

実船計測データ及び機械学習を用いた船体構造の応力推定

宮島 秀規*

1. はじめに

実船計測プロジェクトでは、航行中の船舶の状態を把握するために主機回転数や船速、針路などの航海データや、風や波などの気象データ、船体の運動に関するデータとして加速度や船体構造に生じる応力など、様々なデータの取得・蓄積が行われている。これらのデータは、船体強度の評価や疲労被害度評価による予寿命予測、設計へのフィードバックといったところを目的に様々な検討^{1)~3)}がなされており、船舶の安全性確保の観点から、実際に船体に生じた応力の履歴を把握することの意義は大きい。

実船計測における応力計測の課題としては、センサーの設置やメンテナンスなどにコストがかかる点が挙げられる。需要のあるすべての計測箇所に対して計測を行うことは難しいため、より少ない計測箇所ですべての船全体の応力を把握できる手法が望まれる。実船計測と異なる応力履歴把握のアプローチとしては、構造解析を取り入れて船体構造に生じる応力を推定する「荷重構造一貫解析」に関する研究が行われている。しかしながら、応力推定手法として確立した手法はないため、新たなアプローチの検討の余地がある。

船体構造に生じる応力の推定を回帰問題として捉えると、近年発展している機械学習を用いたアプローチが効果的だと考えられる。機械学習では課題に関連した様々な要素を考慮した推定を行うことができるため、実船計測で得られた応力に関連するデータを用いることで、船体構造に生じる応力を推定可能だと思われる。

実船計測で得られたデータには風、波、潮流といった自然環境の影響を受けるデータが含まれている。気象の状況を正確に把握することは難しく、実船計測データには不確実性のある計測値が多く含まれることとなる。このようなデータをもとに数値推定を行う場合に有効な手法として、機械学習分野では、確率分布を推定する手法である自然勾配ブースティング (Natural Gradient Boosting : NGBoost)⁴⁾が提案されている。NGBoostを用いることで、確率分布を考慮した合理的な数値推定を行うことがで

きると考えられる。そこで、本会では、従来とは異なるアプローチによる応力推定の実現可能性を確認するために、実船計測データ及びNGBoostを活用した船体構造に生じる応力推定の研究を実施している。本稿ではその取り組み内容について紹介する。

2. 実船計測概要

本研究では、計測項目やデータ数の観点から、8,600TEUのコンテナ船における実船計測プロジェクトで得られた約2年分のデータを使用している。表1に本船の主要目、表2に本船の計測項目を示す。

本船は加速度、応力を計測するためのセンサーを搭載している。それぞれの設置箇所を図1に示す。船体の応力計測には、光ファイバーを利用して構造部材の歪を測定するOSMOS (Optical Strand Monitoring System) が用いられており、船体の3断面に4か所ずつ、計12か所に設置された。加速度の計測には3軸 (x, y, z) の加速度計が用いられており、船首・船体中央部・船尾の計3か所に設置された。海象データに関しては、ヨーロッパ中期予報センター (ECMWF, European Centre for Medium-Range Weather Forecasts) が提供しているERA-5の波浪追算データを用いた。なお、本船では計測期間中に定期航路の変更が行われている。

表1 実船計測対象船舶の主要目

全長 (LoA)	Abt. 334.5 m
幅	45.6 m
深さ	24.4 m
計画満載喫水	14.0 m
総トン数	Abt. 97,000 GT

表2 データ項目

分類	詳細
航海データ	対水・対地船速、針路、主機回転数、主機馬力
気象データ	風向き、風速
加速度データ	3軸 (x, y, z) 加速度
応力データ	船体構造に生じる応力 (縦曲げ応力)
海象データ	波高、波向き、出会波向き、波周期、波の方向幅、波の尖度、波の周波数集中度、水深

