T2R2 東京工業大学リサーチリポジトリ
Tokyo Tech Research Repository

論文 / 著書情報
Article / Book Information

論題(和文)	計測波形分析への機械学習適用による高力ボルト軸力の超音波評価
Title(English)	Ultrasonic High-Strength Bolt Axial Force Evaluation by Machine Learning-Based to Waveform Analysis
著者(和文)	平尾賢生, 鈴木 啓悟, 森田 勝実, 伊藤裕一, 竹谷晃一, 佐々木栄一
Authors(English)	Kensho Hirao, Keigo Suzuki, Katsumi Morita, Yuichi Ito, Kouichi Takeya, Eiichi Sasaki
出典(和文)	土木学会論文集A1（構造・地震工学）, Vol. 78, No. 1, pp. 108-120
Citation(English)	Journal of Japan Society of Civil Engineers, Ser. A1 (Structural Engineering & Earthquake Engineering (SE/EE)), Vol. 78, No. 1, pp. 108-120
発行日 / Pub. date	2022, 2
権利情報 / Copyright	本著作物の著作権は土木学会に帰属します。 Copyright (c) 2022 Japan Society of Civil Engineers.

Powered by T2R2 (Tokyo Institute Research Repository)

計測波形分析への機械学習適用による高力ボルト軸力の超音波評価

平尾　賢生[1]・鈴木　啓悟[2]・森田　勝実[3]・伊藤　裕一[4]・
竹谷　晃一[5]・佐々木　栄一[6]

[1]学生会員　東京工業大学　環境・社会理工学院（〒152-8552 東京都目黒区大岡山 2-12-1）
E-mail: hirao.k.ab@m.titech.ac.jp (Corresponding Author)

[2]正会員　福井大学准教授　建築建設工学講座（〒910-8507 福井県福井市文京 3-9-1）
E-mail: suzuki-k@u-fukui.ac.jp

[3]非会員　愛知県庁　新城設楽建設事務所（〒441-2301 愛知県北設楽郡設楽町田口字川原田 6-18）
（研究当時　福井大学　工学部　建築・都市環境工学科）
E-mail: katsumi_morita@pref.aichi.lg.jp

[4]正会員　東京工業大学特任教授　環境・社会理工学院（〒152-8552 東京都目黒区大岡山 2-12-1）
E-mail: ito.y.ca@m.titech.ac.jp

[5]正会員　東京工業大学特任講師　環境・社会理工学院（〒152-8552 東京都目黒区大岡山 2-12-1）
E-mail: takeya.k.aa@m.titech.ac.jp

[6]正会員　東京工業大学准教授　環境・社会理工学院（〒152-8552 東京都目黒区大岡山 2-12-1）
E-mail: sasaki.e.ab@m.titech.ac.jp

高力ボルト接合のボルト軸力は供用中に様々な影響で低下する場合があり，接合の現有性能把握の上で，ボルト軸力を評価することは重要である．これまで，既設ボルトの軸力計測手法は複数提案されているが，評価精度や適用性の面で改善の余地がある．本研究では超音波計測による方法に着目し，まず得られた波形にランダムフォレストを用いた機械学習を適用することで，超音波計測波形の初期時間帯にボルト軸力と関連する情報が含まれる可能性を確認した．さらに評価精度向上のため，ボルト軸力と関連する区間を選定し，選定区間に寄生的離散ウェーブレット変換(P-DWT)の信号処理を加え，線形回帰による機械学習を適用することで，ボルト軸力の定量的評価を試みた．その結果，ボルト長さの影響を受けずにボルト軸力を高精度に評価できる可能性が示された．

Key Words: *bolt axial force, ultrasonic test, machine learning, wavelet transform, initial time zone*

1. 緒言

多くの構造物に用いられる高力ボルト接合の耐荷性能は，ボルト軸力，摩擦面の摩擦係数等の影響を受けることが知られている[1)]．ボルト軸力は締め付け方法によって導入軸力がばらつく[2)]こと，締め付け順で前半に締めたボルトが緩むこと，初期ゆるみによるリラクセーションの他，振動や地震などの影響[3)-6)]によって，供用後にも低下する可能性があるという報告がなされている[7)-10)]．そのため，構造物の安全性を確保する維持管理技術として，既設ボルトの軸力を精度よく定量的に評価する手法の確立が求められている．

現在，ボルト軸力を非破壊的に評価しようとする研究が多くなされており超音波[11)-14)]，打音[15)]，電気伝導率[16),17)]，圧電セラミックス[18),19)]などを用いた手法が検討されている．

そのうち，超音波を用いた手法には，ボルト頭部から送信した超音波が底面から反射して戻るまでの伝搬時間の変化を利用してボルト軸力を評価する手法[20)-22)]や，ナットを2つの探触子で挟んで計測することによりボルト内部への音の透過率等からボルト軸力を評価する手法[23)]がある．

伝搬時間の変化を利用した手法[20)-22)]では，ボルトの伸びとボルト軸力に高い相関関係があるとし，ボルト軸力を導入しない場合とボルト軸力導入時との超音波伝搬時間差からボルト軸力を評価する．しかし，ボルト長さに

は製造誤差によるばらつきがあるため，本手法の適用にあたっては計測対象のボルトそれぞれに対し，軸力導入前の超音波伝搬時間を別途計測する必要がある．また，ボルト軸先端を平滑に仕上げるなどの配慮も必要であるため[24]，既設ボルトの軸力評価には用いにくい．

ボルト内部への音の透過率を利用した手法[23]では，評価しようとするボルトと同形状・同寸法のボルト・ナットで軸力とナット対面の最短距離における超音波の透過パルスの大きさの関係を予め求めておけば，初期値なしでボルト軸力の評価が可能であり，既設ボルトの軸力評価に適した方法であると考えられる．しかしながら，ナット側面に2つの探触子を設置する必要があり，現場での適用性が良いとは言い難い．

このようにボルト軸力を評価しようとする従来の研究には，既設ボルト軸力評価の定量化や適用性という面で課題が残されており，改善の余地がある．

一方，近年，土木工学の分野において，欠陥やボルト軸力の緩み等を，計測波形，撮影画像，特徴量等を学習データとした上で，機械学習と組み合わせて判定する研究が多く行われている．機械学習では，用途に応じてアルゴリズムを適切に選択する必要があり，例えば，決定木[25]，ランダムフォレスト[26),27]，ニューラルネットワーク(NN)[28)-34]，サポートベクターマシン(SVM)[35),36]などが適用されている．打音法によるボルト軸力評価においても，いくつかのアルゴリズムについて比較検討した報告[37]もあるが，超音波と機械学習を組み合わせたボルト軸力評価手法はこれまで確立されていない．

そこで，本研究ではボルト頭部から超音波を送信する手法に機械学習を組み合わせることで，十分な評価精度を持ち，実務での適用が容易な既設ボルトに対応した定量的ボルト軸力評価手法の構築を目指し検討を行うこととした．

まず，機械学習を用いて超音波計測波形に含まれるボルト軸力と関連する区間を抽出し，その抽出区間に対してウェーブレット変換を用いた周波数解析を適用させることで，抽出区間内からさらにボルト軸力評価の際に重要な区間を選定した．次に，選定した区間に寄生的離散ウェーブレット変換(P-DWT)による信号処理を加え，最後に，信号処理後の波形に線形回帰を用いた機械学習を適用することで，ボルト軸力評価精度の向上を試みた．

2. 超音波計測におけるボルト軸力と関連する区間の抽出

超音波計測波形に含まれるボルト軸力と関連する区間を抽出するため，トルクレンチを用いてボルト軸力を導入しながらボルト軸力を 10kN 毎に計測した．それらの生波形データを機械学習に適用することで超音波計測波形に含まれるボルト軸力と関連する区間の抽出を行った．

(1) 計測方法

超音波計測波形に含まれるボルト軸力と関連する区間を抽出するため，10kN 毎のボルト軸力の超音波計測波形を取得した．使用した試験体は，実際の高力ボルト接合を小型モデル化したもので，概要を**図-1** と**表-1** に示す．板厚はボルトの首下長さをもとに設定した．母材と添接板の鋼種は SS400，表面処理は一般的に使われている無機ジンクリッチペイントとし，ボルトは同一メーカ，同一ロットの F10TM22 を使用した．2つのボルトについて，ボルト孔(24.5mm)のほぼ中央に配置され，締め付け条件は同じであるが，機械学習適用の際に教師用とテスト用に区別するため，**図-1** に示すように Bolt 1，Bolt 2 と呼ぶこととする．このような試験体のボルトに対して一探触子法によりボルト頭部の刻印を避けた状態で，ボルト頭部頂面から計測を行った．その際，ボルト頭部，軸部ともに黒皮のままとし，ボルト軸力のリラクセーションを考慮して，軸力を導入し，探触子設置後 1 計測あたり 5 秒程度で計測を行った．探触子は 1 回の計測ごとに取り外し再度設置して計測を行った．

ボルト軸力は，予め軸力計により軸力とひずみの関係をキャリブレーションした上で，軸部に貼付した 2 枚のひずみゲージにより取得した値の平均値をボルト軸部ひずみの真値とし，それをもとにボルト軸力を評価しながら，トルクレンチを用いて，ボルト軸力を導入した．なお，ひずみゲージのリード線はボルト頭部に中央を避けた状態で開けた 2 つの孔から通した(**図-2**).

