埋設環境を考慮した下水道管渠における健全性の推定に関する分析 —点検結果を用いた機械学習による検討—

諏訪　太紀[1]・藤生　慎[2]・森崎　裕磨[3]・福岡　知隆[4]

[1]学生会員　金沢大学大学院　自然科学研究科地球社会基盤学専攻（〒920-1192 石川県金沢市角間町）
E-mail: s.taiki@stu.kanazawa-u.ac.jp

[2]正会員　金沢大学准教授　融合研究域融合科学系（〒920-1192 石川県金沢市角間町）
E-mail: fujiu@se.kanazawa-u.ac.jp (Corresponding Author)

[3]正会員　金沢大学助教　融合研究域融合科学系（〒920-1192 石川県金沢市角間町）
E-mail: morisaki@staff.kanazawa-u.ac.jp

[4]正会員　金沢大学特任助教　融合研究域融合科学系（〒920-1192 石川県金沢市角間町）
E-mail: tfukuoka@se.kanazawa-u.ac.jp

現在，我が国における下水道管渠の総延長は約 490,000km となり，標準耐用年数である 50 年を経過する下水道管渠の割合は今後加速度的に増加していく．現在，下水道管渠の維持管理はテレビカメラ調査によって行われており，下水道管渠内部の不良発生率・腐食・たるみの 3 項目を評価し健全性の判定が行われている．一方で，我が国では地方自治体の財政難や少子高齢化，人口減少により，財源・人材・技術の三つの不足が問題となっている．このような状況下で膨大な下水道管渠に対して，均等に調査を行うことは困難であり，現地調査を実施していない下水道管渠の健全性の推定を行い，優先度付けを行った上で，施設の点検・調査，修繕・改築を実施していく必要がある．本研究では点検結果を活用し，埋設環境や管路の諸元から下水道管渠における健全性指標である不良発生率・腐食・たるみの 3 つの項目に対して，各項目の健全度を推定する機械学習モデルの構築と評価を行った．

Key Words: *Machine learning, sewage pipe, Inspection efficiency, Burial Environment*

1. 本研究の背景と目的

(1) 本研究の背景

現在，我が国の下水道普及率は 2020 年度末で，約 80.1%[1]，全国下水道管渠の総延長は 2020 年度末で約 490,000km となり，膨大なストックを抱えている．また，2021 年度末において，標準耐用年数 50 年を経過した下水道管渠の延長は約 30,000km（総延長の 6%）であり，10 年後は約 90,000km（18%），20 年後には約 20,000km（40%）と今後急速に増加する（**図-1**）[2]．下水道管渠は置かれている環境下から交通による荷重やコンクリートの微生物腐食が発生するなど，劣化の要因が時間依存のものにとどまらず，老朽化の進行が他の構造物と比較して早い．さらに，2020 年には下水道管渠の老朽化が起因した道路陥没事故が 2700 件も発生しており，老朽化は重大な社会問題をも引き起こす[2]．このような事態を未然に防ぐためにも，点検及び修繕を適切に行う必要がある．現在，下水道管渠の点検は目視及びテレビカメラ調査によって行われているが，2018 年度の調査延長は目視

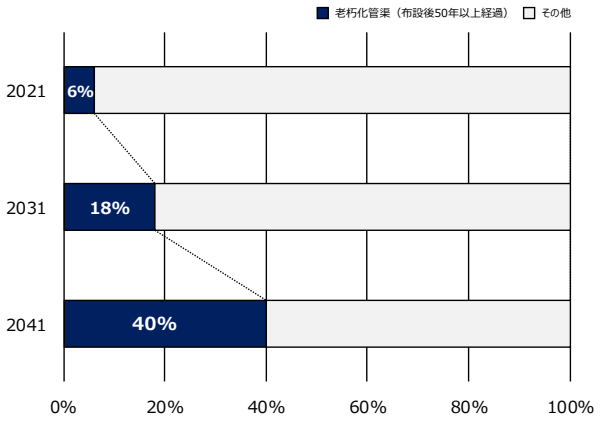


図-1　布設後 50 年以上が経過する下水道管渠の割合[2]

とテレビカメラによるものとを合わせてわずか 6,686km（総延長の 1.4%[3]）であり，このペースでは全下水道管渠を一巡調査するのに 72 年もかかり，適切な維持管理が行えない．加えて，我が国では，地方自治体の財政難や少子高齢化，人口減少により，財源・人財・技術の三つの不足が問題となっている．このような状況下で，膨大なストックに対して，均等に調査を行い，さらに修繕を行うことは困難である．

したがって，ストックマネジメント計画を策定し，少ない現地調査結果をもとに，現地調査を実施していない下水道管渠を含めた全管渠の各スパンについての推定を行い，優先付けを行った上で，施設の点検・調査，修繕・改築を実施し，下水道管渠における維持管理の最適化を図る必要がある．現在，下水道管渠における管理優先度付けは，リスクマトリクス（図-2）に基づいて行われることが多い[4]．リスクマトリクスでは，図-2 に示す様に，被害規模と不具合の発生確率のそれぞれをランク化することで優先度を設定する．被害規模の評価項目としては，管渠における機能上の重要性，社会的な影響の大きさなどがある．一方で，発生確率については，経過年数によって不具合の発生確率が高くなることを前提とした，管齢による評価が行われることが有効であるとされている[4]．リスクマトリクスにおける不具合の発生確率及び被害規模の評価方法は下水道管を管理する自治体によって異なる．例えば，春日部市では社会規模の大きさとして幹線管渠や緊急輸送道路の下に埋設されている管渠など，管路の重要度及び管径から影響度を 4 つのランクに分類している[5]．一方で，不具合の発生確率においては，管齢が 10 年未満を Rank1，10 年以上 30 年未満を Rank2 といったように 5 つのランクに分類することで評価が行われている[5]．

