

株式会社名村造船所

設計への試用を通じた AI/機械学習の適用可能性検証

日本貴 秀一*
Yamatoki Shuichi



立石 昌也*
Tateishi Masaya



北島 祥悟*
Kitajima Shogo



AI/機械学習を設計の現場で活用するよう指示があったとすれば、ハードルの高さを感じるに違いない。当社で一般的な船舶設計を担当してきた筆者らにとっても初めは迷いがあったが、調査研究開発にて船体重量推定への機械学習の適用というテーマで検討した結果、意外と取り組みやすいことが分かった。そこで、今後設計への活用が広がることを期待し、調査研究開発の検討内容と得られた知見を本記事にて共有したい。

船体重量推定プログラムの作成においては、様々な検討を行ったものの結果的には教師データ数の不足により良い精度を得られず、残念ながら実用化は見送らざるを得なかったが、教師データ数の確保が重要であることや過学習を避けるべきこと、推定精度の評価の難しさなど有用な知見を得ることができた。そもそも AI/機械学習と言っても、回帰分析に代表されるような確率統計の考え方をベースに開発されており、Python を用いたプログラミングの部分などは専門の方の協力が必要だとしても、考え方自体はそう難しいものではないことも分かった。得られた知見を基にテーマ選択などを行えば、今後設計への適用は十分可能と考えられる。

1. 緒言

長年、一般的な船舶設計に携わってきた筆者らのもとに、AI/機械学習の調査研究開発に取り組めるチャンスが訪れた。それまでも多少は興味を持っていて関連書籍などを読むなどしてある程度は理解していたつもりだが、いざ話し合ってみると言葉の定義の理解もあいまいで、何が正しくて何が間違っているのかの判断もできないような状況であった。設計の何人かの同僚に AI/機械学習と聞いてどんなイメージを持っているかヒアリングしたところ、以下のような回答があった。

- 高度な技術で何でも解決できそう。勝手に自己学習して賢くなると聞いている。
- 取り組むのは難しそう。設計に使えるのか疑問。
- 他社に遅れを取りたくない。

筆者らのレベルと大きくは変わらなかったが、a のように期待値は非常に高い結果であった。b のように設計のどのような課題を解決できるのかも分からなかったが、c のよ

うな意見もあり、筆者らもまずはスタートする必要性を感じた。成果が求められる調査研究開発の枠組みで我々のようなビギナーが AI/機械学習に取り組むことに不安はあったものの、名村情報システム株式会社 (以降「NIS」とよぶ) と当社 WIN21 推進グループ (以降「WIN」とよぶ) の強力なバックアップを頂けるという好条件もあり、前向きにチャレンジすることにした。NIS/WIN との事前協議にて AI/機械学習が適用できる可能性があるとのことで、通常業務で命題として取り組んでいる船体重量推定の精度向上をテーマとして設定した。

以上のような経緯から、本記事では船体重量推定という調査研究開発の内容を中心に報告するが、AI/機械学習に詳しくない筆者らはその作業を通して得た知見の紹介、設計の中に AI/機械学習を取り組むことができるのかという点についての考察なども記載する。本記事を通して、社内の一般的な設計メンバーが AI/機械学習を少しでも身近に感じ、今後の業務で取り組むきっかけになれば幸いである。

原稿受理日：July 31, 2022

*株式会社名村造船所 船舶海洋事業部 設計本部 技術開発センター

2. 船体重量推定プログラムの作成と検証

本章では、調査研究開発で取り組んだ船体重量推定への機械学習適用の概要を説明する。

2. 1 船体重量推定の説明

初めに、通常業務における船体重量推定について簡単に説明する。ここで言う船体重量というのはLightweight とよぶ重量のことで、主には船殻重量と艀装重量の合計となる。船体重量推定を実施する理由は複数あるが、1 つはDisplacement (=排水量) を求めるためである。貨物や燃料の合計重量である Deadweight は船の契約時に決める数値であるため既知と考えると、(1)式の各重量の関係から、船体重量を推定することが Displacement を推定することと同義になる。