* 技術研究所

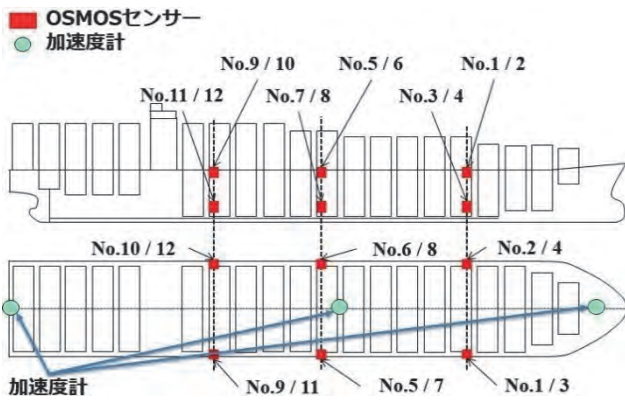


図1 センサー設置箇所

3. 応力推定手法

3.1 推定対象について

コンテナ船は大きな開口部を有しており、船体構造に高い応力が生じるため、船体上部の構造に生じる応力を精度良く推定することが重要である。また、計測箇所の中でも船体中央部は相対的に応力が高くなるため、重要な箇所である。そのため、本研究では船体中央、左舷デッキ側の計測箇所（図1中No.6）における応力を推定対象とした。

3.2 NGBoost

本研究では、実船計測データの不確実性を考慮し、確率分布を推定することが可能な手法であるNGBoostを用いて船体構造に生じる応力の推定を行う。NGBoostは確率分布の形で推定結果を出力することができる回帰モデルであり、勾配ブースティングを拡張した手法を用いている。勾配ブースティングは、単独では推定精度が低い弱学習器を複数組み合わせることで1つの学習器を作るアンサンブル学習の手法の一種であるが、NGBoostでは、複数の確率分布のパラメータを同時に推定するために、弱学習器の学習効率化に自然勾配⁵⁾を用いている点の特徴である。

本研究では、NGBoostの学習段階で最適化する損失関数として式(1)に示す対数尤度 $L(\theta, y)$ を用いる。また、このとき自然勾配 $\tilde{V}L(\theta, y)$ は式(2)で表される。ここで確率分布のパラメータ θ 、正解ラベル y 、確率分布 P であり、 $I_L(\theta)$ はフィッシャー情報行列である。推定分布には正規分布、弱学習器には決定木を用いる。

$$L(\theta, y) = -\log P_{\theta}(y) \quad (1)$$

$$\tilde{V}L(\theta, y) \propto -I_L(\theta)^{-1}L(\theta, y) \quad (2)$$

4. 実船計測データの統計処理

本研究では実船計測データを1時間ごとの統計値として処理し、応力推定用のデータセットを作成した。各データの処理、及び作成したデータセットについて記述する。

4.1 航海データ、気象データ、海象データ

航海データ、気象データについては、1時間ごとの平均値として処理を行った。また、海象データについては1時間毎の波浪追算値を用いた。なお、波向きや風向き等の角度に関しては、船首方向を0度として時計回りに360度のデータとなっているため、船首方向からの角度の変化量を変数として加えている。

4.2 応力データ

船体構造に生じる応力は、周波数分析を行うことで波浪応答成分と弾性応答成分の大きく2つに分離することができ、それぞれ0.1Hzと0.5Hz付近にピークが現れる²⁾。そのため本研究では、1時間ごとに区切った応力の時系列データについて、1/60~0.3Hzの波浪応答成分、0.3Hz~1.0Hzの弾性応答成分を分離し、ゼロアップクロス法により波の1周期毎の応力範囲を抽出した後、標準偏差を算出した値を用いた。

4.3 加速度データ

周波数分析を実施したところ、0.1Hz及び0.6~0.8Hz付近にピークが確認された。これらの成分は、それぞれ波浪応答成分と主に弾性応答成分である。本研究では、ピーク部分を含むように1/60~0.3Hzの波浪応答成分、0.3Hz~1.0Hzの弾性応答成分、1/60~1.0Hzの波浪応答成分+弾性応答成分を分離し、1時間ごとの最大値及び標準偏差を算出した値を特徴量として用いた。