ここで，図-3 に A 市の下水道管渠における不良発生率と管齢に関する箱ひげ図を示す．下水道管渠における健全性指標の詳細については，本稿第 3 章で述べるが，健全性が最も低い RankA から健全性の最も高い RankD の 4 ランクで評価が実施されている．ここで，N_A は RankA におけるデータ数を表しており，RankB,C,D のデータ数ついても同様に N_B, N_C, N_D と表現している．図-3 より，健全性の比較的高い RankC, D は RankA, B と比較し，管齢が低い傾向にあるが，RankA, B においても管齢の低い管渠が存在しており，四分位範囲において重複する管渠が多く存在していることが確認できる．このことから，下水道管渠における健全性の評価を行う際に管齢のみを用いる場合，管齢は高いが健全性の高い管渠や管齢は低いが健全性の低い管渠に対して，健全性の正確な評価を行うことが出来ず，要点検箇所の優先度付けを適切に行うことは困難である．したがって，管渠における健全性の評価を行う際に，管齢のみを用いる場合には不正確な健全性の評価が行われる可能性が高い．要点検箇所のスクリーニングを適切に実施するためには，下水道管に関する様々な変数を用いて健全性の推定を行う必要がある．

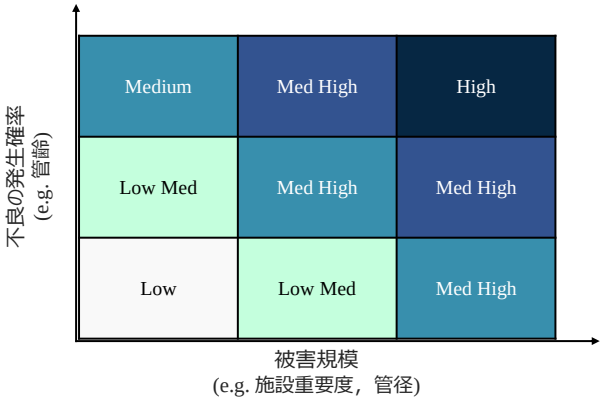


図-2　リスクマトリクスによる優先度検討例[4]

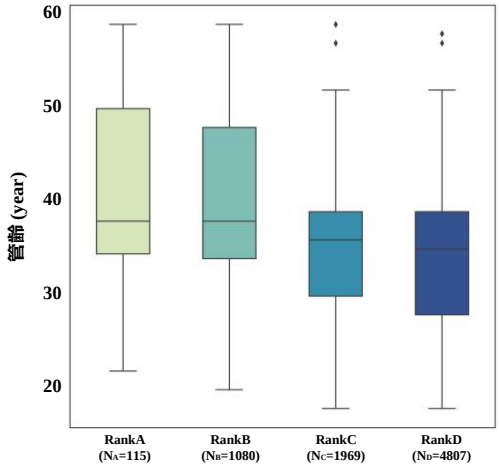


図-3　管齢と管路の健全性に関する箱ひげ図

(2)　本研究の目的

前節を踏まえ，本研究では以下の 2 点を目的とする．

I.　下水道管の健全性を予測する機械学習モデルの構築

II.　XAI を用いた機械学習モデルにおける予測根拠の解釈及び下水道管渠における劣化要因の抽出

現状の点検手法では，自治体の予算の問題から全ての管に対して健全性の評価を実施することは不可能である．本研究で提案する手法は，テレビカメラ調査を必要しないため，点検を実施することが困難な全ての管渠に対して健全性の評価を実施することが可能となる．

機械学習モデルは高い予測性能を有する一方で，モデルの不透明性が課題である．機械学習を用いた土木構造物の健全性の推定を行う際には，予測に至った根拠を明確にすることが重要である．近年では，機械学習モデルにおける予測の不透明性を軽減するため説明可能な AI

（Explainable AI, XAI）に関する研究が盛んに行われている．本研究では，XAI 手法のうち，SHAP（Shapley Additive exPlanations）を用いて機械学習モデルを解釈することで，下水道管の諸元や埋設環境（e.g. pipe age, pipe length）が機械学習モデルの予測に及ぼす影響を明らかにすると共に劣化要因の抽出を試みる．前述した通り現状の維持管理指針 [4]において，下水道管の維持管理において着目すべき劣化要因としては管齢のみが挙げられている．本研究で XAI 手法によって，抽出された劣化要因は今後の下水道管の維持管理において，有用な知見となることが期待される．

なお，使用データ，分析手法に関する詳細は随時，記述する．

2. 既往研究の整理と本研究の位置づけ

本章では，本研究の目的に沿い，以下の 2 つに着目をし既往研究の整理を行い，それらを踏まえた上で本研究における新規性を述べる．

i. 下水道管渠における劣化予測及び劣化要因に関する研究
ii. eXplainable AI を用いた機械学習モデルの解釈を試みている研究

(1) 既往研究の整理

下水道管渠における劣化予測は統計的手法及び機械学習手法による試みが存在する．また，構築されたモデルを解釈することで下水道管渠の劣化に関する要因についての検討が行われている．

統計的手法としては，回帰分析 [6),7)]やロジスティック回帰分析 [8)-12)]を適用している研究がある．回帰分析を適用している例として，Gedam et al.[7)]は管齢や管径，管の材質，管の深さを説明変数として回帰モデルの構築を行っている．また，回帰係数から管齢は統計的優意に劣化に影響を及ぼすことを明らかにしている．一方で，ロジスティック回帰分析を適用している例として，Ana et al.[9)]は下水道管の状態を 2 値（good or bad condition）に分類する 2 項ロジスティック回帰モデルを構築している．また，構築されたモデルから，管齢及び管の材質，管長が劣化に劣化に影響を及ぼす重要な要因であることを明らかにしている．

しかしながら，下水道管の劣化は非線形過程であり，統計モデルがこの過程を高い精度で予測することは困難でことが指摘されている [14)]．一方，機械学習モデルは入力要因と下水道管の状態との間の線形及び非線形の関係を捉えることが可能であり，機械学習によるアプローチも取り組まれている．

機械学習モデルでのアプローチとして，Sousa et al.[14)]は人工ニューラルネットワークとサポートベクタマシーン(SVM)をロジスティック回帰の性能と比較し，ANN の性能が最も高いことを示した．

Harvey and Mcbean[15)]は決定木と SVM の性能を比較し，決定木の方が高性能であることを示した．加えて，Rankdom Forest を適用することでパイプの状態（good or poor）を予測し，良好な結果を得ている [16)]．

Laakso et al.[17)]は，Random Forest を用いて，パイプの状態（good or poor）を予測するモデルを構築し，Boruta アルゴリズムを用いて変数の重要性を評価した．

Winkler et al.[18)]は決定木を拡張した手法である boosted decision tree を用いて，パイプの状態を 2 値分類している．また，構築されたモデルの Feture Inportance を算出することで変数の重要度について評価を行った．