$$\text{Lightweight} + \text{Deadweight} = \text{Displacement} \quad (1)$$

船の性能に直結する船型開発において Displacement は影響の大きい値であるため、実際の設計を行う前段階で精度良く船体重量推定を行うことが重要である。

船体重量推定では、主要目が近い過去の実績船をベースに、実績船から推定船への変更点ごとにどのように重量が変わるかを個別に推定し、その合計を求める方法を取ることが多い。変更点の影響が一部に留まるのであれば正確な重量計算を実施しやすいが、船全体に及ぶ場合などは、正確な計算を実施するのは膨大な時間を要し現実的ではない。そのため推定を行うことになるが、推定に割くことができる時間の長さや推定精度の良さは基本的には比例するため、限られた時間での推定作業は腕の見せ所であり、各造船所の大事なノウハウとなる。本調査研究開発では、機械学習が推定精度向上と推定時間短縮に有効となることを期待してスタートしたものである。

2. 2 船体重量推定への機械学習の適用

NISの担当者に約150隻の過去実績船のデータを提供し、プログラミング言語のPython¹⁾を用いた機械学習のプログラムを作成していただいた。データの中身は、船体重量はもちろんのこと、船の長さや幅など常識的に船体重量への影響が大きいと思われるものから、ship number や完工日のような一見無関係なものまで約40種類とした。与えたデータの中から船体重量推定にどのデータを用いることが有効かという検討について、船舶設計の常識に捉われない方がよい結果を得られるかもしれないと考え、各データの説明は最低限に留めた。その後、ひと月に1回の定期ミーテ

ィングを開催し、経過報告を受けながら推定精度向上に対する有効なデータの選定については適宜協議を行った。今回、船体重量推定に用いる機械学習の種類は回帰分析というものであり、データを学習することで推定を行うため、与えたデータを教師データ、さらに教師データにおいて推定のために用いた各データを特徴量とよぶとのことであった。

最終的なプログラムの中身の説明はここでは割愛するが、何種類もの組み合わせで特徴量の検討を行ってもらった結果、船長 Lpp、船幅 B、船の型深さ D 及び適用規則を特徴量として採用することとなった。回帰分析にも複数の種類があるが、特徴量と船体重量が比例の関係にあることから線形回帰を選択されている。

データの種類の比較的多く準備したものの、データ数が少な過ぎる点を補うため、いくつかの船種において、画像認識等の分野で採用されているデータの水増し作業を実施した。具体的には、実績船 A の船長を 0.5m 拡大した時の船体重量を推定で求め、実績船 A' という架空のデータを作成するというようなことを行った。この A' をダミーデータとよび、教師データに加えた。

以上の検討・作業の結果、第1図に示す入力・出力フォームで船体重量を推定できるプログラムが完成した。説明変数である Rule, Lpp, B, D を入力して「推測実行」ボタンを押すと、数秒で Lightweight の欄に目的変数である船体重量が算出される。次節にて本プログラムの検証結果を示す。

入力	特徴量
Rule	BT
Lpp[m]	245.0
B (mld)[m]	43.0
D (mld)[m]	18.7

推測実行

出力	推定値
Lightweight[ton]	

第1図 プログラムの出入力画面

2. 3 船体重量推定プログラムの検証と評価

教師データの船種は、Capesize bulker : 4種、Panamax bulker : 5種、Handysize bulker : 1種、Ore Carrier : 2種、Aframax tanker : 3種、VLCC : 1種、他 : 2種とした。