超音波探触子は一振動子型垂直探触子を使用した．探触子の公称周波数は，分解能が高く精度に優れた

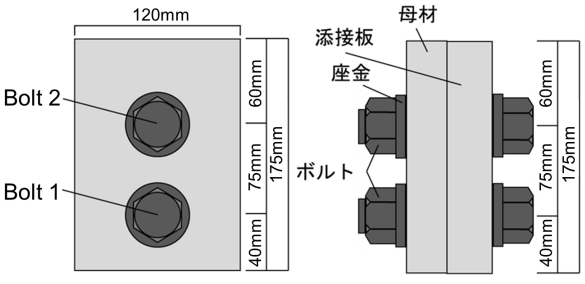


図-1 試験体概要

表-1 ボルト軸力と関連する区間抽出のための検討ケース

供試体名	母材厚さ [mm]	添接板厚さ [mm]	ボルト首下長さ [mm]
t22	22	22	95
t9	9	16	70

10MHz の狭帯域と，ボルト軸力計測で一般的に使用されることの多い 5MHz の広帯域とした．ボルト頭部にはボルト種類や製造元の刻印があるため，刻印に接触しないように探触子の直径を 14mm とした．探触子の接触媒質として探触子の接触箇所にスポイトを用いて一定量の油(マシンオイル)を塗布した．探触子の押し当て方により，受信信号の大きさや形状が変化することを防ぐため，**図-3** のようにばねの付いたクランプで探触子を固定し，ばねの長さを一定にすることで，一定の力で探触子を固定することとした．また，全ての計測でゲインを一定にし，パルスタイプは矩形バースト，パルス周波数は使用探触子に合わせた 5MHz または 10MHz，パルス波数は 5 波，ダンピング抵抗は 100Ω とした．サンプリング周波数は 100MHz として計測を行った．使用した一振動子型垂直探触子は**図-4** のような構造で，圧電素子の両側に貼り付けた電極にインパルスの電圧を与えることで，素子が伸縮・膨張し振動する．素子の厚みが薄いほど高い周波数の振動が発生し，探触子から超音波が送信される．送信された超音波が界面で反射し，素子に当たり電圧に変換され，受信器に信号となって取り込まれる．

経年による影響で，ボルト軸力はおおよそ 120kN 以上でばらつくという報告があるため [38]，本研究では 120kN 以上の範囲を対象とした．同一メーカ，同一ロットの Bolt 1 と Bolt 2 それぞれのボルトに対してボルト軸力 120kN から 220kN の範囲を 10kN ピッチで 11 段階のボルト軸力を計測した．また，ボルト軸力毎に各ボルトに対して 5 回ずつ計測を行った．つまり，各ボルトに対して 55 回ずつ計測を行った．

(2) ボルト軸力と関連する超音波波形の抽出

本研究の提案手法は，既設ボルトの軸力評価を行うため，超音波伝搬時間の情報を利用せず，波形形状からボルト軸力を評価する．そのため，ボルト軸力によって波形形状が変化している区間の超音波波形を抽出した．

超音波計測波形をいくつかの区間で分割し，各区間の生波形データに対して機械学習を適用させたボルト軸力評価を行い，その評価によってボルト軸力と関連する区間を抽出する．区間は**図-5** のように設定し，区間 1 は，超音波計測波形全体であり，区間 2, 3 はそれぞれボルト軸底面からの反射波の 1 回目と 2 回目である．区間 2, 3 は反射波の最大振幅値を中心に 10MHz の探触子で計測した場合，4μs 間，5MHz の探触子で計測した場合，6μs 間のデータを扱う．区間 4 は反射波 1 までのデータ，区間 5 は最初の 6μs までの時間帯であり，不感帯と呼ばれる超音波計測時に発生する発信音の残響を含む初期時間帯である．

Breiman[39]はランダムフォレストは NN や SVM などの他の分類器よりも実装が容易であり，過学習をしない優れた評価能力があるとしている．1 次元畳み込み演算 [40]に基づく深層学習による分類モデル構築も有効な一手段として考えられるが，本研究においては学習サンプル数が限定的であること，時刻歴波形などの 1 次元データはデータ拡張がしにくいことから，モデルが過学習する可能

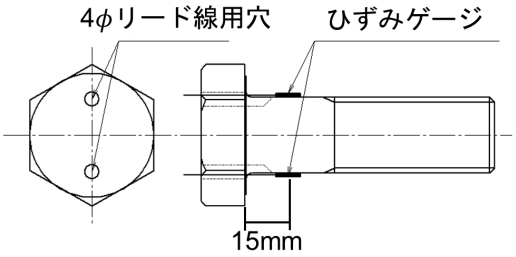


図-2 リード線用穴とひずみゲージ

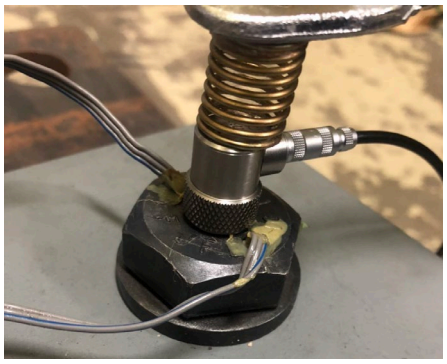


図-3 実験の様子

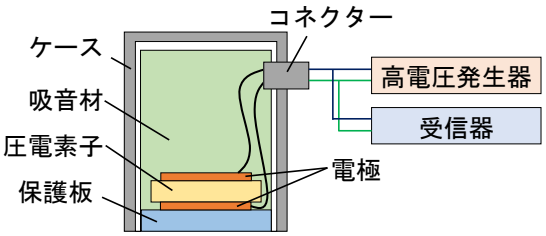


図-4 一振動子型垂直探触子

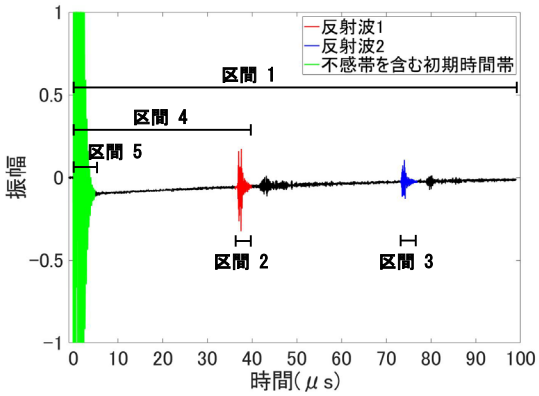


図-5 ボルト軸力と関連する区間抽出のための検討区間

性も否定できない．また，広兼ら[41]は，ハンマーで高力ボルトを打撃し，得られた振動波形データを基に各種パターン認識手法により高力ボルトの残存軸力を評価した．ボルト軸力の評価には，NN，SVM，決定木，ランダムフォレストの4つの機械学習アルゴリズムを用いて評価精度について検討しており，ランダムフォレストは多数の弱識別器を用いて出力を決定するため，最も精度良く認識できたとしている．

以上の研究を参考にして，超音波計測波形におけるボルト軸力と関連する区間にランダムフォレストを適用し，ボルト軸力と関連する区間の抽出を行った．

そこで，Bolt 1 で計測された生波形データを教師データ，Bolt 2 で計測された生波形データをテストデータとすることとした．検討ケースを**表-2** に示し，各 Case は**図-5** と同様5つの区間に分割され，各区間毎に教師データとテストデータが 55 ずつあり，それぞれをランダムフォレストによって評価し，その精度を確認した．以下に，ランダムフォレストの概要と評価結果について記す．

a) ランダムフォレスト

ランダムフォレストはアンサンブル学習のバギング[42]をベースに，ランダムに選ばれた教師データおよび説明変数から構築される複数の決定木の結果によってクラス分けを行うアルゴリズムである．バギングとは，教師データから一部のデータを復元抽出しサンプリングするブートストラップにより複数モデルを並列的に学習させていく方法である．ランダムフォレストの概念図を**図-6** に示す．