Nguyen et al.[19)]は，17 種類の機械学習手法（e.g. Random Forest, SVM, KNN）を用いて，パイプの状態（Good Condition or Bad Condition）を予測するモデルを構築し，分類性能の比較を行っている．Random Forest が最も分類性能が高く，Random Forest における Feature Importance から，管の材質が最も重要な要因であり，次いで管齢が重要な要因であることを示した．

一方で，我が国では 2011 年 9 月，国土交通省国土総合研究所より下水道事業へのアセットマネジメント導入支援を目的とし，管渠の劣化データで構成される国総研 DB が公開された．松宮ら [20)]は，国総研 DB を活用した健全度予測式の推定や改築事業量予測を定量的に行っている．しかしながら，提案された健全度予測式は説明変数として敷設年数のみを使用しており，管種や管径，取り付け管の本数などの差による健全度の違いを考慮することは出来ていない．また，自治体全体の改築事業量予測などには適しているが，具体的にどこにどの程度の損傷を有した下水道管渠が存在するかといった細かい単位での予測をすることは不可能である．

藤生ら [21),22),23)]は国総研 DB を使用し，DB から取得可能な質的データ及び量的データを差分関数に変換することで，情報量低減を防ぎ，これに対して線形判別分析を適用することで，個々の下水道管渠スパンに対して，緊急度I，IIから構成される劣化の大きい集合である 0 群と緊急度III，IVから構成される劣化度の小さい集合である 1 群の判別を行っている．

これに対して，筆者ら [24)]は国総研 DB を使用し，深層学習手法の 1 つである，1 次元畳み込みニューラルネットワーク（1D-CNN）による緊急度分類モデルの構築を行っている．国総研 DB はデータの特性として収録されている管路の位置が不明であり，埋設環境に関する変数を考慮することが出来ず，分類性能を向上させるためには，下水道管渠が埋設されている環境を再現できるような追加の変数が必要であると結論付けている．

本研究では機械学習モデルに対して説明可能 AI（Explainable AI, XAI）を導入することで，下水道管渠の劣化に対して影響を及ぼす要因の抽出を目指す．XAI によって機械学習モデルの解釈を試みている研究として，Xudong et al.[25]は水道網の保守データ から機械学習の手法として Light GBM, Artificial Neural Network などの 5 種類のアルゴリズムを試行した上で LightGBM が最も予測性能が高いと結論付け，分類モデルを SHAP によって解釈することで，地域社会の社会経済的な要因が水道管の破損に与える要因について明らかにしている．

伊藤ら [26]は通信管路の腐食を対象として，通信管路における埋設状況を国土数値情報より取得し，点検結果とのデータ結合を行った上で，通信管路の腐食の有無を判定する二値分類モデルを XGBoost により構築している．また，構築したモデルに対して，Permutation Importance を適用し，説明変数重要度に関する分析を行っている．

塚本ら [27]は，ニューラルネットワークによる住民の避難選択行動モデルを構築し，XAI の手法のうち，PI 分析及び PD 分析を適用することで，避難行動選択及び避難場所選択に影響を及ぼす要因を明らかにしている．

桑折ら [28]は，ランダムフォレストを用いて，土砂崩壊発生地点の予測モデルを構築し，予測モデルを XAI の 1 つである SHAP により大域説明・局所説明を行うことで，予測結果の判断根拠を明らかにしている．

龍田ら [29]は橋梁カルテ情報を用いて GBDT による損傷原因及び補修工法の推定を試みている．また，学習済みのモデルを SHAP により解釈することで諸元が損傷原因や補修補強工法に与える影響を分析し，モデルの妥当性を示している．

(2) 本研究の位置づけ

本研究における新規性は 2 点存在すると考える．1 点目は機械学習手法を用いた下水道管の健全性に関する多クラス分類モデルを構築する点である．わが国では，下水道管の健全性を不良発生率，腐食，たるみに着目し，それぞれにランク付けを行い，3 つのランクを総合的に評価することで最終的な健全性の評価が行われている．本研究では，おもにひび割れなどの損傷に関する不良発生率及び，腐食，たるみはそれぞれ発生する原因，プロセスは異なると考えらる．前節で述べた通り，機械学習手法による下水道管の劣化予測は行われているが，不良発生率，腐食，たるみを総合評価した指標を目的変数としているものしか存在しない．本研究では，不良発生率，腐食，たるみのそれぞれに対して機械学習による予測モデルの構築 を行う．これが 1 点目の新規性である．

また，2 点目は eXplainable AI の手法である SHAP を用いて構築したモデルの解釈を行い，下水道管の劣化要因について検討している点である．前節で述べた通り，下水道管における劣化要因と劣化過程は非線形であり，統計的手法と比較して機械学習手法の方が精緻に劣化過程を再現することが出来ると考えらえる．従って，機械学習手法によって構築された劣化予測モデルを解釈することで適切な劣化要因に関する知見を得ることが出来ると言える．既往研究では，Random Forest における Feature Importance を算出することで劣化要因に関する検討が行われている．Feature Importance は説明変数が予測に及ぼす影響の大きさを確認することが可能である．しかしながら，説明変数が予測に対して正または負の影響を及ぼすのについてを明らかにすることは出来ない．本研究では，SHAP を用いて機械学習モデルを解釈することで，説明変数の値（e.g. pipe age, pipe length）が劣化にどの程度寄与するかを明らかにする．SHAP を含む XAI 手法によって，分類モデルの解釈を行い新たな知見の獲得やモデルの妥当性の検討を行っている研究は存在するが，下水道管渠に対して，SHAP を適用し，下水道管渠の劣化に影響を及ぼす要因の抽出を試みている研究は筆者の調べる限り存在せず，この点も本研究の新規性である．