各船種に複数隻存在するので合計約 150 隻となり、ダミーデータを加えると全体で約 300 隻となった。

まずは、船体重量推定精度を検証する。推定したい船種によって結果は異なるので、ここでは Panamax bulker 2 種類の例を挙げる。Tanker なども含めて船種を問わずに全体を教師データとした場合、1 種類目の Panamax bulker は 4.6%、2 種類目は 4.5%の誤差となった。一方、教師データを bulker に限定した上で Handysize bulker を除いた場合は、1 種類目の Panamax bulker の誤差は 2.9%と向上したものの 2 種類目では 10.7%に悪化した。似たような 2 種類の Panamax bulker において、このように教師データが精度に与える影響が逆になってしまう結果となった。他にも色々なパターンで精度を確認したが、平均的には 2~5%程度の誤差で決して良いとは言えず、さらにどういう理由で精度が変わるのかという傾向を掴むことは難しいと判断した。全体としてはこのような結果となったが、ある船種では教師データと推定精度の関係に一定の傾向が見える場合もあったので、次にその例を示す。

ここでは、Capesize bulker の 1 種類を推定船として、教師データに含む船種の影響を確認する。第 1 表に 8 つの CASE でそれぞれの教師データが含む船種を示し、○：含む、×：含まない、△：ダミーデータが用意されている船種の場合にダミーデータを含まない、としている。KIND OF SHIP

の(*)はダミーデータを準備した船種を示す。第 2 図は、CASE 1~4 の教師データ数を棒グラフ、推定誤差を折れ線グラフで示している。CASE 1 から 4 に向けて教師データ数が減少しており、誤差は教師データ数の減少にしたがって悪化するという傾向が見られる。これは、一般的に教師データ数が多い方の精度が良いと言われる状況に一致する。第 3 図に示す CASE 5~8 は教師データの船種は変えずに、ダミーデータの有無を変えた結果を示している。CASE 8 はダミーデータが無い状態であるので、CASE 8 から 5 に向けてダミーデータを追加していくにつれ、精度が上がっていると見ることができる。よって、画像認識等だけでなく、本手法においてもダミーデータの追加は有効と考えることができる。

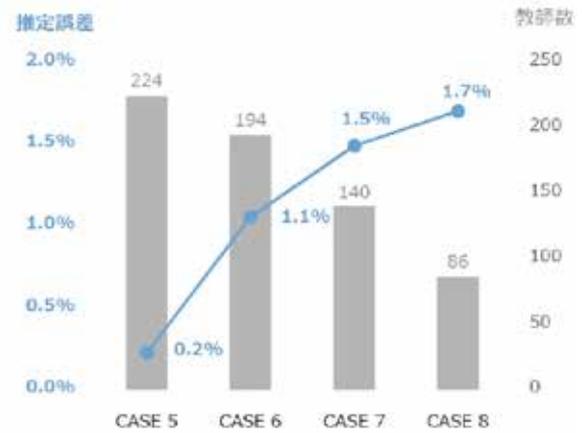
以上のように、Capesize bulker の 1 種類に対しては推定精度も良く、傾向も納得感があるとは言えるが、他の船種ではそうではないものも多く存在した。多くの船種に対して、理由は分からなくても精度が良い場合か、もしくは精度は良くなくても数値の変化に納得感が得られる場合かのどちらかが、本プログラムの実用化には必要な条件だと考えられたが、今回はそのような結果にはならなかった。そのため、精度向上のために様々な検討を行ったが、残念ながら実用化は諦めるという判断に至った。

第 1 表 CAPE A の推定プログラムにおける教師データ一覧

KIND OF SHIP	CASE 1	CASE 2	CASE 3	CASE 4	CASE 5	CASE 6	CASE 7	CASE 8
CAPE A	×	×	×	×	×	×	×	×
CAPE B (*)	○	○	○	○	○	△	△	△
CAPE C (*)	○	○	○	○	○	○	△	△
CAPE D (*)	○	○	○	○	○	○	△	△
PANAMAX A	○	○	○	×	○	○	○	○
PANAMAX B	○	○	○	×	○	○	○	○
PANAMAX C (*)	○	○	○	×	○	○	○	△
PANAMAX D	○	○	○	×	○	○	○	○
PANAMAX E (*)	○	○	○	×	○	○	○	△
HANDY A	○	○	×	×	○	○	○	○
ORE A	○	○	×	×	×	×	×	×
ORE B	○	○	×	×	×	×	×	×
AFRA A	○	×	×	×	×	×	×	×
AFRA B	○	×	×	×	×	×	×	×
AFRA C	○	×	×	×	×	×	×	×
VLCC A	○	×	×	×	×	×	×	×
OTHER A	○	×	×	×	×	×	×	×
OTHER B	○	×	×	×	×	×	×	×