それぞれの決定木は，教師データから重複を許容してランダムにサンプリングされ，決定木の分岐において誤分類の確率を低下できる．一方で，教師データを完全に分類しようとするため，過学習しやすいという欠点があるが，ランダムフォレストはこの問題に対応している．ブートストラップによりサンプリングデータを複数生成しているため，それぞれの決定木間では相関が低くなる．また，それらを多数決により分類するため，過学習の影響を小さくすることが可能である．

b) ランダムフォレストによるボルト軸力の評価

Bolt 1において，ボルト軸力120kNから220kNまで計測した10kNピッチの波形データとボルト軸力をラベル付けし学習させ，Bolt 2で計測した波形データのうち検討ケースの各区間をテストさせ，ランダムフォレストにより10kNピッチの精度で評価した．なお，波形データは信号の微細な変化に着目するため，0.01μsピッチでサンプリングするように設定し，ボルト軸力の評価にはPythonのライブラリsklearn.ensembleのRandomForestClassifierを用いた．簡易な手法の構築のため，決定木の数は100，文字列をジニ係数に設定し，その他のパラメータについては，デフォルト値とした．各ケースにおいて評価したボルト軸力の正解率を**図-7**に示す．

すべてのケースで正解率は区間 5，4，1，2，3 の順に高かった．最も正解率が高い区間 5 は，不感帯を含むボルト頭部近傍からの反射信号(区間 5)のみが含まれ，約50%の正解率であった．なお不感帯は送信パルスの幅の

表-2 ボルト軸力評価の検討ケース

Case	探触子タイプ	ボルト首下長さ [mm]	区間
A	10MHz狭帯域	95	1
			2
			3
			4
			5
B		70	1
			2
			3
			4
			5
C	5MHz広帯域	95	1
			2
			3
			4
			5

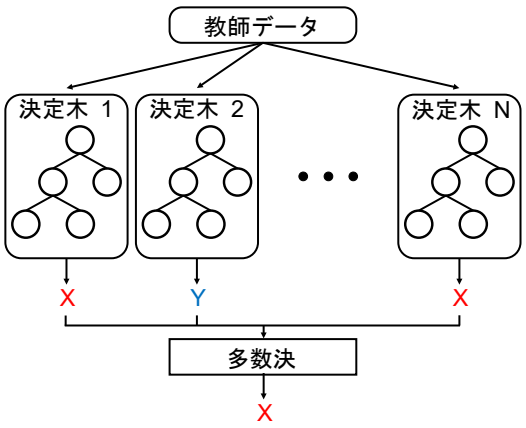


図-6 ランダムフォレストの概念図

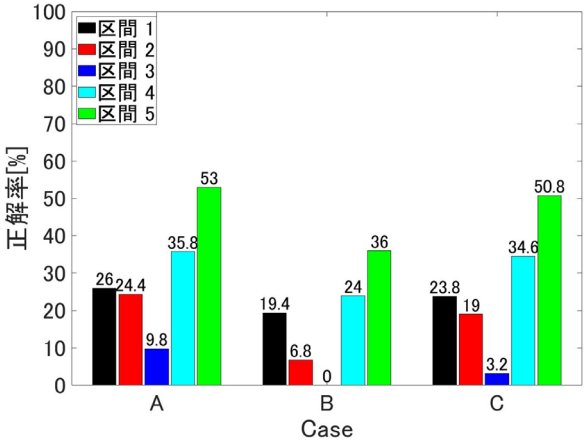


図-7 ランダムフォレストによるボルト軸力の評価結果

ために探傷が困難とされてきたため，これまで注目されてこなかった領域である[43),44)]．次に区間 4，1 の順に正解率が高く，これらの区間には不感帯を含む初期時間帯に加え，他の信号も含んでいる．初期時間帯以外の信号を多く含むほど正解率が低下しているため，区間 4，1 の順になったことが考えられる．また，教師データに初期時間帯を含んでいるケースと比べて，初期時間帯を全く含んでいないケースは正解率は低く，初期時間帯に比べてボルト軸底面からの反射波にはボルト軸力と関連する情報は少ないと考えられる．この結果から，初期時間帯にはボルト軸力と関連する情報が含まれていると言える．したがって，本研究では初期時間帯のみである区間 5 に着目して検討を進める．

(3) ボルト軸力と関連する情報が初期時間帯に含まれる要因に関する検討

上記の検討により，ボルト軸力と関連する情報が含まれるとされる区間 5 は，6μs までの初期時間帯であるため，超音波の音速を考慮すると，対象範囲となるのは高力ボルトのボルト頭部のみとなる．したがって，初期時間帯には主にボルト頭部頂面近傍からの反射波のみが含まれているため，ボルト頭部の形状変化がボルト軸力評価に影響を与えていると考えられる．また，初期時間帯に着目することで，従来の手法である超音波伝搬時間を用いないため，既設ボルトの計測に対応していると言える．

新田ら[45)]の研究では，ボルト軸力導入に伴ってボルト頭部は変形するとしており，潘ら[46)]の研究では，ボルト頭部ひずみに着目し，ボルト頭部にひずみゲージを貼ったボルト軸力評価について検討している．しかしながら，ボルト頭部変形に着目した超音波によるボルト軸力評価の検討は行われていない．そこで，ボルト軸力導入に伴うボルトの形状変化を明らかにするため，F10T M22 の高力六角ボルトのねじ部以外を忠実に再現した FE 解析を行った．有限要素解析ソフトは Abaqus 6.14 を使用した．解析モデルは，8 節点ソリッド要素(六面体要素)とし，要素サイズは 0.8mm とした．座金とボルト頭部の接触面でのすべり現象には等方性クローン摩擦モデルを用いて，摩擦係数をより現実的な 0.5[47)]とした．ボルトの材料特性は，降伏応力が 900N/mm^2 までは塑性ひずみが 0 であるモデルとした．鋼材と接触する座金の底面を完全固定として，ボルト軸部底面を強制変位により引張力を与えることでボルト軸力を表現した．

図-8 に示すボルト軸力 220kN 時のボルト頭部の変形図からも分かるように，底面が水平な探触子をボルト頭部に設置する場合，探触子とボルト頭部頂面との間に空間が生じる．探触子は直径 14mm であるため，図-9 に示すボルト首下長さ 95mm と 70mm のボルト頭部頂面変位から，ボルト軸力によって探触子とボルト頭部頂面との間の空間は異なることが明らかになった．また，ボルト首下長さ 95mm と 70mm の差はボルト頭部の変形量にほとんど影響を及ぼさないことが確認された．

また，荒川ら[48)]は曲面に超音波垂直探触子を設置して計測した場合，接触条件が異なり屈折角が変化すると報告しており，超音波計測波形の初期時間帯には接触条件の変化が含まれており，ボルト軸力を評価するための重要な情報となっている可能性が考えられる．

以上のことから，ボルト軸力を評価する際に重要とな

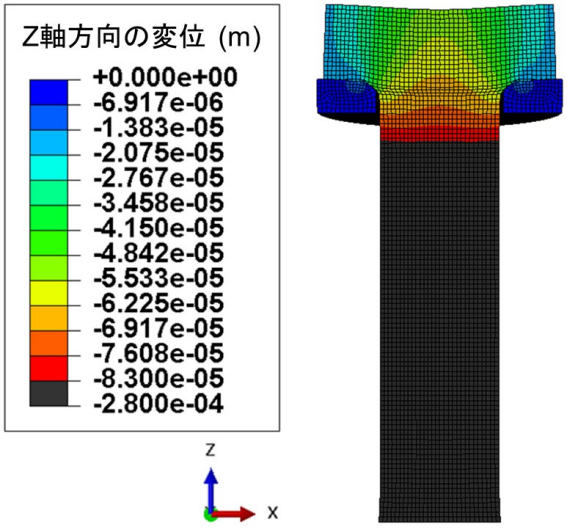


図-8 ボルト軸力 220kN 時のボルト頭部の変形図
(変形倍率 30 倍)

