	ANN	78.5%	0.095	46.6%	5.3%
	SVM	78.2%	0.056	37.3%	3.0%

表-4 判定結果の内訳

LDA		予測値	
		対策不要	対策必要
実測	対策不要	3900	3672
	対策必要	626	1393

LR		予測値	
		対策不要	対策必要
実測	対策不要	7534	38
	対策必要	2009	10

ANN		予測値	
		対策不要	対策必要
実測	対策不要	7420	125
	対策必要	1937	109

SVM		予測値	
		対策不要	対策必要
実測	対策不要	7441	104
	対策必要	1984	62

5. おわりに

本研究では、下水道管理の劣化予測を目的として、様々な機械学習モデルを用いて予測モデルの構築および精度評価を行った。ANNやSVMを用いた予測は、線形判別やロジスティック回帰に比べ高い適合率を示した。

今後は、予測に用いる説明変数の違いによる検討や、下水管路の特性（自治体や地域）による違いの検討、ディープラーニングを始めとした新しい機械学習方法の適用性についての検討を予定している。さらには、下水管

路の時系列的な劣化予測など、より実用面に即した結果を提示し、維持管理に資する手法の開発を目指していく。

参考文献

- 1) ASCE Task Committee on Application of Artificial Neural Networks in Hydrology : Artificial neural networks in hydrology. II : Hydrologic Applications, Journal of Hydrologic Engineering, Vol.5, No.2, pp.124-137, 2000.
- 2) 一言正之, 桜庭雅明, 清雄一, 深層学習を用いた河川水位予測手法の開発, 土木学会論文集 B1(水工学), Vol.72, No.4, pp.I_187- I_192, 2016.
- 3) 金 洙列: ニューラルネットワークによる高潮予測モデル, 土木学会論文集 B2(海岸工学)Vol.71, pp.223-228, 2015.
- 4) 国土技術政策総合研究所: 下水道管きよのストックマネジメント導入促進に関する調査, 平成 22 年度下水道関係調査研究年次報告集, No654, P.5-20, 2010
- 5) 田巻 拓郎, 中根進: マルコフ連鎖を用いた管きよ修繕・改築量の推計, 下水道研究発表会講演集 46, 559-561, 2009
- 6) 国土技術政策総合研究所: 下水道管渠施設に起因する道路陥没の被害予測調査, 平成 20 年度下水道関係調査研究所年次報告集, pp.7-10, 2008
- 7) 幸和範, 小林央宜, 大石博之, 杉本博之, 飯田毅, 古川 浩平: SVM を用いた土木設備の補修必要度評価, 土木学会論文集 F4 (建設マネジメント), Vol. 68, No. 2, p. 52-61, 2012.
- 8) 国土総合技術政策総合研究所: 下水道管路劣化データベース, <http://www.nilim.go.jp/lab/ebg/rekka-db.html>
- 9) 日本下水道協会: 下水道管路施設の点検実施マニュアル(案), 2010

(2016.7.30 受付)

APPLYING MACHINE LEARNING METHOD TO SEWERAGE DETERIORATION MODEL

Yasuaki SUGIMOTO, Masayuki HITOKOTO

In order to evaluate sewerage pipe deterioration condition, sewerage pipe deterioration models have been built using machine learning method such as Artificial Neural Network and Support vector machine.

As a result, it has been shown accuracy improvement compared to traditional statistical analysis. In future, it would be considered deep learning method.