第2図 教師データ数の推定精度への影響



第3図 ダミーデータの推定精度への影響

3. 得られた知見

本章では、船体重量推定プログラムの作成において得られた知見と、今後重要だと思われる調査内容について5つ紹介する。

3.1 教師データ数と適正さの影響

第2章で示した通り、教師データ数が多い方の推定精度が向上する傾向であることは間違いない。まず何よりも、今回のケースでは圧倒的なデータ数の少なさが良い結果に繋がらなかった原因であると考えられる。どの程度のデータ数が必要かは取り組む問題によって変わってくるとのことだが、今回のデータ数が300程度だったことを考えると、一般的な機械学習でのデータ数と比較して1~2桁足りないと言える。機械学習に取り組む際には、データ数をある程度確保できるかについては初めに確認すべきである。

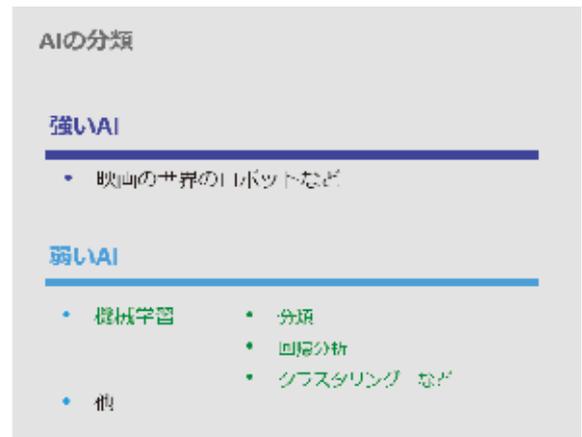
次に、教師データの適正さも考えたい。今回実証はできていないが、bulkerの推定にtankerの教師データを用いるようなデータの所属の違いは精度に悪影響をもたらすであろう。ただし、tankerでもbulkerと共通する部分もあるので、精度の悪い教師データの追加でも教師データ数の増加という点で精度向上に貢献することも想像される。その点については、実績より精度の落ちるダミーデータを追加することも状況が似ている。データ数と適正さについては個別状況に応じて、総合的に判断する必要があると言えそうだ。

3.2 機械学習に対する勘違い

緒言でも述べた通り、著者らはAI/機械学習の初心者で、研究の進捗を邪魔する勘違いや思い込みなども多くあったので、ここで1つ紹介したい。そのために、初めにAI/機

械学習の分類について確認しておく。

過去の名村テクニカルレビュー²⁾も参考に第4図にAI/機械学習の分類を示す。AIは強いAIと弱いAIに分けられ、強いAIとは人間と同等の知能を持つもので、フィクションの世界にのみ存在するものである。一方、弱いAIとは設計された通りに動作するプログラムで、事実上機械学習の技術がその大半を占めている現状である。そのため本記事のタイトルではAI/機械学習としているが、第2章では断りなく機械学習についてのみ記載した。さらに、機械学習の中に分類、回帰分析、クラスタリングなどが存在する。今回の調査研究開発で取り組んだ推定は回帰分析であり、既述した通り教師あり学習となっている。分類も教師あり学習だが、クラスタリングは教師なし学習となっている。



