

株式会社名村造船所

波形隔壁の設計における最適化と機械学習の連携

伊藤 一智*

Ito Kazutomo



日本貴 秀一**

Yamatoki Shuichi



山口 順平**

Yamaguchi Junpei



ばら積み貨物船の各カーゴホールドを仕切る波形隔壁の設計では、設計者が試行錯誤しながら無限とも思える波形形状の組み合わせの中から、最適形状を取捨選択する作業が行われている。その取捨選択する作業は設計者の負担が大きいこともあることながら、各自で判断する最適解が設計者の経験値に大きく左右され、本当に最適解が得られているか不明である。そこで今回、最適化ソフトを用いて波形隔壁の試設計を行った。最適化ソフトを用いた結果、作業時間短縮や重量削減といった一定の成果を得ることができた。しかし、想像以上に時間を要することも分かった。そこで、さらなる時間短縮のために、機械学習(AI)と最適化ソフトの連携を試設計へ適用させた。結果、機械学習で準備が大変な教師データは最適化ソフトから生み出される大量のデータから確保できるが、機械学習の推定精度が最適解に大きく影響するといった知見や経験を得ることができた。加えて、所要時間について考えると、人の手では半月ほどかかっていたものが、最適化ソフトの適用により半日程度になり、機械学習との連携に至っては数十分と劇的な時間短縮を行うことに成功した。今後の設計への参考になることを期待し、本検討内容と得られた知見を本記事にて紹介する。

1. 緒言

ばら積み貨物船の各カーゴホールドを仕切る波形隔壁は写真1に示すように上下をUpper StoolとLower Stoolで挟まれた箇所であり、その断面は第1図に示すように凹凸形状となっている。波形隔壁は前後カーゴホールドからの貨物荷重に耐えるよう、IACS(国際船級協会連合)により定められた構造規則要求を満足するよう設計される。そのため、第2図に示す構造計算ソフト¹⁾(ClassNK PrimeShip-HULL(Rules))を用いて構造計算を行うことが多い。しかしながら、波形隔壁は満足させなければならない規則要求の項目が多く、また波形隔壁の形状を構成する各パラメータの組み合わせが無数に存在するため、その組み合わせから最適解を取捨選択する作業が設計者にとって非常に負担が大きい。また、各設計者が判断する最適解は各自の経験値に大きく左右されるため、本当の最適解が得られているか不明である。そこで、それらの問題を解決し、

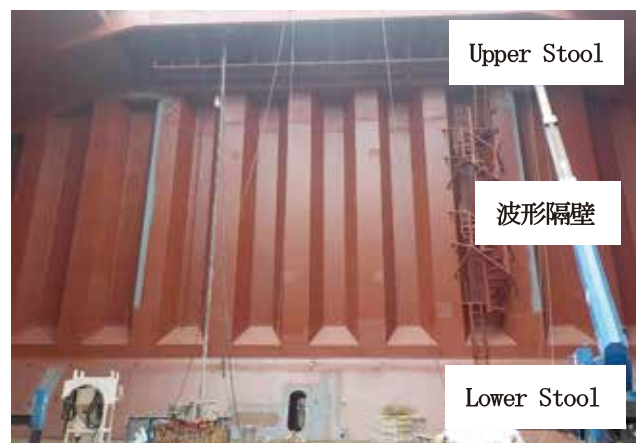


写真1 波形隔壁

より短時間で最適解を得るために最適化ソフトを適用させることを試みた。

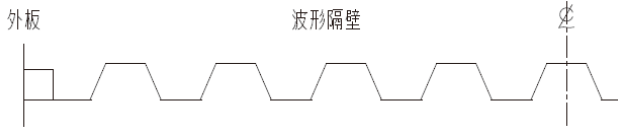
ここでいう最適解は、波形隔壁の断面積最小(重量最小)であり、今回Capesize Bulk Carrier A(以降Cape Aとす