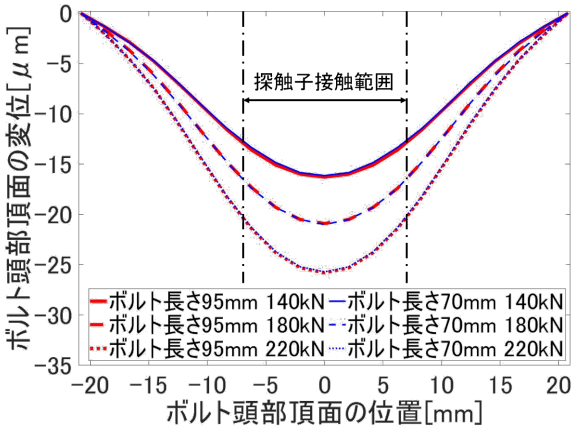
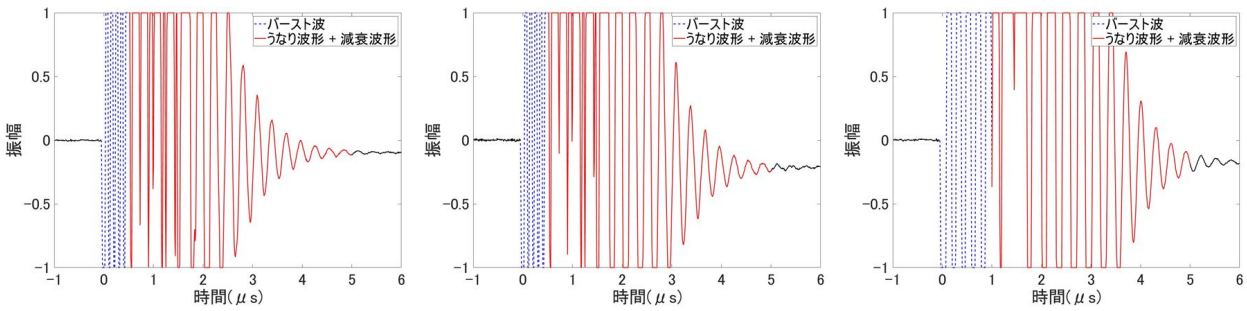


図-9 ボルト頭部頂面の変位

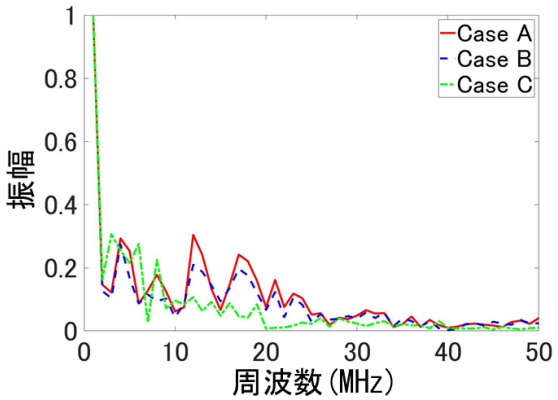
表-3 初期時間帯の波形分析における検討ケース

Case	使用供試体	探触子タイプ	計測対象のボルト
A	t22	10MHz 狭帯域	M22 95mm
B	t9		M22 70mm
C	t22	5MHz 広帯域	M22 95mm

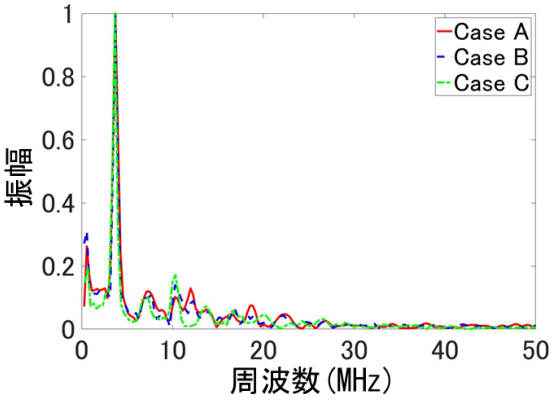


(a) Case A　(b) Case B　(c) Case C

図-10　初期時間帯の生波形データ(180kN)



(a) うなり波形



(b) 減衰波形

図-11　(a) うなり波形と(b)減衰波形の周波数成分(180kN)

る情報は，超音波探触子と高力ボルトの接触部を含む初期時間帯に含まれている可能性があると考えられる．

3.　初期時間帯波形の分析によるボルト軸力評価のための区間選定

上記の検討により，ボルト頭部からの超音波計測で得られる計測波形データの初期時間帯にボルト軸力と関連する区間が含まれていることが確認された．しかしながら，初期時間帯にはボルト軸力と関連する区間以外の波形も含まれているため，ボルト軸力を精度良く評価するためには，ボルト軸力と関連する区間のみを初期時間帯内からさらに選定する必要がある．

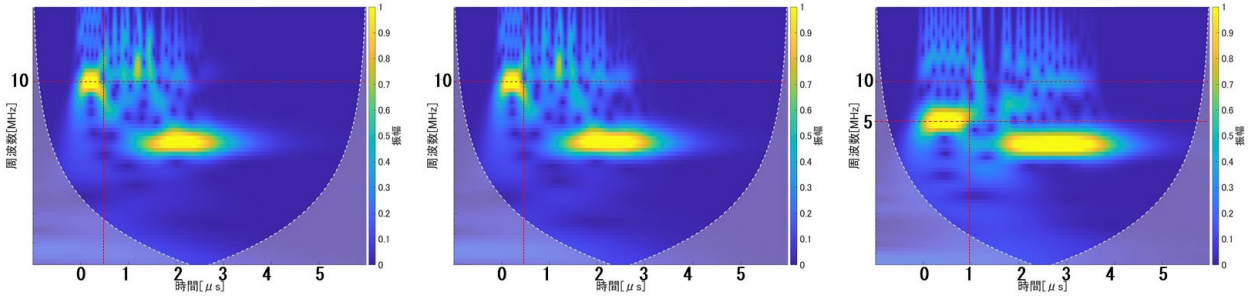
そこで，超音波計測波形の初期時間帯に着目し，その範囲の周波数帯を確認した．さらに，その結果を基に，連続 1 次元ウェーブレット変換(CWT)により，ボルト軸力と関連する情報を含む区間のみの選定を行った．

(1)　周波数解析

ボルト軸力評価精度の向上と，既設ボルトの計測に対応したボルト軸力評価手法の確立のため，初期時間帯の超音波計測波形を分析し，ボルト軸力と関連する区間での周波数について確認した．

表-3 に示す検討ケースから得られた初期時間帯のデータに着目して分析を行う．**図-10** は Case A, B, C における 180kN 時の初期時間帯の生波形データである．Case A と Case B は 10MHz で計測しているため，最初の 0.5μs 間に 5 波，Case C は 5MHz で計測しているため，最初の 1μs 間に 5 波を確認することができる．これは，一探触子法で送受信を行っているため，探触子を駆動する高電圧のバースト信号が重なって記録されたと考えられる．そのため，このバースト波にはボルト軸力と関連する情報は含まれていないと言える．バースト波のあとに周期や振幅が不規則となっている波形が確認できる．本研究では，この波形をうなり波形と呼ぶこととする．そのあとは周期が一定となり，振幅が一定の減衰率で低下している波形が確認でき，これを減衰波形と呼ぶ．バースト波以降の波形にボルト軸力と関連する区間が含まれると考えられるため，その範囲に対して周波数解析を行い，各時間帯での周波数情報を確認した．

うなり波形と減衰波形の周波数成分は**図-11** のようになっており，(b)から減衰波形はいずれのケースも約 4MHz となっていることが確認できる．また，うなり波形である(a)からは減衰波形の周波数である 4MHz と探触



(a) Case A　(b) Case B　(c) Case C

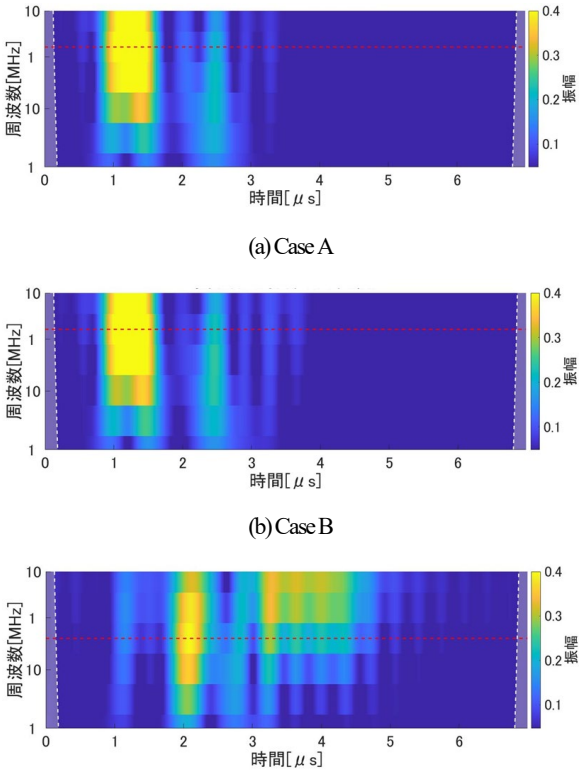
図-12　CWT 適用後のスカログラム(180kN)