3. 使用データ及び変数

(1) 使用データ及び下水道管渠における健全性

本研究では，機械学習モデルに用いる学習データとして，A 市で実施された下水道管渠の点検結果を用いる．本点検結果はビデオカメラ調査によって確認された，管路内部の状況から，技術者が健全性の判定を行ったものである．加えて，各下水道管渠における位置情報及び管齢や管径，管路勾配などの管路における諸元情報が収録されており，位置情報を活用することで，管路の埋設環境に関する情報を取得することが可能である．管路の置かれている環境情報は，収録されている位置情報を用いて，GIS により国土数値情報 [30]に存在する環境データと空間結合を行うことで取得を行う．また，本研究では不良発生率，腐食，たるみの 3 つの劣化を対象として予測うモデルを構築する．不良発生率は管渠の不良の程度によって RankA から RankD の 4 ランクに診断が行われる．診断項目は主に，ひび割れや破損，侵入水などである．腐食は硫酸によるコンクリート表面の腐食度合いによって，RankA から RankD の 4 ランクで診断が行われている．たるみは下水道管における上下方向のたるみの度合いより，RankA から RankD の 4 段階で診断が行われている．以上のようにいずれも 4 ランクで評価が行われているが，状態の悪い管渠の数は非常に少なく，各損傷における 4 クラス分類のモデルを作成することは困難である．そこで，本研究では，RankA，RankB, RankC を損傷あり，RankD を損傷なしとした 2 クラス分類問題として劣化予

表-1　本研究で使用する変数

変数カテゴリ	項目	概要
管路の諸元情報	管齢（年）	建設してから点検を実施するまでの期間
	管の長さ（m）	上流側マンホールと下流側マンホールの距離
	管径（mm）	管の内径
	管数（本）	1スパンを構成している管の本数
	管路勾配（‰）	管路の勾配
	管渠機能	合流式幹線管渠or合流式枝線管渠or汚水式幹線管渠or汚水式枝線管渠
管路の埋設環境に関する情報	地形区分	管路位置における地形の区分
	土被り厚（m）	上流と下流における土被り厚の平均値
	人口	管路の属する500mメッシュにおける人口（2020年における推計値）
	年間降水量（mm）	管路の属する1kmメッシュにおける年間降水量
	年最深積雪深（m）	管路の属する1kmメッシュにおける年間最新積雪深
	平均傾斜角（度）	管路の属する1kmメッシュにおける平均傾斜角
	平均管底高（m）	上流と下流における管底高（東京湾平均海面からの高さ）の平均
	用途地域区分	管路の位置における用途地域区分（商業系・工業系・住居系の3種）
目的変数	不良発生率	
	腐食	損傷あり（RankA~RankC）もしくは損傷なし（RankD）
	たるみ	

測モデルを構築する．ここで，以上のように 2 群に設定した理由としては，RankD は判定の際に損傷がない状態として定義されているためである．

(2)　使用変数について

本研究で使用する変数は**表-1** に示す．本研究では，管齢や，管長さ，管路勾配などの管路の諸元情報に加え，管路の埋設されている状況を再現するために気象条件，地形情報・土地利用を説明変数として考慮した．諸元情報においては，管齢や関係，管渠機能などの設備情報が含まれている．

気象条件としては，管路に降水や積雪で生じる雨水が流入するため，流入量によって劣化に差が生じると考えられることから．国土数値情報より，1km メッシュにおける年間降水量と年最深積雪深を取得した．また，管路は埋設されているため外気の気温等の影響は小さいと判断し，本研究では，日射量・気温は変数として考慮しないこととした．

次に，地形情報としては，埋設されている管路周辺の状況を表現するため，埋設されている地形の性質として，地形区分を使用した．加えて，管路の存在している位置や周辺の勾配によって，雨水の流入量が異なると考えられるため，管底高さと管路の属する 1km メッシュにおける平均傾斜角を用いた．

埋設されている管路周辺の人間活動や施設の質によって雨水を除いた，管路に流入する物質の量と質が異なり，劣化の度合いが異なると考えられる．本研究では流入する物質の量に関する代替変数として管路の属する 500m メッシュにおける人口を用いた．また，質に関する代替変数として，管路位置における用途地域区分（住居系・工業系・商業 3 区分）を用いた．

表-2　本研究で使用するデータの内訳

	不良発生率	腐食	たるみ
損傷あり	3164	409	289
損傷なし	4807	7562	7678

(3)　不均衡データの整形

本研究で使用するデータの内訳を**表-2** に示す．本研究で用いるデータは損傷ありのデータ数が損傷なしのデータ数と比較して少量であり，データ数に偏りが存在する．機械学習モデルの構築において，不均衡なデータを学習に使用する場合に，データ数の多いクラスに分類を行うことで見かけ上の精度が高くなるため，分類において重要な特徴を学習するのではなく，データ数の多いクラスに最適化されて精度が向上するような学習が行われることが懸念される．そこで，本研究では，不均衡なデータに対して，ダウンサンプリングを適用し，均衡なデータセットを作成した．

初めにダウンサンプリングでは，データ数の少ないクラスのデータ数に他のクラスのデータ数を合わせる処理この際，サンプリングの方法によって，データセットに偏りが生じる可能性がある．そのため本研究では，複数回のランダムサンプリングによって生成されたデータセットを用いてモデルの構築及び評価を実施する．なお，

モデルの構築及び評価の詳細については後述する．本研究ではランダムサンプリングを 10 回実施し，各クラス毎のデータ数が同数である均衡なデータセットを 10 個作成した．以上の手順で作成する 10 個のデータセットを用いて分類モデルの構築及び評価を行う．なお，モデルの構築及び評価方法の詳細については後述する．

4. 機械学習による分類モデルの構築

本研究では，下水道管渠における健全性の分類モデルを教師あり機械学習手法によって構築する．本研究では，決定木をベースとした勾配ブースティング（Gradient Boosting Dicision Tree, GBDT）の一種である XGBoost[31]を使用する．

XGBoost はアンサンブル学習の一種である．アンサンブル学習とは，複数の弱学習機を組み合わせてより精度の高いモデルを構築する手法であり，代表的な手法にバギングとブースティングがある．本研究で使用する XGBoost は決定木とブースティングを組み合わせた手法であり，t回目の学習において，$t-1$回目の予測結果において正しく分類できなかった学習データに重点をおいて学習を行うことが特徴である．前述した通り，XGBoost においては弱学習機として決定木を用いるが，弱学習機である決定木の数（n_estimators）や深さ（max_depth）などのハイパーパラメータは探索的に設定を行う必要がある．本研究では，ハイパーパラメータとして，決定木の個数（n_estimators），決定木の深さの最大値（max_depth）を考慮した．また，ハイパーパラメータの調整には，設定した n_estimators と max_depth を総当りで検討し，最もモデルの予測精度が高くなるパラメータを決定するグリッドサーチを採用した．ハイパーパラメータはそれぞれ，n_estimators=10, 20, 30, 50, 60, 70, 80, 100, 200, 300, 400 の 11 パターン，max_depth=2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10 の 9 パターンに設定した．