原稿受理日: July 31, 2023

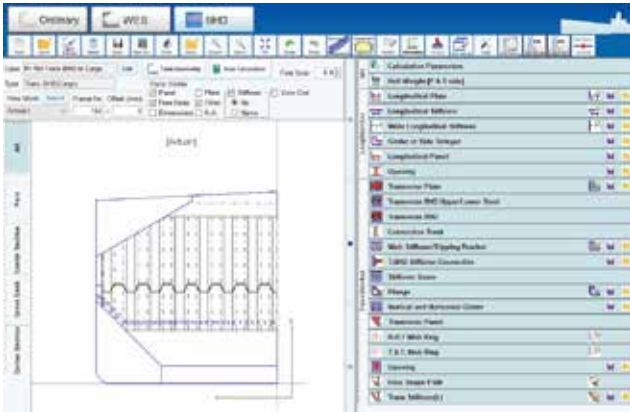
*株式会社名村造船所 船舶海洋事業部 設計本部 技術開発センター

**株式会社名村造船所 船舶海洋事業部 設計本部 基本設計部 船殻設計課

る)のあるひとつの波形隔壁を対象に試設計を行ったので、その内容と結果を以降の章で説明する。



第1図 波形隔壁断面図



第2図 波形隔壁設計画面

2. 最適化ソフトを適用した波形隔壁の試設計

本章では、最適化ソフトを用いた波形隔壁の試設計の内容と、そこで得られた結果について説明する。

2.1 最適化

最適化は設計者が作業するにあたって避けては通れない課題であるが、人間系(手作業)でそれを行うためには非常に多くの労力と時間を要するため、時間的制約のある設計時には本当に最適解を導けたのかといった疑問がいつも

付きまとう。その問題を解決するため、近年では汎用の最適化ソフトが流通しており、設計者が目的関数と変数を設定することで、数多くの繰り返し計算をソフトが自動で行い最適解を求めていくことが可能となったため、人間系に比べ最適解を導くまでの時間が短縮され、繰り返し計算の多さからも最適解の精度としても高い。

また、近年パソコンの事務作業における単純作業の繰り返しなどで導入が進むRPA(ロボティック・プロセス・オートメーション)との違いとして、最適化ソフトでは、総当たりの繰り返し計算をしなくても、勾配法や遺伝的アルゴリズムなどを活用することで総当たりをせずに最適解を導くことができる。

2.2 波形隔壁の最適化手順

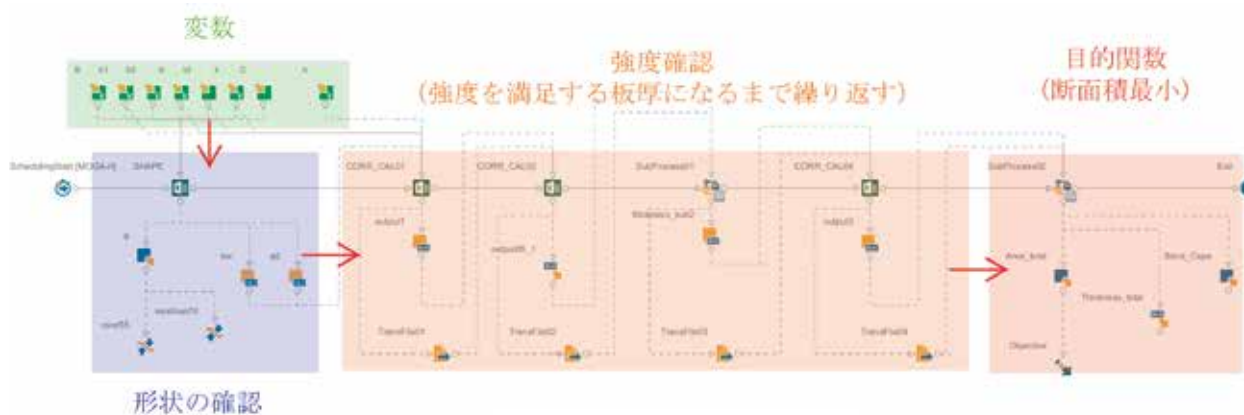
本取り組みでは株式会社IDAJのmodeFRONTIER²⁾という最適化ソフトを使用することとした。最適化の大きな流れとしては変数や目的関数から成るワークフローを設計者が作成し、そのワークフローに沿って繰り返し計算を自動で行い最適解を求めて行くことになる。

波形隔壁の最適化では、波形形状を変数とし目的関数は波形隔壁の断面積(重量)を最小にすること、つまり断面積が最小となる波形形状を探し出すことになる。しかし、それが規則要求を満足するものでなければ試設計の意味がない。そのため、各変数の組み合わせの中から規則を満足する組合せを抽出しなければならない。