4.4 応力推定用データセット

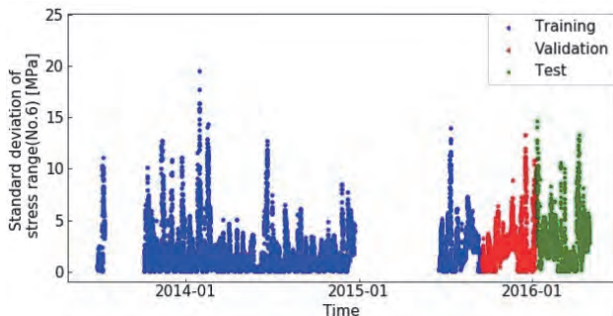
上記の処理を行い、目的変数1項目（No.6の応力実測値）、説明変数108項目からなるデータセットを作成した。表3にデータ点数、図2に目的変数である応力の時系列プロット及びヒストグラムを示す。

図2(b)の応力のヒストグラムから、No.6の応力計測値は高応力が計測されたデータが少ないことが確認できる。このように不均衡データを用いて機械学習を行う場合、データ数の少ない部分については、推定モデルの推定精度が低下することが懸念される。そのため、不均衡データの偏りの補正を目的とし、サンプル数の少ないデータを増やすオーバーサンプリングの手法であるSMOTE⁶⁾を用いてオーバーサンプリングを実施した。

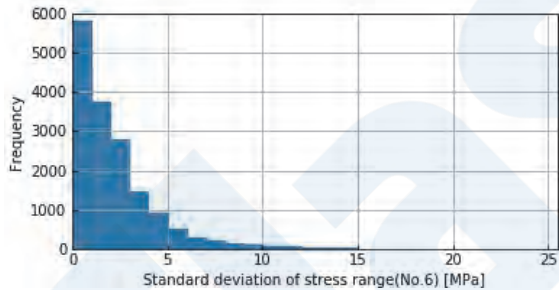
SMOTEはk近傍法を利用してデータを増やす手法であり、少数派に属する特定のデータと、その近傍にあるk個のデータからランダムに選択されたデータを用いて、新たなデータを内挿する。本研究では目的変数となる応力に閾値を設け、閾値以上・未滿のデータにラベル分けしたうえで、多数派と少数派が同程度のデータ数になるようオーバーサンプリングを行った。

表3 応力推定用データセットのデータ点数

	データ点数
学習データ	11,435
検証データ	2,614
テストデータ	2,288
合計	16,337



(a) 時系列のプロット



(b) ヒストグラム

図2 No. 6の応力実測値の時系列プロット及びヒストグラム

4.5 応力推定モデル

本研究では、表4に示すように全説明変数を用いるケース①と、航海・気象・海象データのみを用いるケース②を設定し、NGBoostによる応力推定モデルを作成した。なお、ケース②では推定精度が悪化する傾向にあったため、オーバーサンプリングは実施していない。原因としては、ケース①よりも説明変数が少なくなったことで、学習データ内に含まれるデータのパターンが減少し、類似したデータが増えてしまうためではないかと考えられる。

表4 データ項目

	ケース①	ケース②
航海データ	○	○
気象データ	○	○
海象データ	○	○
加速度データ	○	—
応力データ	○	—

5. 応力推定結果

5.1 ケース①及び②の推定結果の比較

ケース①及び②における、テストデータに対する応力推定結果をそれぞれ図3、図4に示す。x軸に実測値、y軸に推定値として正規分布の平均値をプロットした散布図となっており、応力の実測値と推定値が等しい場合、対角線に引いた基準線上にプロットされる。また、推定した正規分布の 2σ 信頼区間を示している。表5には実測値と推定値の平均二乗誤差及び相関係数、推定した標準偏差の平均値を示す。

ケース①について、図3を見ると、推定結果のプロットが基準線に沿って分布しており、また相関係数の値が0.99程度であることから、実測値と推定値が精度よく一致していると考えられる。

ケース②について、図4を見ると、プロットが基準線付近に分布しており、船体構造に生じる応力を捉えることができています。一方で、表5から、ケース①と比較して相関係数の値が減少し、平均二乗誤差及び標準偏差の平均値が増加しており、推定精度が低下していることが確認できる。また、ケース②では高応力部分で推定値が実測値を下回る傾向が見られた。船体構造の強度の観点からは、推定値が応力を過小評価するのは好ましくないため、高応力部分における推定精度向上も課題である。