第4図 AIと機械学習の分類

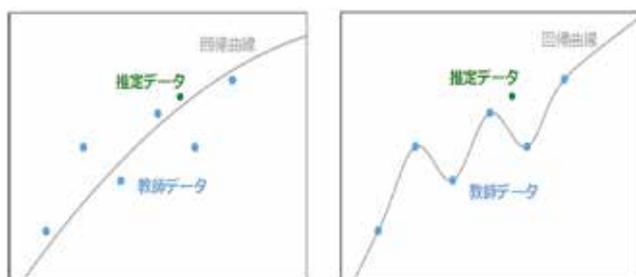
2.2節で述べた通り、船体重量推定の研究の初期に、特徴量の選択において船体重量に影響が大きいデータがどれなのかを敢えてNISの担当者に伝えなかった。これは、筆者らが機械学習という技術が人間の気付けないデータの特徴を見出してくれると勘違いしていたためである。船の長さや

船幅のような物理的に当然と考えられるもの以外に、思いもよらぬパラメータが船体重量に影響していることを発見してくれるのではないかと漠然と期待していた。しかし、実際には特徴量の選択は人間が実施する必要があったわけで、初めから担当者の方と情報共有をしていた方が時間を無駄にせずに済んだかもしれない。なお、教師なし学習というものが、与えたデータの中に人間系では見つけにくい特徴を発見する方法であるとのこと。筆者らが研究開始前に中途半端に知識があったため、教師なし学習の機能が機械学習全般のもので今回も反映されると考えていたことが、勘違いのもとであった。

3. 3 過学習の説明

船体重量推定の検討中に陥った問題として、過学習というものがあつた。過学習とは、今回の例で言えば、教師データである実績船の船体重量の推定精度を良くすることに専念し過ぎて、本当に推定したい船の精度が非常に悪くなってしまふことである。言葉だけでは理解し難いので、第5図の例にて、教師データから求めた回帰曲線と推定データのずれ量を確認しよう。(a)では全体的に右肩上がりの傾向を捉えた回帰曲線で、推定データと良く一致している。一方、(b)では教師データと回帰曲線が忠実に適合しているがゆえに、推定データとのずれは大きくなっている。この例を見れば、(b)が妥当では無いことは容易に理解できるが、実際の検討においては図解の例ほど分かりやすく過学習に陥っている状況に気付けないため、常に注意をしておく必要がある。

過学習にならないようにするためには、教師データ数を増やすことや、データを教師データ;検証データ;テストデータに分ける、正則化するなどがあるとのことで、今回は正則化を行うプログラムを利用して過学習を回避したとのことであつた。正則化とは第5図で言えば、(b)の代わりに(a)のような回帰曲線を引くことである。



(a) 過学習ではない例 (b) 過学習の例

第5図 過学習の図解

3. 4 推定プログラム評価の難しさ

推定プログラムの妥当性評価に難しさがあつた。第2章でも述べたが、完成したプログラムの精度が実用に足るのであればよいが、そうでない場合には、引き続き時間を費やして精度を上げていくべきなのか、それともそもそもテーマやデータ数などの条件が悪いとして、継続を諦めるべきなのかを判断しなければならない。機械学習自体は、本来の現象を物理的、数学的な観点で的確に表現しているわけではなく、あくまで統計的に捉えて答えを導いているだけなので、インプットからアウトプットが妥当に出ているかの判断が我々設計者には難しいと感じた。このことに対する解決策は無いが、基本的には教師データ数を増やしていくことが大事だと考えられる。

3. 5 AI/機械学習に対する設計者の捉え方

「教師ありの機械学習において、AIは決して教師データの精度を超えることはできません(※)」と参考文献⁹⁾では述べられている。AIは万能ではないことはある程度理解されている方にとっては自明のことだと思うが、分かっていたつもりでも機械学習ならどうにかできるのではという誤った期待を持つ瞬間もあつたので、今回の取り組みを通して筆者らも改めて万能ではないことを実感した。また、第4図でも示したが、現時点ではAI = 機械学習 = 回帰分析や分類など、と考えても大きな間違いではない。通常の造船設計者において、AIと聞けば取り組むのは難しそうというイメージも湧くが、回帰分析であれば印象は異なる。そのため、ここではAIや機械学習は何でも解決する万能なものでは無いが、同時に我々にとってそこまでハードルの高いものではないことも伝えておきたい。