波形隔壁の設計で適用する規則要求には多くの項目があるが、それらは大きく以下の二つに分けられる。

- A) 波形形状に対する要求
- B) 各設計荷重に対する強度要求

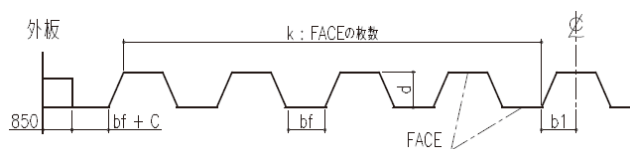
上記二つの規則要求を確認するためのエクセルプログラム



第3図 最適化ワークフロー

をそれぞれ準備し、第3図に示すような形でそれらプログラムを最適化ソフトに組み込み、目的関数である波形隔壁の断面積最小を目指して繰り返し計算を行うといった方法で最適解を求めていくこととした。ここで、A) については著者らが作成したエクセルを用い、B) については第2図に示す構造計算ソフトから出力した強度計算用のエクセルプログラムを使用することとした。

また、最適化で使用する変数は、第4図に示す波形形状を構成する各パラメータで、各変数のケースは第1表の通りとした。変数の組み合わせとしては全部で624ケースとなり、今回の最適化ではその624ケースの中から全ケースの2/3程度の400回の計算で最適化を目指すこととした。



第4図 Input(変数)

第1表 各Inputのケース数

変数	d (mm)	bf (mm)	b1 (mm)	k (箇所)	c (mm)
範囲	1,000 ～ 1,150	1,100 ～ 1,400	1,300	9 ～ 12	-50 ～ 50
ピッチ	50	25	1	1	50
ケース数	4	13	1	4	3

2.3 最適化の結果

最適化ソフトを使用した場合と人間系での最適解の変数の組み合わせを第2表に示す。この表からわかるように、bfとcの結果に違いが出たがその他の変数は同じ値となり、形状としては非常に近い形になった。しかしながら、断面積については人間系と最適化ソフトで得られた結果は0.0069 m²の差が生じ、重量に直すと約1.5ton最適化ソフトの方が軽い結果となった。この結果は波形隔壁一断面だけでの結果であるため、他の場所の波形隔壁では必ずしも同じ結果にならない可能性はあると考えられる。

また、他で注目すべき点は最適解を得られるまでにかかる時間である。人間系で最適解を得るまでの時間は、変数の組み合わせの検討や強度計算などこれまでの実績からおおよそ100時間程度が必要である。それに対し最適化ソフト

でかかる時間はおおよそ15時間となり、人間系に比べ約1/7と非常に短時間で済むことが分かった。また、設計者の負担としては変数と目的関数の設定やワークフローの作成のみで、実際の繰り返し計算は自動で行われるため、設計者の負担が非常に少なく済むことが分かる。

第2表 人間系と最適化ソフトの結果比較

	d (mm)	bf (mm)	k (箇所)	c (mm)	断面積 (m ²)
①	1,100	1,200	10	-50	0.6083
②	1,100	1,150	10	50	0.6014

①：人間系にて得られた結果

②：最適化ソフトより得られた結果

2.4 最適化のまとめ

人間系で最適化を行うとした場合、今回最適化ソフトが行ったような400回の繰り返し計算を行うことは、設計スケジュールの面からも不可能に近い。その多くの繰り返し計算を短時間で可能にする最適化ソフトは、今後の設計の有効な手段になり得ることが分かった。ただし、本取り組みを行う前は、最適化ソフトを使うことで瞬時に結果が得られるとイメージしていたため、そのかかった時間に少し驚きを感じたが、繰り返し計算の中でエクセルの起動に時間がかかってしまったことが原因であることを知った。今回は強度計算ソフトを用いたので、改善はできなかったが、今後活かしたい。

3. 機械学習による波形隔壁の断面積推定

第2章で最適化ソフトの適用により一定の成果を得ることができたが、その所要時間をもう少し短縮したいといった思いが発現した。そこで、機械学習(AI)がその時間短縮の一助になり得るのではと考え、機械学習による波形隔壁の断面積推定を試みたので、その内容と得られた結果について説明する。

3.1 機械学習

まず、機械学習について説明する。機械学習はAI(人工知能)の一部に位置づけられており、コンピュータに大量のデータを読み込ませ、その中のパターンを学習させることで、未知のデータを推定する技術である。ここで記載した通り機械学習のためには大量のデータ(教師データ)が必要であり、2022年度の名村テクニカルレビュー³⁾で紹介

波形隔壁の断面積推定								実行
B [mm]	b1 [mm]	b2 [mm]	d [mm]	k	bf [mm]	C [mm]	p [kN]	Objective
45	1300	850	1100	10	1100	-50	300.0	0.64966225

第5図 プログラムの入出力画面

したが、著者らの船体重量推定への機械学習の適用においても、教師データの数が不十分であったため期待した推定精度が得られなかったといった経験もある。このことから、機械学習にとって教師データの数が、その推定精度に直接影響する非常に大切なものであることが分かっている。