ケース②の高応力部分における推定精度低下の原因としては、高応力が計測されたデータの不足が考えられる。実海域における計測で高い応力を計測する頻度は低く、また、航路によって船舶が遭遇する気象・海象の傾向は異なる。航海・気象・海象データのみを用いた場合の高応力部分の推定精度向上には、より長期間の計測データ収集や、航路別の応力推定モデル作成が有効ではないかと考えられる。

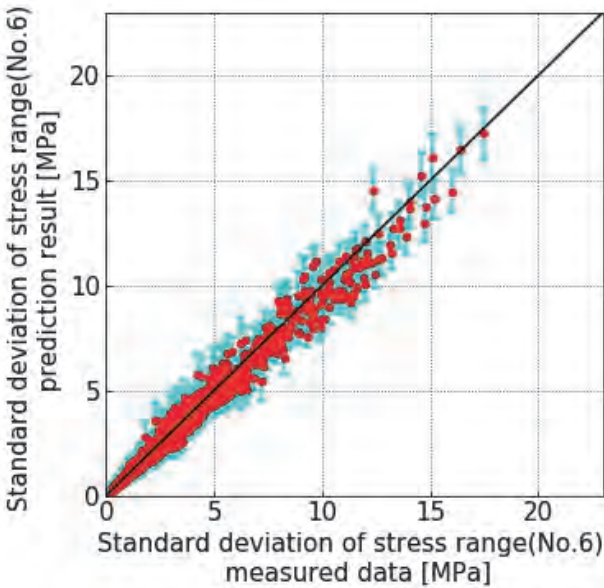


図3 ケース①の実測値及び推定結果のプロット

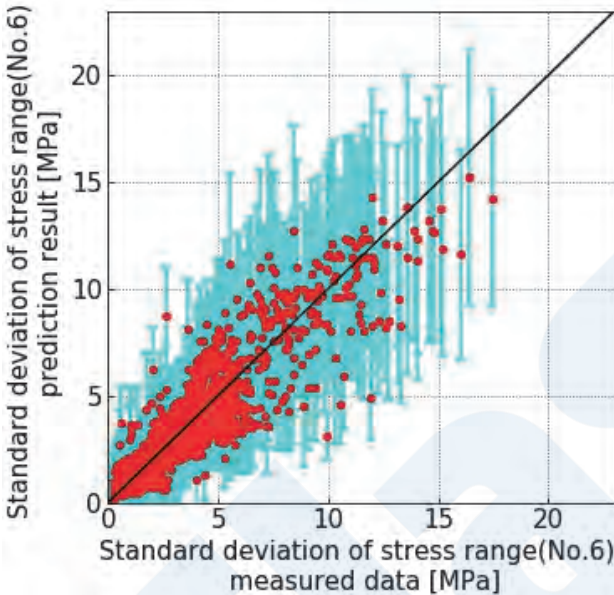


図4 ケース②の実測値及び推定結果のプロット

表5 推定結果

	ケース①	ケース②
平均二乗誤差	0.13	1.10
相関係数	0.99	0.91
標準偏差の平均値	0.19	0.74

5.2 説明変数の重要度の算出

決定木をベースとした機械学習手法では、作成した推定モデルの推定結果に対する各説明変数の重要度を算出することができる。NGBoostを用いた応力推定モデルでは、推定結果として正規分布のパラメータである平均値及び標準偏差を出力しているため、それぞれについて重要度が算出できる。表6、表7に、ケース①、ケース②における説明変数の重

要度の一部として、上位5個を示す。

ケース①では目的変数である計測箇所No.6の応力の近辺や、船体上部であるNo.1, No.5, No.9, No.10における応力の重要度が高くなっていた。一方で、船体下部や船首側のNo.3, No.4, No.7については他の計測箇所と比較して重要度が低くなっていた。本研究では計測箇所No.6を対象としたが、他の計測箇所や船舶を推定対象とした際の知見を蓄積することで、応力推定に必要な計測箇所を明らかにすることや、少ない計測箇所でも複数の箇所における応力を精度よく推定できるようになることが期待される。