子の中心周波数を含む多数の周波数帯の信号が混在していることが確認できる．**図-12** は一般的なマザーウェーブレット(MW)である Gabor を用いて CWT によりプロットしたボルト軸力 180kN 時のスカログラムであり，周波数が 4MHz である減衰波形はうなり波形の途中から生じていることが確認できる．うなり波形に 10MHz より大きな周波数が確認できるが，これは初期時間帯のデータはパワーが大きく生波形データからも分かるように振幅がクリッピングを起こしていることが原因である．これらの周波数解析結果から，減衰波形は常に一定の周波数であるため，減衰波形にはボルト軸力と関連する情報は含まれていないと考えられる．一方で，うなり波形には多数の特徴成分が含まれていることから，ボルト軸力と関連する区間は初期時間帯のうなり波形にある可能性が考えられる．

(2)　ボルト軸力と関連する区間(うなり波形)の選定

ボルト軸力と関連する区間であると考えられるうなり波形のみを選定するため，うなり波形と減衰波形の境界を決定する方法について考える．うなり始めはバースト波後とし，Case A と Case B では 0.5μs 後，Case C では 1μs 後とする．

うなり波形のみの選定には減衰波形の周波数を除去する必要がある．そこで，**図-12** より，減衰波形の 7MHz より小さい周波数とクリッピングによる 10MHz より大きな周波数を除いた 7MHz から 10MHz の範囲でバンドパスをかけて，CWT を適用した結果，**図-13** に示すスカログラムとなった．バースト波とうなり波形の境界近傍はクリッピングが顕著な領域であるが，CWT 適用後も Case A と Case B では 0.5μs，Case C では 1μs で振幅の低下が確認できたため，クリッピングが生じていることが本研究の分析手法に与える影響は小さいと考えられる．水平破線は各ケースでの振幅のピークとなる周波数を示しており，その破線上の振幅を正規化して**図-14** に示す．**図-14** について，時間帯毎の形状を見ると，バースト波近傍で最大振幅となった後，形状が不規則となり，最後



(a) Case A

(b) Case B

(c) Case C

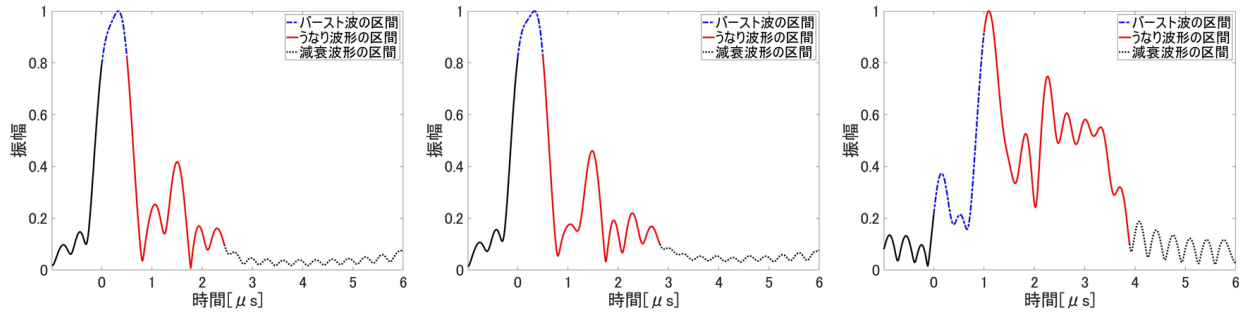
図-13　バンドパスと CWT 適用後のスカログラム(180kN)

は振幅が急激に減少し，形状もほぼ一定となっている．

そこで，本研究では，**図-14** において，形状が不規則な区間をうなり波形と定義することとし，うなり波形の終端を設定した．後半部分の形状がほぼ一定となっている区間において，最初に振幅が 90%減少したところをうなり波形の終端と設定した．

4.　初期時間帯のうなり波形に着目したボルト軸力評価手法の検討

計測波形に含まれる成分のうち，本研究では，時間局在性のある信号などの微細な特徴を含むと考えられる高



(a) Case A　(b) Case B　(c) Case C

図-14　評価対象とする周波数での振幅図(180kN)

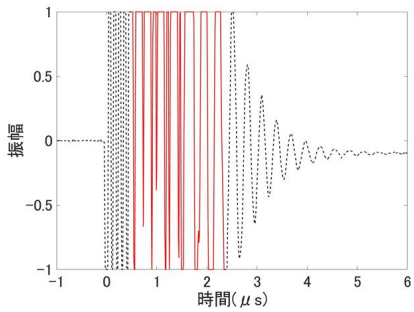


図-15　取り出す波形データ(180kN)

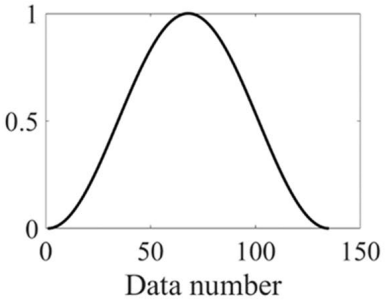


図-16　Hanning 窓関数

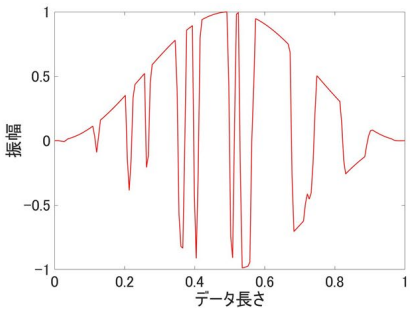


図-17　RMW(180kN)

周波成分に着目することで，機械学習の効果向上を図った．選定したうなり波形の高周波成分を取得するために，信号処理，特に P-DWT[49),50)]の適用を試みることとした．定量的にボルト軸力を評価するため，P-DWT により取得した高周波成分のデータを適用した機械学習により回帰的にボルト軸力を判定し，そのボルト軸力評価手法の精度を確認した．各ボルト軸力によって評価精度が異なる可能性があるため，ボルト軸力毎の評価精度についても確認した．この検討では，2. (1)と同様の計測方法で行った．

以下では，P-DWT を用いた信号処理と，機械学習によるボルト軸力評価の結果について記す．

(1)　P-DWT を用いた信号処理

うなり波形の微細な特徴を含む高周波成分取得のため，非線形性を有する信号処理に有効な P-DWT による信号処理を行った． P-DWT とは，実際に計測された波形から設計した実信号マザーウェーブレット(RMW)の周波数特性を従来型離散ウェーブレット変換(DWT)の分解フローに周波数領域フィルタとして付加し，特徴信号を取得する手法である．対象波形と RMW をベースマザーウェーブレットでフィルタを付加するレベルまで分解するため，余分なデータを十分に除去することが可能である．

P-DWT を含む，DWT は対象信号をレベル毎に低周波側の Approximation と高周波側の Detail の 2 つの成分に分解することが可能である．本研究により選定した波形は非定常波形であり，ボルト軸力評価の精度を向上させるためには，ボルト頭部で生じる微妙な変化を捉える必要がある．そのため，選定波形の詳細となる Detail 波形に着目することが重要であると考える．以下，RMW の設計から P-DWT による Detail 波形の取得までを記す．波形形状とボルト軸力には線形的な関係は見られないが，各ボルト軸力で得られる波形の再現性は高い．ここでは，検討したケースのうち，代表的な波形形状である Case A のボルト軸力が 180kN 時の図を示して述べる．

a)　RMW の設計

教師用ボルトで計測し得られた任意の 1 つのデータを基に RMW を設計する．

本研究では初期時間帯に含まれるボルト軸力評価における重要な区間から特徴信号を取得するため，まず，**図-15** の実線で示した対象とする範囲を取り出し，その取り出した波形に遠方で充分速く 0 になるような窓関数を掛ける．窓関数は時間分解能と周波数分解能の両面で良好とされる Hanning 窓関数(**図-16**)を適用した．Hanning 窓関数は次に，前述の処理で得られた実波形について式(1)でノルムが 1 となるように正規化することで RMWψ^Rを構成する．

$$\|\psi^R\| = \left[\int_{-\infty}^{\infty} \psi^R(t)^2 dt\right]^{1/2} = 1 \qquad (1)$$