なお，ハイパーパラメータの探索及びモデルの構築には機械学習のライブラリである Scikit-learn を使用した．

5. 分類モデルの評価

(1) 分類モデルの評価方法

本研究では，第 3 章で述べた 10 個の均衡なホールドアウト法を適用し，分類モデルの評価を行う．ホールドアウト法では，全データをモデルの学習に用いる学習用データと性能を評価するためのテストデータに分割し，学習用データで学習を行った後，テストデータで分類モデルの性能評価を行う．本研究では，学習用データの割合を全データの 80%に設定した．本研究における分類モデルの最終的な評価値は 10 個のデータセットにおいてホールドアウト法によって算出された評価値の平均値を用いる．

表-3 混合行列

	損傷あり（予測）	損傷なし（予測）
損傷あり（正解）	TP	FN
損傷なし（正解）	FP	TN

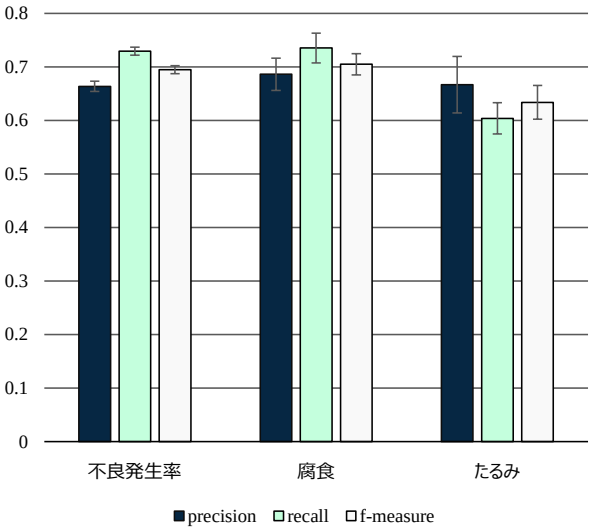


図-6 各分類モデルにおける分類性能

(2) 分類モデルの性能指標

下水道管における健全度の推定において，健全性の低い管を誤って健全性が高いと評価してしまうような危険側の予測を行うことは望ましくない．したがって，構築した分類モデルがどのような分類特性を有しているかを評価する必要がある．

そこで本研究では，モデルの分類特性を含めた性能の評価を行うため，過検出に関する指標である適合率（precision），見逃しに関する再現率（recall），両者のバランスの指標である F 値（F-measure）を分類性能の指標として用いる．クラスにおける再現率，適合率，F 値は其々，**表-3** に示す混合行列によって定義される値より，以下の式(1)から式(3)によって算出される．再現率は損傷ありのデータ数（$TP+FN$）のうち，実際に分類モデルが正しく分類できたか（TP）を示す指標である．適合率は分類モデルが損傷ありに分類したデータ数（$TP+FP$）のうち，どの程度正しく分類できたか（TP）を示す指標である．F値は一般的に再現率と適合率がトレードオフの関係であるため，両指標の調和平均をとった値であり，適合率と再現率のバランスを示す指標である．

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (1)$$

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (2)$$

$$F - measure = \frac{2 \cdot Precision \cdot Recall}{Precision + Recall} \quad (3)$$

(3) 分類モデルの性能

各分類モデルにおける分類性能の結果を**図-4** に示す．不良発生率に関する分類モデルに着目すると，適合率が 0.66，再現率は 0.73 と良好な値を示している．適合率については，分類モデルが損傷ありと予測した管路のうち，実際に損傷ありであった管路の割合が約約 66%であり，再現率については実際に損傷ありの管渠のうち，分類モデルが正しく損傷ありであると分類した割合が約 73%である事を表している．腐食に関する分類モデルについても同様に，適合率が 0.68，再現率は 0.74 と良好な値を示している．これら二つの損傷については再現率の値が高く，損傷ありの管渠を見逃しにくい，安全側の予測を行っている．一方で，たるみに関する予測モデルでは，適合率が 0.67，再現率が 0.60 とたるみの存在する管渠を約 40%程度見逃してしまう危険側の予測を行っている．用点検個所のスクリーニングを行う上では，損傷のある管渠の見逃しがなく（再現率が約 1.0）で，誤検出が少ないことが望まれる．分類性能の向上は今後の課題である．

6. XAI を用いた下水道管渠の劣化に影響を及ぼす要因に関する分析

本章では，前章までで構築した分類モデルの予測結果の根拠を明確化することで，どのような下水道管渠が健全性が低いのかについて考察を行う

(1) XAI 及び SHAP の概要

深層学習や機械学習などの AI は，一般的にブラックボックスといわれ，分類性能と比例して，「分類モデルがなぜこの予測結果を出力したのか？」に対する解釈が困難になる．一方で，医療分野に代表されるように AI は近年，人命や安全に関わる重要な意思決定の場面に活用されるようになっている．このような背景から AI における不透明性を払拭する目的で，説明可能な AI（eXplainable AI, XAI）に関する研究が発展している．XAI は大域説明と局所説明の 2 種類に大別される．前者の大域説明とはどの説明変数がモデル全体の予測に強く影響しているのかを明らかにする手法である．一方で，局所説明は分類モデルにおける個別予測結果に対する説明を行うものである．本研究では，分類モデルが健全性の低い管渠（RankA）に分類する理由はなぜかという視点から，下水道管渠における劣化に与える要因の分析を実施するため，大域説明と局所説明の両方を行うことが可能である Shapley Additive exPlanations（SHAP）[32]を XAI 手法として採用した．

SHAP は複雑なモデルを簡易なモデルに局所的に近似し，ゲーム理論の Sharpley 値の算出と類似した手法で，各説明変数の予測値への寄与度を示す SHAP 値を算出する手法である．GBDT 系のモデルが出力する重要度は，連続変数やカテゴリ変数の多い説明変数の重要度が大きくなる傾向にあることが既存研究 [33]で述べられており，本来重要な説明変数の重要度を適切に評価できない可能性がある．一方で，SHAP は上記の影響を受けにくく，より適切に説明変数の重要度の評価が可能である [34]．