(※) 書籍では「機械学習」ではなく「ディープラーニング」と記載されていたが、ここでは同義として書き換えた。

4. 今後の検討、設計への適用の可能性など

調査研究開発において目的が達成できなかったことは非常に残念であつたが、筆者らにとって、機械学習に初めて取り組んだことで既述したような多くの知見が得られた。今回は、得られた教師データ数不足という点を補うことができれば精度向上が見込めるという仮説が得られたと考え、今後データを無限に増やせる最適化計算と機械学習を絡めて別の推定を検討することになっているので、仮説の検証を行って参りたい。

教師データ数が多い方が良いという点では、定期的に教

師データが増えていくようなものと機械学習の相性が良いと考えられる。自動的に教師データを読ませて、勝手に精度が上がっていくような仕組みまで作れると良い。いずれにせよ、機械学習の設計への適用は十分可能である。また AI/機械学習のプログラムは日々改善されており、少ない学習でも精度が出るような進化をする可能性もあり、継続して取り組みや情報収集を行い、再度チャレンジすることも可能だと考える。

第4図ではAIはほぼ機械学習であることを示したが、今回のWeb記事などを見ると、コンピュータが計算することを全てAIと置き換えて書かれているような風潮も感じる。筆者らは技術者としてある程度正しい定義を知っておくべきと感じると同時に、AIで問題解決をすべきという状況に面した際、自動化や最適化のような代替技術で解決できる可能性も忘れないようにしたい。

5. 結言

AI/機械学習に対し、船体重量推定というテーマで調査研究開発に取り組んだ。残念ながら満足はいくプログラムの完成には至らなかったが、多くの知見が得られ、機械学習の設計への適用は十分可能であることが分かったので、ぜひ各部署の課題解決にAI/機械学習を活用していただきたい。その際に本記事が少しでもお役に立てれば幸いである。

今回の調査研究開発は、それまで関わりの無かった分野の技術を、造船への関わりの少ない技術者の協力を得て採用するという取り組みでもあった。そのため、共通認識の醸成に時間を要するなど困難さに直面した。そもそもお互いの認識がずれていることに気付くこと自体が、綿密に話を詰めていかないと難しい。そのため、例えば良い雰囲気や打合せが終わりそうになっても、違う角度からの質問を重ねるなどして認識が合っているか確認するような行動の積み重ねが大切であるということを実体験として学んだ。異業種の技術を造船へ適用するという状況は、原油に頼らない新燃料船の開発などにおいて、今後いよいよ増えていくと考えられる。お互いの誤解が及ぼす影響はプロジェクトの初期であればあるほど大きいので、たたき台ができた段階で関係者が集まり、理解状況を複数のアプローチで確認するなど、工夫が必要であろう。筆者ら船舶設計者もできる限りその未知の分野のことを学び、決して相手任せにしないという心構えで進めるべきである。このような経験ができたという意味でも、今回の取り組みは意義があったと考えられる。

謝辞

名村情報システム株式会社と当社 WIN21 推進グループのご担当者様の終始丁寧なご対応に深く感謝致します。ありがとうございました。

参考文献

- 1) Andreas C. Muller, Sarah Guido (中田秀基 訳) : Pythonではじめる機械学習 –scikit-learn で学ぶ特徴量エンジニアリングと機械学習の基礎 オライリー・ジャパン 2020年
- 2) 杉山新司, 米田直史 : 造船業における先端AI/IoT 技術の活用検討 名村テクニカルレビューNo. 22 株式会社名村造船所 2019年 pp. 86-89
- 3) 新井紀子 : AI vs. 教科書が読めない子どもたち 東洋経済新報社 2018年 p. 283-287