この RMW は 120kN から 220kN まで 10kN ピッチのボルト軸力それぞれで作成した．以上の手順により設計した RMW を**図-17** に示す．

b) P-DWT の適用

P-DWT の計算フローを図-18 に示す．RMW をベースとなる MW でフィルタを付加するレベルまで分解し，得られた低周波成分又は高周波成分の時間波形データをフーリエ変換により周波数領域データへと変換する．ここで使用するベースマザーウェーブレットは赤池情報量規準(AIC)により最適なマザーウェーブレットを選択した[51]．また，本研究の計測データにおいて，信号処理能力が最も良好であったことから，RMW を AIC で選択した MW でフィルタをレベル 5 まで分解した．得られた実数部F_l^Rと虚数部F_l^Iの周波数領域データが寄生フィルタとなる．対象となる波形Wを DWT により上記同様のベースマザーウェーブレットを用いてフィルタを付加するレベル-1 まで分解する．得られた低周波成分又は高周波成分の波形データをフーリエ変換したものが実数部P_{l-1}^Rと虚数部P_{l-1}^Iである．P_{l-1}^R，P_{l-1}^Iそれぞれに寄生フィルタF_l^R，F_l^Iを用いたフィルタリングにより周波数領域データが得られ，それを逆フーリエ変換することで Approximation 波形と Detail 波形を取得した．得られた 2 種類の波形は図-19 に示しており，本研究では，選定したボルト軸力と関連する波形の詳細を基にボルト軸力の評価を試みるため，Detail 波形に着目する．

(2) 機械学習によるボルト軸力評価

定量的にボルト軸力を評価するため，機械学習によりボルト軸力を回帰的に評価する．まず，学習させる教師データは波形データとボルト軸力がラベル付けされている状態である必要があるため，各波形データにボルト軸力の情報を与えるクラス分類を行った．次に，クラス分類によりラベル付けした教師データを学習させて，教師ありの機械学習を用いた回帰分析[52),53)]によってボルト軸力を回帰的に評価し，その精度について検討した．回帰分析は最も一般的な Python のライブラリ sklearn の linear_model を用いた．簡易な評価手法を提案するため，設定値はデフォルトとした．信号処理による精度の変化を確認するため，検討ケースの教師データとする各対象範囲において，生波形と信号処理後の Detail 波形とを比較し検討を行う． 以下に，クラス分類と線形回帰について記したのち，その調査結果について記す．

a) クラス分類と線形回帰

表-3 の検討ケースにより計測されたデータそれぞれにボルト軸力のラベルを付けるクラス分類を行った．図-1 の Bolt 1 に対して各ボルト軸力につき 5 つの教師データを計測しており，合計 55 の教師データすべてにボルト軸力のラベル付けを行った．ラベル付けした全てのデータを学習させ，クラス分類を行った教師データを基に学習履歴のない Bolt 2 で計測したテストデータからボルト軸力を機械学習アルゴリズムの線形回帰により評価する．

本研究では複数の説明変数から 1 つの目的変数を予測する重回帰分析を行う．重回帰分析は，M次元空間に存在するデータから予測値を算出する分析手法であり，重回帰分析のモデルは式(2)のように表される．

$$y = \sum_{m=1}^{M} \beta_m x_m + \beta_0 \qquad (2)$$

上式で，β_mは偏回帰係数であり，最小二乗法により算出し，β_0は定数項を表している．1 つの説明変数に対して 1 つの係数を算出し，それらを足し合わせることで予測値を算出する．0.01μs ピッチでサンプリングした値それぞれに偏回帰係数を設定し，それらを足し合わせ目的変数を算出する．各変数が目的変数に及ぼす影響を調査することで，10kN ピッチの教師データからピッチ間の数値を予測することが可能である．

b) ボルト軸力評価結果

回帰的にボルト軸力を評価し，その精度を確認するため，実測値(正しい値)と予測値(評価された値)の誤差を調査することで，本研究での評価手法の精度について検討した．教師データを生波形とした場合と信号処理後の Detail 波形とした場合とで比較し，検討したケースそれぞれの平均絶対パーセント誤差(MAPE)を図-20 に示す．

図-20 に示すように，すべてのケースで信号処理後の Detail 波形を教師データとする場合は，生波形を教師データとする場合と比べて MAPE は小さくなることが確認できた．また，Detail 波形を教師データとする本研究の

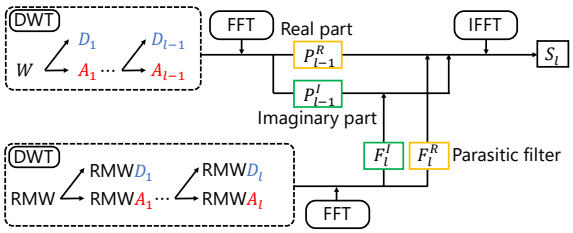


図-18 P-DWT の計算フロー

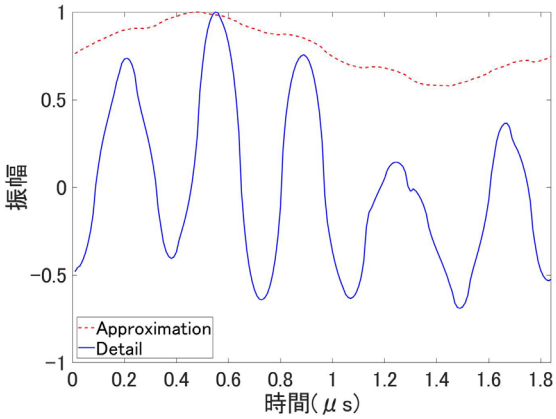


図-19 Approximation 波形と Detail 波形(180kN)

提案手法では120kNから220kNまでのケースについて，MAPEが6%以下で評価することが可能であることを示した．

図-21では，教師データを生波形とした場合とDetailとした場合の予想値をプロットした．閾値として，ボルト軸力220kN時のMAPE6%の誤差を基準に実測値を示す実線と同様の傾きで破線を示した．教師データをDetail波形にした場合の予測値は実測値に充分近い値となっており，P-DWTの信号処理により精度が向上していることが確認できた．**図-21**のCase AではDetail波形を教師データとする場合の220kNの評価が大きく外れているため，全体の評価精度が低くなっているが，その原因としては，探触子の設置位置のずれが考えられ，探触子の設置位置を一定にすることにより，このような大きな誤差を抑えることができると考える．

Case AとCase Bでは10MHzの狭帯域探触子，Case Cでは5MHzの広帯域探触子を使用したが，Case Aについて評価誤差が大きかった220kNを除けば，Detail波形を教師データとする場合のMAPEは0.79%となり，各ケースのDetail波形を教師データとする場合の精度は同程度と言える．したがって，本研究の提案手法において10MHzの狭帯域探触子と5MHzの広帯域探触子から送信するパルス波が評価精度に及ぼす影響は小さいと言える．

Case Aの220kNを除けば，Detail波形を教師データとする場合，**図-21**におけるCase AとCase Bのすべての評価が閾値である破線内で評価されていることが確認できる．また，本研究の提案手法は初期時間帯に着目しているため，ボルト頭部近傍からの信号のみが含まれている．これらのことから，ボルト長さは本研究で提案するボルト軸力評価には影響を及ぼさないものと考えられる．

(3) 教師データと異なるボルト長さのボルトをテストデータとしたときの軸力評価

本研究の提案手法は既設ボルトの計測に対応するため，初期時間帯に着目しており，ボルト長さの影響を受けにくい手法であると考えられる．そこで，Case Aのボルト首下長さ95mmを計測したデータを教師データとし，Case Bのボルト首下長さ70mmの計測データからボルト軸力を評価した．

その結果，**図-22**となった．200kNでは平均で約30kN大きく評価された．また，220kNではすべて30kN以上大きく評価されたため，**図-22**の縦軸の範囲外となっている．これは，**図-21**で示すCase Aの220kN時の評価のみが大きく外れていることと関係し，Case Aのボルト軸力が220kN時の計測の際，探触子の設置位置が若干ずれていたことが要因の一つであると考える．200kNと220kN以外は7%以下の誤差で評価できていることから，探触子の設置位置を合わせることで評価精度の改善が見込まれる．今後，探触子の設置位置の簡易な調整方法等について検討する．

5. 結論

本研究では，超音波を用いてボルト頭部から一探触子法により計測したデータのうち，初期時間帯に着目した既設ボルトの軸力評価手法を提案した．超音波計測，P-DWTを用いた信号処理，教師あり機械学習の3つを組み合わせることで，新たなボルト軸力評価手法を構築し，その精度について確認した．得られた結論は以下のようである．