(2) SHAP による分類モデルの解釈

本研究では，各分類モデルにおける損傷ありクラスに関する SHAP 値を算出することで，損傷のある管渠はどのような特徴を持つかについて分析を行う．**図-5**，**図-6**, **図-7** に各損傷における SHAP 値の分布である蜂群図を示す．蜂群図は，各変数ごとの 1 次元の散布図で各データが重ならないように，同じ値を持つデータは軸に対して垂直方向にプロットされる．蜂群図において横軸は SHAP 値であり，正の値へ大きくなると損傷ありと判断される方へ，逆に負の値へ小さくなると損傷ありと判断されずその他のクラスに判断される方への貢献度が高くなる．説明変数は SHAP 値の絶対値の平均値が大きい順に上から配置されており，分類モデルの分類結果に対する影響度の大きさを表現している．また，プロットの色については，赤色に近いほど値が大きく，青色に近いほど値が小さいことを表現している．**図-5** より，不良発生率に関する分類モデルにおいて，重要な特徴は順に管齢，年間雨量，管数，管長，平均管底高となっている．また，説明変数の値と SHAP 値から，管齢に着目すると，管齢の値が大きいプロットが SHAP 値が高い方に分布していることから，管齢の大きい管渠は不良発生率における損傷ありのクラスに分類されやすい傾向を読み取ることが出来る．同様に，年間雨量が多い管渠や，管の数が大きく管長の大きい管渠，管路位置における周辺人口の少ない管渠，管路位置における平均傾斜角の小さい管渠などが損傷ありクラスの分類に対する寄与が大きく，これらが不良発生率における劣化の要因であることが示唆される．次に，**図-6** より，腐食に関する分類モデルにおいて，重要な特徴は順に年間雨量，土被り厚，管数，管長，管齢，管径，人口となっている．また，説明変数の値と SHAP 値から，管数が多く管長の大きい管渠や，管齢の

大きい管渠，管径の小さい管渠などが損傷ありクラスの分類に対する寄与が大きく，これらが腐食における劣化の要因である示唆を得た．最後に，**図-7** より，たるみに関する分類モデルにおいて，重要な特徴は順に管齢，平均管底高，管長，土被り厚，管数，人口，商業系用途地域に属している管渠となっている．また，説明変数の値と SHAP 値から，管齢の大きい管渠や平均管底高の小さい管渠，管長が長く管数の大きい管渠，管路位置における周辺人口の少ない管渠，商業系の用途地域に属している管渠などが損傷ありのクラスに分類される寄与が高く，これらがたるみの劣化要因である示唆を得た．

以上のように，各損傷に対する SHAP 値の蜂群図より，各説明変数の値の大小関係と各損傷に対する分類への貢献度について，大域的に把握を行う事が出来た．

7． 本研究のまとめ及び今後の課題

(1) 本研究のまとめ

本研究では，今後，老朽化した下水道管渠の割合が加速度的に増加する状況に対して，適切な維持管理を実現するためのアプローチとして，下水道管渠の点検結果を用いて，機械学習による下水道管渠における健全性に関する指標である不良発生率，腐食，たるみに関する分類モデルの構築と評価を行った．各健全度指標は健全性によって RankA から RankD の 4 ランクが存在する．本研究では，各健全度指標において損傷の有無を判定する 2 値分類問題として定式化した．機械学習モデルは，XGBoost を使用し，学習データセットにおいては，データの性質上，損傷ありのデータが非常に少量であるため，データの偏りが存在し，分類モデルを適切に構築することが難しいという問題が存在した．本研究では，ダウンサンプリングを行うことでこの問題を解決した．また，各モデルにおいてテストデータによる分類モデルの評価を行った結果，不良発生率及び腐食に関する分類モデルにおいては，適合率が約 0.68 で再現率が約 0.73 と良好な値を示した．一方で，たるみについては適合率が約 0.67 で再現率が約 0.60 と再現率が比較的低い値を示し，危険側の予測をする傾向が確認された．また，本研究では各健全度指標に関する分類モデルに対して，説明可能な AI（eXplainable AI, XAI）の 1 手法である SHAP を適用することで，損傷ありのクラスに分類される下水道管渠がどのような特徴を持つか分析を行った．SHAP による分類モデルの解釈によって，不良発生率については，年間雨量が多い管渠や，管の数が大きく管長の大きい管渠，管路位置における周辺人口の少ない管渠，管路位置における平均傾斜角の小さい管渠，腐食については，管数が多く管長の大きい管渠や，管齢の大きい管渠，管径の小さい管渠，たるみについては管齢の大きい管渠や平均管底高の小さい管渠，管長が長く管数の大きい管渠，管路位置における周辺人口の少ない管渠，商業系の用途地域に属している管渠などが損傷ありのクラスに分類されやすく，これらが下水道管渠の劣化に影響を及ぼす要因である示唆を得た．以上のように，本研究では既存研究では明らかにされていない管齢や管長などが下水道管の劣化に対して正または負の影響を及ぼすのかについての知見を得ることができた．本研究で得た下水道管の劣化要因に関する知見は今後，点検優先箇所のスクリーニングに役立つ情報になり得る．

(2) 今後の課題

本研究における，今後の課題としては分類モデルにおける分類性能の向上が挙げられる．本研究では，下水道管渠の諸元情報と周辺環境に関する情報を考慮することで，下水道管渠の置かれている状況の再現を試みた．しかしながら，本研究では外力として雨水によるものしか考慮されておらず，交通荷重などは考慮されていない．交通荷重による影響は ETC2.0 プローブデータを用いることで，可能になると考えられ，これは今後の課題である．加えて，本研究で使用した周辺環境のデータは国土数値情報より取得したデータであり，メッシュ単位で集計がなされたデータである．建物のポイントデータのように非集計のデータを活用することで下水道管渠へ流入する汚水の量・質など下水道管渠の埋設されている状態の再現性を向上することが出来ると考えている．