ケース②では波浪荷重に関わる波高や波周期、出会い波向きの重要度が高くなっていた。特に波高については、図5に示す通り計測箇所No.6の応力と線形に近い関係にあるため、推定に大きく寄与したものと考えられる。

表6 ケース①の説明変数の重要度

	平均値について	標準偏差について
1	応力 (No.5) 波浪成分+弾性応答成分	応力 (No.5) 波浪成分
2	応力 (No.1) 波浪成分+弾性応答成分	応力 (No.5) 波浪成分+弾性応答成分
3	応力 (No.9) 波浪成分+弾性応答成分	応力 (No.10) 波浪成分+弾性応答成分
4	応力 (No.10) 波浪成分+弾性応答成分	応力 (No.12) 波浪成分+弾性応答成分
5	応力 (No.10) 波浪成分	応力 (No.9) 波浪成分+弾性応答成分

表7 ケース②の説明変数の重要度

	平均値について	標準偏差について
1	波高 (風浪+うねり)	波高 (風浪+うねり)
2	波周期	風速
3	風速	出会い波向き
4	対水船速	主機回転数
5	主機馬力	対水船速

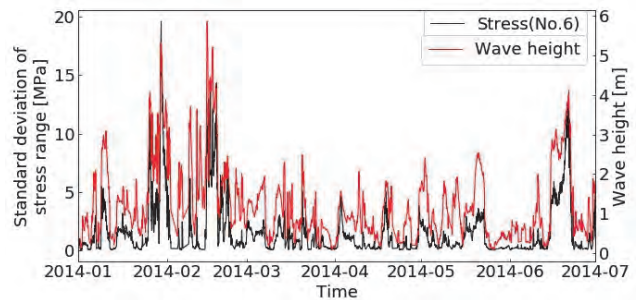


図5 応力 (No. 6) 及び波高

6. おわりに

本稿では、実船計測データ及び機械学習を用いた船体構造に生じる応力推定の研究の内容を紹介した。

本研究は特定の船舶1隻を対象にしたものであるため、他船に適用した場合の応力推定結果との比較・検証を通じて本手法の有効性・汎用性を確認する必要がある。また、そのような取り組みを行うことで、一定の推定精度を確保するために必要なデータ数や、推定精度向上に有効な説明変数について知見を得ることが期待される。

今後の展望として、非計測箇所への応力推定が挙げられる。本研究では実船計測で応力が計測された箇所を対象に、実測値を正解データとして応力推定の取り組みを行った。一方で、実際に船体構造に生じる応力推定の需要がある箇所は多数あり、そのような箇所すべてにセンサーを設置し実測値を得ることは困難である。そのため、直接的な計測に頼らずに、精度よく応力履歴を推定する手法の確立に取り組むことに意義がある。

謝辞

本研究実施にあたって多大なるご指導をいただいた湊標アナリティクス株式会社の井原渉氏に深く感謝いたします。

参考文献

- 1) 河合俊希, 王七音, 川村恭己, 岡田哲男, 満行泰河, 陳曦: 大型コンテナ船の船体応答実船計測に基づく海象推定に関する研究—機械学習を用いた方向波スペクトル推定の有効性の検討—, 日本船舶海洋工学会講演会論文集 第28号, 2019
- 2) 武田勝利, 福井努, 松本俊之: 大型コンテナ船実船計測及び荷重構造一貫解析による船体構造応答評価に係る研究, 日本船舶海洋工学会講演会論文集 第29号, 2019
- 3) 藤久保昌彦: 船体構造デジタルツインの研究開発—フェーズ1プロジェクトの成果と今後の課題—, 日本船舶海洋工学会講演会論文集 第30号, 2020
- 4) Duan, T., Avati, A., Ding, D. Y., Basu, S., Ng, A. Y., and Schuler, A.: NGBoost: Natural Gradient Boosting for Probabilistic Prediction, <https://arxiv.org/abs/1910.03225>, 2019
- 5) Amari, S.: Natural Gradient Works Efficiently in Learning, Neural Computation Vol. 10, 1998
- 6) Chawla, N., Bowyer, K., Hall, L. and Kegelmeyer, W.: SMOTE: Synthetic Minority Oversampling Technique, Journal of Artificial Intelligence Research 16, 2002