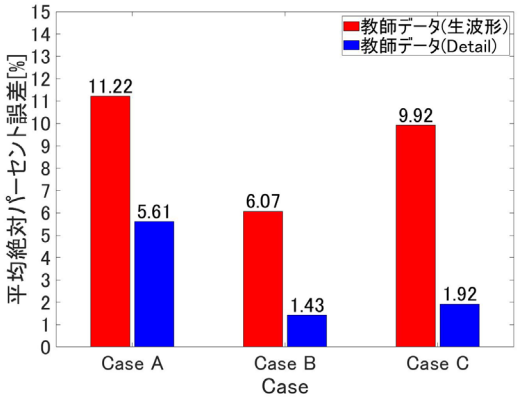
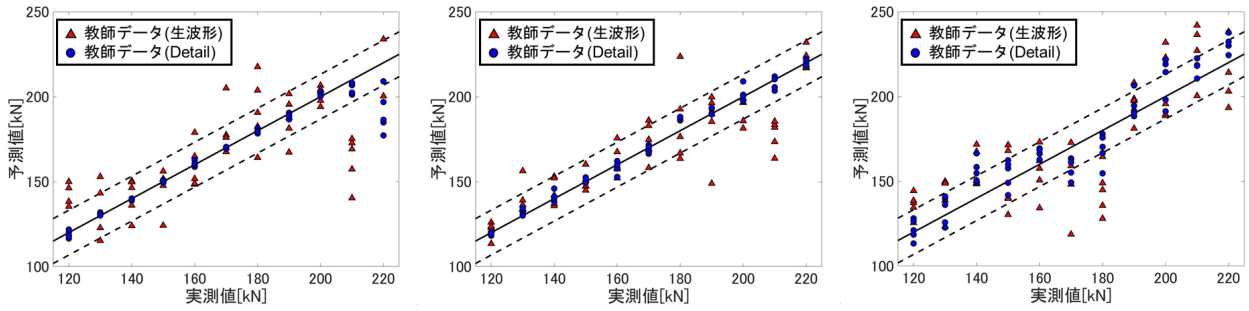


図-20 各ケースのMAPE



(a) Case A　(b) Case B　(c) Case C

図-21 各ケースの予測値と実測値

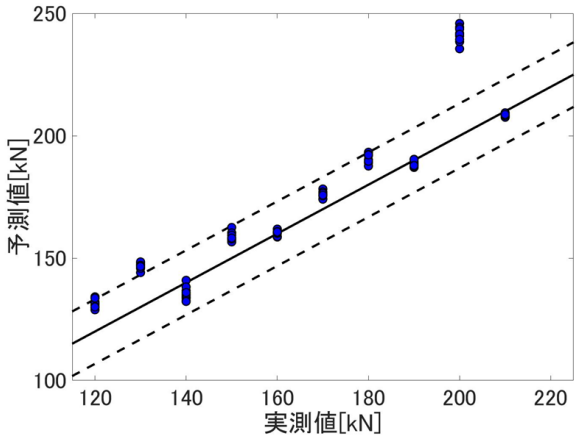


図-22 95mmボルトを学習，70mmボルトを評価した結果

1) ボルト頭部から得られる超音波計測波形データのうち，初期時間帯のうなり波形にボルト軸力と関連する情報が含まれている可能性が考えられる．
2) ボルト軸力導入時の高力ボルトを解析的に調査したところ，ボルト頭部の変形量へのボルト長さの影響は微小であることが確認された．したがって，本研究の提案手法で扱う超音波計測データはボルト頭部近傍で計測される初期時間帯のデータを対象にしているため，本手法はボルト長さの影響を受けにくい手法であると考えられる．
3) 本研究の提案手法は同一メーカ，同一ロットのボルトに対して適用させた結果，教師データのボルト長さと同じ場合 MAPE は 6%以下で評価できる可能性を示した．本研究で行った信号処理では探触子の設置位置のずれまでを補正することは困難であったため，教師データのボルト長さと異なる場合，探触子の設置位置を一定にすることで評価精度を向上できる可能性がある．

なお，本研究で行った機械学習は実装容易性を重視し，簡易な手法として構築するため，回帰モデル上の設定をほぼデフォルト値としたが，さらなる高精度化においては設定値の検討による改善の余地があると考える．また，他の機械学習アルゴリズムの適用，異なるメーカやロットのボルトへの適用，ボルト孔に対するボルトや座金の位置が提案手法に与える影響についても検討し，評価精度の向上を図ることを考えている．

参考文献

1) 西村昭：高力ボルト摩擦接合のすべり耐力変動について，土木学会論文報告集，第 187 号，pp.37-47，1971.3.
2) 西村昭，田井戸米好，瀬良茂，穂積重臣，三谷哲夫：現場締め高力ボルト軸力のばらつきについて，土木学会論文報告集，第 180 号，pp.1-9，1970.8.
3) 石原靖弘，小林剛，皆田理，西村宣男：地震被害を受けた高力ボルト摩擦接合継手の特性調査と繰り返しすべり実験，土木学会論文集，No.745/I-65，pp.53-64，2003.10.
4) Wang, F., Ho, S. C. M. and Song, G.: Monitoring of early looseness of multi-bolt connection: a new entropy-based active sensing method without saturation, *Smart Materials and Structures*, Vol.28, No.10, pp.1-7, 2019.
5) Marshall, M. B., Lewis, R., Howard, T. and Brunskill, H.: Ultrasonic measurement of self-loosening in bolted joints, *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part C: J. Mechanical Engineering Science*, 2011.
6) Jiang, Y., Zhang, M. and Lee, C. H.: A study of early stage self-loosening of bolted joints, *Transactions of the ASME, J. Mechanical Design*, Vol.125, pp.518-526, 2003.
7) 谷平勉，亀井正博，石原靖弘，田井戸米好：17 年間供用された高力ボルト摩擦接合継手のすべり耐力に関する実験，土木学会構造工学論文集，Vol.36A，pp.1087-1096，1990.3.
8) 狩野正人，谷平勉，石原靖弘，小林剛，西尾久：高力ボルト軸力の経年変化に関する実験的研究，土木学会第 56 回年次学術講演会，I-B162，pp.324-325，2001.10.
9) Temitope, S. J.: Condition monitoring of bolted joints, *Ph.D. Thesis, University of Sheffield,* Sheffield, UK, 2015.6.
10) Rafik, V., Combes, B., Daidié, A. and Chirol, C.: Experimental and numerical study of the self-loosening of a bolted assembly, *Advances on Mechanics, Design Engineering and Manufacturing II*, pp.85-94, 2019.
11) Miao, R., Shen, R., Zhang, S. and Xue, S.: A review of bolt tightening force measurement and loosening detection, *Sensors*, Vol.20, No.11, 3165, 2020.6.
12) Tao, W., Shaopeng, L., Junhua, S. and Yourong, L.: Health monitoring of bolted joints using the time reversal method and piezoelectric transducers, *Smart Materials and Structures*, Vol.25, No.2, 025010, 2016.1.
13) Park, S., Yun, C. B. and Roh, Y.: Active sensing-based real-time nondestructive evaluations for steel bridge members, *KSCE J. Civ. Eng.*, Vol.10, pp.33-39, 2006.
14) Jhang, K. Y., Quan, H. H., Ha, J. and Kim, N. Y.: Estimation of clamping force in high-tension bolts through ultrasonic velocity measurement, *Ultrasonics*, Vol.44, pp.e1339-e1342, 2006.12.
15) Hosoya, N., Niikura, T., Hashimura, S., Kajiwara, I. and Giorgio-Serchi, F.: Axial force measurement of the bolt/nut assemblies based on the bending mode shape frequency of the protruding thread part using ultrasonic modal analysis, *Measurement: Journal of the International Measurement Confederation*, Vol.162, pp.1-10, 2020.10.
16) Akutsu, A., Bajracharya, S., Sasaki, E., Shimozato, T. and Tai, M.: Eddy current based evaluation of axial force of high-strength bolts, *IABSE Congress: Resilient Technologies for Sustainable Infrastructure*, pp.1-9, Christchurch, New Zealand, 2020.9.
17) Argatov, I. and Sevostianov, I.: Health monitoring of bolted joints via electrical conductivity measurements, *Int. J. Eng. Sci.*, Vol.48, pp.874-887, 2010.
18) Ritdumrongkul, S., Abe, M., Fujino, Y. and Miyashita, T.: Quantitative health monitoring of bolted joints using a piezoceramic actuator–sensor, *Smart Materials and*