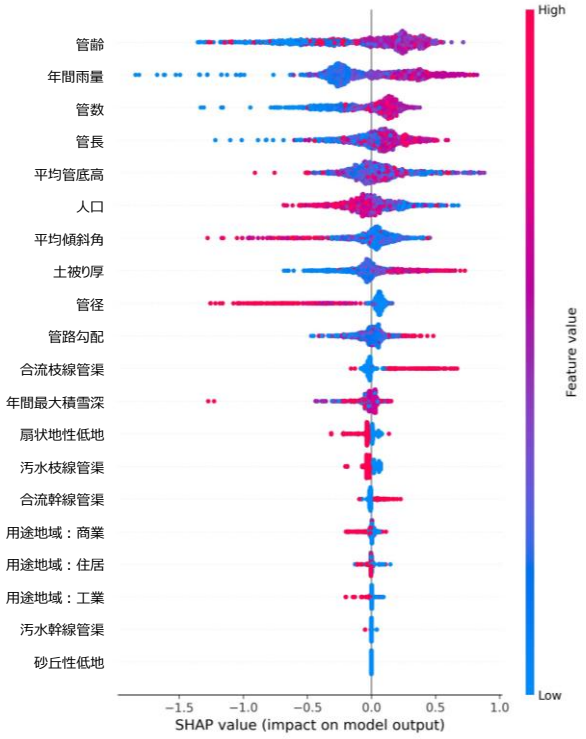


図-5 SHAP 値の蜂群図（不良発生率）

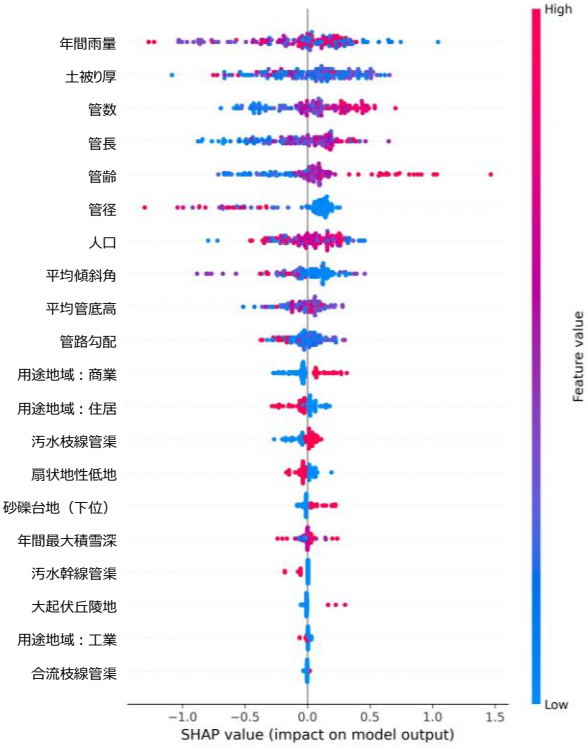


図-6　SHAP 値の蜂群図（腐食）

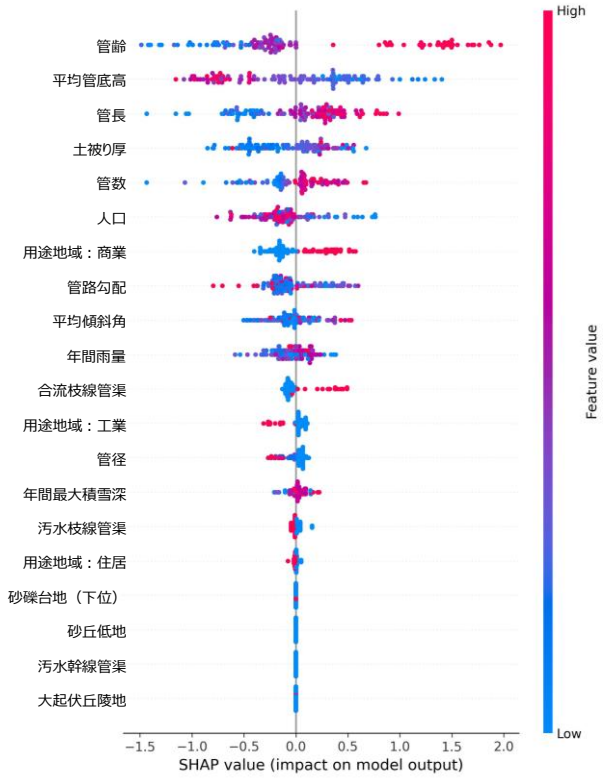


図-7　SHAP 値の蜂群図（たるみ）

さらに，近年では衛星によって取得された SAR 画像から，地表面の変位を検出する技術の開発が進められている[35),36)]．地盤沈下などによる地表面の変位は下水道管に損傷を与えていることが考えられ，SAR画像によって取得された地表面変位を説明変数として加えることでモデルの分類性能の向上が期待される．

本研究では，1 つの自治体で実施された点検データを活用して分類モデルの構築を行っている．したがって，他の自治体における分類モデルの汎化性能やXAIによる下水道管渠の劣化に影響を与える要因についての検討は行えておらず，劣化に影響を及ぼす要因についてはA市に限定されるものである可能性が存在する．今後は，他の自治体のデータでも検証を行うことでより汎化性能の高いモデルの構築及び，より一般的な劣化要因の抽出を行っていく必要がある．

REFERENCE

1) 公益社団法人日本下水道協会 HP：都道府県別の下水処理人口普及率，https://www.jswa.jp/wp2/wp-content/uploads/2021/09/R03_penetration-rate.pdf,2023 年 6 月 15 日閲覧.
2) 国土交通省 HP：下水道の維持管理，https://www.mlit.go.jp/mizukokudo/sewerage/crd_sewerage_tk_000135.html,2023 年 6 月 15 日閲覧.
3) 日本下水道協会：平成 29 年度版下水道統計，電子ファイル「H29_02-2 管路施設(各種作業).xlsx」,2023 年 6 月 15 日閲覧.
4) 国土交通省：下水道事業のストックマネジメント実施に関するガイドライン，https://www.mlit.go.jp/mizukokudo/sewerage/content/001475459.pdf，2023 年 6 月 20 日閲覧.
5) 春日部市公共下水道ストックマネジメント基本計画，第 4 章 リスク評価：https://www.city.kasukabe.lg.jp/material/files/group/39/dai4syou.pdf
6) Chughtai, F.; Zayed, T. Infrastructure Condition Prediction Models for Sustainable Sewer Pipelines. J. Perform. Constr. Facil. 2008, 22, 333–341.
7) Gedam, A., S. Mangulkar, and B. Gandhi. 2016. “Prediction of sewer pipe main condition using the linear regression approach.” J. Geosci. Environ. Protection 4 (5): 100–105.
8) Ariaratnam, S.T.; El-Assaly, A.; Yang, Y. Assessment of Infrastructure Inspection Needs Using Logistic Models. J. Infrastruct. Syst. 2001, 7, 160–165.
9) Ana, E.; Bauwens, W.; Pessemier, M.; Thoeye, C.; Smolders, S.; Boonen, I.; De Gueldre, G. An investigation of the factors influencing sewer structural deterioration. Urban Water J. 2009, 6, 303–312.
10) Fuchs-Hanusch, D.; Günther, M.; Möderl, M.; Muschalla, D. Cause and effect oriented sewer degradation evaluation to support scheduled inspection planning. Water Sci. Technol. 2015, 72, 1176–1183.
11) Lubini, A. T., and M. Fuamba. 2011. “Modeling of the deterioration timeline of sewer systems.” Can. J. Civ. Eng. 38 (12): 1381–1390.
12) Koo, D. H., and S. T. Ariaratnam. 2006. “Innovative method for assessment of underground sewer pipe condition.” Autom. Constr. 15 (4): 479–488.
13) S. Zamanian, J. Hur and A. Shafieezadeh, "A high-fidelity computational investigation of buried concrete sewer pipes exposed to truckloads and corrosion deterioration", Eng. Struct., vol. 221, Oct. 2020.
14) Sousa, V.; Matos, J.P.; Matias, N. Evaluation of artificial intelligence tool performance and uncertainty for predicting sewer structural condition. Autom. Constr. 2014, 44, 84–91.