一方、第2章で述べた最適化では、変数を基に数多くのパターン計算を行い、その計算回数の分、結果データが作成される。その結果データは変数の組み合わせ次第で、非常に多くのデータを作成することが可能であるため、機械学習に不向きな実績データが少ない推定の場合においても、その教師データの少なさを最適化ソフトにより得られた結果データで補える可能性があるのではないかと考えた。

そこで、最適化で得られた結果データを教師データとし、機械学習で波形隔壁の断面積推定を試みたので、その内容と結果について以下に説明する。

3. 2 教師データと作成したプログラム

今回準備した教師データは、第2章の最適化ソフトとその手順を用いて作成した。データ数を増やすために、第3表に示すように船の種類や波形隔壁の場所をそれぞれ変え最適化ソフトで計算を行い、合計2,530データを準備した。

第3表 教師データ数

No.	船の種類	波形隔壁の位置	データ数
1	Cape A	FR. 131	438
2	Cape A	FR. 158	432
3	Cape A	FR. 185	313
4	Cape A	FR. 215	343
5	Cape B	FR. 134	339
6	Cape B	FR. 164	256
7	Cape B	FR. 194	207
8	Cape B	FR. 224	202
合計			2,530

そして、名村情報システム株式会社に上記データを提供し、プログラミング言語のPythonを用いた機械学習のプログラムを作成していただいた。変数としては、第2章で使用したものと同一もの(第1表)とし、それらの値を第5図に示すプログラム入出力画面の各対応列に入力することで、その入力した値からなる波形隔壁の断面積を推定することができるといったものである。

3. 3 機械学習による波形隔壁の断面積推定結果

今回作成した機械学習プログラムによる波形隔壁の断面積推定の精度の検証を以下の方法で行った。まずは変数の異なる第4表に示す10ケースを無作為に抽出し、機械学習のプログラムを用いて断面積推定を行った。そして、そこで得られた結果と各ケースで強度計算を行って得られた結果をそれぞれ比較することで精度の検証を行うこととした。その結果を第5表に示すが、各ケースで0.2%から4%ほどの誤差があり平均すると約1.4%の誤差となることが分かった。

第4表 無作為に抽出した10ケース

ケース	船の種類	波形隔壁の位置	d (mm)	k (箇所)	bf (mm)	c (mm)
1	Cape A	FR. 131	1,000	12	1,125	0
2	Cape A	FR. 158	1,000	12	1,100	0
3	Cape A	FR. 185	1,150	11	1,175	0
4	Cape A	FR. 185	1,000	11	1,100	50
5	Cape A	FR. 215	1,050	10	1,325	50
6	Cape B	FR. 134	1,000	14	900	50
7	Cape B	FR. 134	1,000	13	1,100	100
8	Cape B	FR. 194	1,100	14	1,000	-100
9	Cape B	FR. 224	1,000	14	950	100
10	Cape B	FR. 224	1,100	14	950	0

第5表 波形隔壁断面積の比較 (単位: m²)

ケース	②	③	誤差
1	0.6636	0.6594	0.6%
2	0.6652	0.6541	1.7%
3	0.6273	0.6154	1.9%
4	0.6152	0.5911	4.0%
5	0.6174	0.6159	0.2%
6	0.7716	0.7747	0.4%
7	0.7839	0.7634	2.6%
8	0.7488	0.7372	1.5%
9	0.7116	0.7157	0.6%
10	0.7361	0.7379	0.2%

②: 最適化ソフトより得られた結果

③: 機械学習により得られた結果

また、推定精度とは別に特筆すべきことは、各変数を入力してから推定値が得られるまで数秒しかかからないという点である。第2章の最適化では強度計算プログラムを通すこともあり1回の計算に数分の時間が必要である。それに対して、今回作成した機械学習のプログラムでは、教師データを準備するといった手間はあってもそのそれさえ準備できれば、ある程度の精度で推定結果が数秒で得られるため、大幅な時間短縮ができるといった設計上のメリットがある。

3.4 機械学習のまとめ

機械学習でできることは第2章で紹介した最適化ではなく値の推定である。そのため、前項で述べたような誤差がどうしても生じる。しかしながら、その誤差を十分把握できてさえいれば、人間系に比べはるかに早く結果を出力できることは非常に魅力的であり、設計の初期段階における波形隔壁のケーススタディへの本プログラムの活躍が十分期待できる。また、例えば実績のない200BCなどの推定も可能になるため、今回作成した機械学習による断面推定プログラムの存在意義は大きいと考える。