Structures, Vol.13, pp.20-29, 2004.
19) Daniel, M. P., Park, G. and Daniel, J. I.: Improving accessibility of the impedance-based structural health monitoring method, *J. Intelligent Material Systems and Structures*, Vol.15, pp.129-139, 2004.2.
20) 水口義久，名和輝好：超音波による締結状態下のボルト軸力測定，非破壊検査，54 巻，7 号，2005.7.
21) 酒井智次，牧野孝之，鳥山晴彦：超音波を利用したボルト軸力の測定，日本機械学会論文集，43 巻，366 号，pp.723-729，1977.2.
22) Joshi, S. G. and Pathare, R. G.: Ultrasonic instrument for measuring bolt stress, *Ultrasonics*, Vol.22, pp.261-269, 1984.11.
23) 高橋一歴，福田誠，今野和彦：超音波を用いたボルト-ナットの締結状態の評価に関する一方法，計測自動制御学会東北支部 第 285 回研究集会，資料番号 285-9，pp.1-5，2013.12.
24) 鋼構造委員会，高力ボルト摩擦接合継手の設計法に関する調査検討小委員会：高力ボルト摩擦接合継手の設計・施工・維持管理指針(案)，鋼構造シリーズ 15, pp.71-72，2006.12.
25) Kong, Q., Zhu, J., Ho, S. C. M. and Song, G.: Tapping and listening: a new approach to bolt looseness monitoring, *Smart Materials and Structures*, Vol.27, No.7, 07LT02, 2018.6.
26) 全邦釘，井後敦史：Random Forest によるコンクリート表面ひび割れの検出，土木学会論文集 F3(土木情報学)，Vol.71，No.2，pp.I_1-I_8，2015.
27) Wang, F. and Song, G.: Monitoring of multi-bolt connection looseness using a novel vibro-acoustic method, *Nonlinear Dynamics*, Vol.100, No.10, pp.243-254, 2020.2.
28) 全邦釘，井後敦史，南免羅裕治，黒木航汰，大窪和明：車載カメラにより撮影された舗装画像からのディープラーニングによるひび割れ率評価，土木学会論文集 E1(舗装工学)，Vol.73，No.3，pp.I_97-I_105，2017.
29) 三上市藏，田中成典，樋渡達也，山浦忠彰：鋼橋の高カボルトの軸力推定システム，土木学会論文集，No.549/I-37，pp.77-90，1996.10.
30) Tran, D. Q., Kim, J. W., Tola, K. D., Kim, W. and Park, S.: Artificial intelligence-based bolt loosening diagnosis using deep learning algorithms for laser ultrasonic wave propagation data, *Sensors*, Vol.20, No.18, 5329, 2020.9.
31) Cha, Y. J., Choi, W., Suh, G. and Mahmoudkhani, S.: Autonomous structural visual inspection using region-based deep learning for detecting multiple damage types, *Comput.-Aided Civ. Infrastruct. Eng., Special Issue: Health Monitoring of Structures*, Vol.33, No.9, pp.731-747, 2018.9.
32) Cha, Y. J., Choi, W. and Büyüköztürk, O.: Deep learning-based crack damage detection using convolutional neural networks, *Comput.-Aided Civ. Infrastruct. Eng.*, Vol.32, No.5, pp.361-378, 2017.5.
33) Huynh, T. C., Park, J. H., Jung, H. J. and Kim, J. T.: Quasi-autonomous bolt-loosening detection method using vision-based deep learning and image processing, *Autom. Constr.*, Vol.105, 102844, 2019.9.
34) Zhang, Y., Sun, X., Loh, K. J., Su, W., Xue, Z. and Zhao, X.: Autonomous bolt loosening detection using deep learning, *Struct. Health Monit.*, Vol.19, No.1, pp.105-122, 2020.
35) 辻洸人，鈴木啓悟，平田楓：機械学習を援用したコンクリート内鉄筋の腐食判別の試み，第 75 回年次学術講演会，2020.
36) Cha, Y. J., You, K. and Choi, W.: Vision-based detection of loosened bolts using the Hough transform and support vector machines, *Autom. Constr.*, Vol.71, pp.181-188, 2016.11.
37) 辻欣輝，広兼道幸，麻野貴義，小西日出幸：高力ボルトの軸力診断のための振動波形データにおける特徴量の検討，土木学会論文集 F6(安全問題)，Vol.72, No.2, pp.I_177-I_182，2016.
38) 石原靖弘，小林剛，狩野正人，亀井正博，谷平勉：経年による軸力低下とばらつきが高力ボルト摩擦接合の終局耐力に及ぼす影響，土木学会論文集，No.763/VI-63，pp.33-42，2004.6.
39) Breiman, L.: Random forests, *Machine Learning*, Vol.45, No.1, pp.5-32, 2001.4.
40) Kiranyaz, S., Ince, T., Abdeljaber, O., Avci, O. and Gabbouj, M.: 1-D convolutional neural networks for signal processing applications, *ICASSP 2019 IEEE*, pp.8360-8364, 2019.
41) 広兼道幸，中田弘一，小西日出幸，鈴木直人：パターン認識を用いた高力ボルトの軸力診断に関する研究，土木学会論文集 F6(安全問題)，Vol.69，No.2，pp.I_69-I_74，2013.
42) Breiman, L.: Bagging predictors, *Machine Learning*, Vol.24, pp.123-140, 1996.
43) Birring, A. S.: TOFD principle, limitations, calibration and inspection, *e-journal of Nondestructive Testing*, ISSN 1435-4934, 2020.6.
44) Gauthier, B., Painchaud-April, G., Duff, A. L. and Bélanger, P.: Towards an alternative to time of flight diffraction using instantaneous phase coherence imaging for characterization of crack-like defects, *Sensors*, Vol.21, No.3, 730, 2021.1.
45) 新田勇，松崎良男，阿部正信，宮島敏郎：ボルト頭部頂面の変形に基づいた軸力測定方法の基礎研究，日本機械学会論文集(C 編)，Vol.73，No.733，pp.200-206，2007.9.
46) 潘超，山口隆司，鈴木康夫：ひずみゲージを用いた高力ボルト軸力の測定法に関する検討，土木学会第 65 回年次学術講演会，I-477，pp.953-954，2010.
47) 西村宣男，秋山寿行，亀井義典：高力ボルト摩擦接合継手に関する最近の研究動向，土木学会論文集，No.675/I-55，pp.1-14，2001.4.
48) 荒川敬弘，福本伸太郎，大庭勇輝：丸棒などの曲率が超音波探傷に及ぼす影響，IIC REVIEW，No.58，pp.42-47，2017.10.
49) 章忠，池内宏樹，斎木典保，今村孝，石井秀明，戸田浩，三宅哲夫：寄生的離散ウェーブレット変換およびその異常信号検出への応用，日本機械学会論文集(C 編)，Vol.75，No.757，pp.163-170，2009.9.
50) 角田貴也，鈴木啓悟：寄生的離散ウェーブレット変換を応用したコンクリート内在欠陥像の形状鮮明化，土木学会論文集 A2(応用力学)，Vol.73，No.2(応用力学論文集 Vol. 20)，pp.I_691-I_698，2018.
51) 角田貴也，鈴木啓悟：コンクリート内在欠陥を対象

とする線形化逆散乱解析の再構成像高精度化，土木学会論文集 A2(応用力学)，Vol.75，No.1，pp.23-36，2019.
52) 浅本晋吾，岡崎百合子，岡崎慎一郎，全邦釘：コンクリートの収縮・クリープの実験データを活用した機械学習による回帰分析，AI・データサイエンス論文集，Vol.1，No.J1，pp.122-131，2020.
53) Miguel-Hurtado, O., Guest, R., Stevenage, S. V., Neil, G. J. and Black, S.: Comparing machine learning classifiers and linear/logistic regression to explore the relationship between hand dimensions and demographic characteristics, *PLOS ONE*, Vol.11, No.11, 2016.11.

(Received August 20, 2021)
(Accepted December 15, 2021)

ULTRASONIC HIGH-STRENGTH BOLT AXIAL FORCE EVALUATION BY MACHINE LEARNING-BASED TO WAVEFORM ANALYSIS

Kensho HIRAO, Keigo SUZUKI, Kastumi MORITA, Yuichi ITO, Kouichi TAKEYA and Eiichi SASAKI

Bolt axial force of high-strength bolted joints decreases due to deterioration. One of the conventional methods to evaluate the bolt axial force is ultrasonic testing. However, quantitative evaluation of the bolt axial force is controversial in terms of accuracy, and some problems remain for practical use. This study attempts the accurate evaluation of the bolt axial force by ultrasonic testing. The time zone analysis of the ultrasonic waves indicated that the waveform in the initial time zone includes bolt axial force information. The parasitic discrete wavelet transform (P-DWT) was applied to improve the evaluation accuracy. As a result of targeting bolts manufactured in the same lot, machine learning using linear regression evaluated the unknown bolt axial force within an error of 6% or less. Therefore, it was shown that the proposed method of this study corresponds to the existing bolt and can evaluate the bolt axial force with high accuracy.