15) Harvey, R.R.; McBean, E.A. Predicting the structural condition of individual sanitary sewer pipes with random forests. Can. J. Civ. Eng. 2014, 41, 294–303.
16) Harvey, R.R.; McBean, E.A. Comparing the utility of decision trees and support vector machines when planning inspections of linear sewer infrastructure. J. Hydroinf. 2014, 16, 1265–1279.
17) Laakso, T., T. Kokkonen, I. Mellin, and R. Vahala. 2018. "Sewer condition prediction and analysis of explanatory factors." J. Water 10 (9): 1239.
18) Winkler, D., Haltmeier, M., Kleidorfer, M., Rauch, W., & Tscheikner-Gratl, F. (2018). Pipe failure modelling for water distribution networks using boosted decision trees. Structure and Infrastructure Engineering, 14 (10), 1402–1411.
19) L. V. Nguyen, D. T. Bui and R. Seidu, "Comparison of Machine Learning Techniques for Condition Assessment of Sewer Network," in IEEE Access, vol. 10, pp. 124238-124258, 2022.
20) 松宮洋介，吉田敏章，深谷渉，福田康雄：下水道管渠におけるストックマネジメント導入に関する検討調査，「国土交通省国土総合研究所平成 22 年度年報」国土交通省国土総合研究所下水道研究部下水道研究室
21) 藤生和也：布設年度と管齢の多重共線性を解消する方法の研究，下水道協会誌，Vol.56, No.682, pp.118-126, 2019.
22) 藤生和也，佐藤克己，森田弘昭：下水管渠劣化に関し量的データを差分関数に変換して線形判別分析に使用する手法の提案，下水道協会誌，Vol.57, No.696, pp.72-82, 2020.
23) 藤生和也，佐藤克己，森田弘昭：下水管渠劣化に関し質的及び量的データを差分関数に変換して線形判別分析に使用する手法の提案，下水道協会誌，Vol.58, No.699, pp.84-94, 2021.
24) 諏訪太紀，藤生慎，森崎裕磨，福岡知隆，吉倉麻衣：1D-CNN を用いた下水道管渠における緊急度分類モデルに関する基礎的研究，AI・データサイエンス論文集，3 巻 J2 号，pp.954-961, 2022.
25) Fan, X., Wang, X., Zhang, X. and Yu, X.: Machine learning based water pipe failure prediction: The effects of engineerign, geology, climate and socio-economic factors, Reliability Engineering & System Safety, Vol. 219, 108185, 2022.
26) 伊藤陽，古川愛子：点検結果を基にした機械学習による通信管路内面の腐食予測手法，AI・データサイエンス論文集，3 巻 J2 号，pp.517-526, 2022.
27) 塚本満朗，高木朗義：説明可能な機械学習モデルを用いた豪雨時における住民避難選択行動の要因分析，土木学会論文集 D3 (土木計画学)，Vol.77, No.5, pp.I_181-I_191, 2022.
28) 桑折奎吾，劉ウェン，丸山喜久：機械学習に基づく豪雨による土砂崩壊発生地点の予測と説明可能 AI による予測結果の分析，AI・データサイエンス論文集，3 巻 J2 号，pp.326-338, 2022.
29) 龍田斉，横山広，永見武司，桝谷浩，近田康夫，山田宗明：勾配ブースティング決定木を用いた橋梁損傷要因および補修工法の推定と分析，AI データサイエンス論文集，1 巻 J1 号，pp.63-pp.70，2020.
30) 国土交通省：国土数値情報ダウンロードサイト，https://nlftp.mlit.go.jp/index.html，2023 年 6 月 20 日閲覧.
31) Tianqi, C. and Carlos, G. : XGBoost: A Scalable Tree Boosting System, In Proceedings of the 22nd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining (KDD '16), pp. 785-794, 2016.
32) Scott, M. L. and Su-In, L.: A Unified Approach to Interpreting Model Predictions, In Proceedings of the 31st International Conference on Neural Information Processing Systems (NIPS'17), pp. 4768-4777, 2017.
33) Strobl, C. et al. : Bias in random forest variable importance measures, BMC Bioinformatics 8, 2007.
34) Scott, M. L. et al : Consistent individualized feature attribution for tree ensembles, arXiv, 2018.
35) Mastro, P.; Serio, C.; Masiello, G.; Pepe, A. The Multiple Aperture SAR Interferometry (MAI) Technique for the Detection of Large Ground Displacement Dynamics: An Overview. Remote Sens. 2020.
36) Liu, J.; Hu, J.; Li, Z.; Ma, Z.; Shi, J.; Xu, W.; Sun, Q. Three-Dimensional Surface Displacements of the 8 January 2022 Mw6.7 Menyuan Earthquake, China from Sentinel-1 and ALOS-2 SAR Observations. Remote Sens. 2022.

ANALYSIS ON ESTIMATION OF SOUNDNESS IN SEWAGE PIPE CONSIDERING THE BURIED ENVIRONMENT :MACHINE LEARNING STUDY USING INSPECTION RESULTS

Taiki SUWA, Makoto FUJIU, Yuma MORISAKI and Tomotaka FUKUOKA