4. 機械学習と最適化ソフトの連携による最適化

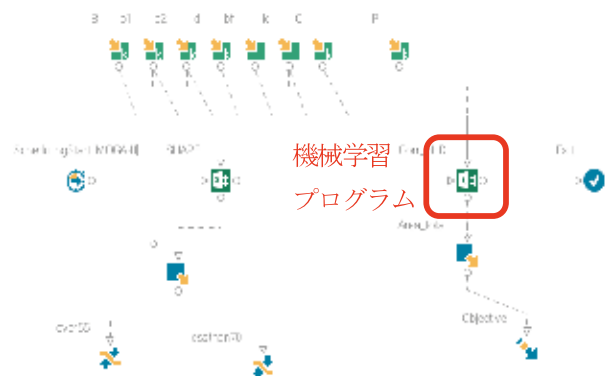
第3章で機械学習の取り組みについて紹介したが、機械学習プログラムを用いることで瞬時に波形隔壁の断面積をある程度の精度で推定できることが分かった。また、第2章で紹介した最適化ソフトを用いた波形隔壁の試設計では、

最適解を得られるまでにそれなりの時間が必要であった。

これらの知見より、機械学習と最適化ソフトを連携させることで、結果にある程度の誤差が生じるものの、より短時間で最適解にたどり着けるのではないかと考えた。以下にその方法と結果を説明する。

4.1 連携方法

第2章の最適化ソフトを用いた波形隔壁の試設計で最も時間がとられているパートは、強度確認のパートである。強度計算自体も時間がかかることは言うまでもなく、その強度が満足する板厚になるまで繰り返し計算が行われるためこのパートはどうしても多くの時間が必要になってしまう。そこで、第6図に示すようにその強度確認のパートを機械学習プログラムに置き換えた。また、ここで用いる変数や計算回数などの条件については、比較することを考え第2章の第1表と同じケースとした。



第6図 ワークフロー

4.2 得られた結果

最適化ソフトによって得られた最適解と、最適化ソフトと機械学習の連携により得られた最適解を第6表に示すが、両者で異なる最適解が得られた。機械学習から得られた最適解は推定値であり、その推定値がどの程度の精度か確認するため、機械学習の連携で得られた最適解の各変数での実際の断面積を求めることにした。

第6表 最適化ソフトと機械学習連携の結果

	d (mm)	bf (mm)	k (箇所)	c (mm)	断面積 (m ²)
②	1,100	1,150	10	50	0.6014
④	1,000	1,100	11	50	0.5911

②: 最適化ソフトより得られた結果

④: 最適化ソフトと機械学習の連携により得られた結果

その結果、推定値0.5911に対して実際の断面積は0.6152と誤差が4%となり、今回の試設計では機械学習との連携によって得られた結果は最適解ではないことが分かった。

また、所要時間については最適化ソフトでは15時間、最適化ソフトと機械学習の連携では0.5時間となり約1/30まで時間を短縮することができた。第7表に各最適化の所要時間をまとめるが、最適化ソフトと機械学習の連携では人間系と比較すると約1/200の時間短縮を達成できた。

第7表 所要時間

	①	②	④
所要時間	100時間	15時間	0.5時間

①：人間系

②：最適化ソフト

④：最適化ソフトと機械学習の連携

4. 3 機械学習と最適化ソフトの連携のまとめ

最適化ソフトと機械学習の連携による波形隔壁の試設計を行ったが、機械学習を連携させるためには、事前に多くの時間をかけて大量の教師データを準備しなければならないといった作業が生じる。しかし、最適化ソフトを用いた設計が今後浸透すれば、おのずと大量の教師データが作成・蓄積されることになるため、その問題は解消されると考える。このように、教師データ数の問題については解決できそうであるが、今回機械学習の誤差により最適解を得られなかったという様に、機械学習の精度が重要になってくるが、その精度を十分把握して用いるのであれば、設計者のための有効な手段のひとつになり得ると考える。

機械学習の精度や教師データの質について確認が今後の課題ではあるが、一見連携しようとする思わぬであろう最適化ソフトと機械学習の連携を行い、結果大きな時間短縮ができたことは、今後も機械学習と最適化に取り組んでいく著者らにとって非常に大きな成果であると考えられる。

5. 結言

最適化、機械学習に対して、波形隔壁の試設計というテーマで取り組みを行った。波形隔壁の試設計への最適化ソフトの適用から、最適化ソフトを用いることでより最適解に近づける可能性が高くなり、人間系に比べ大幅な時間短縮になることが分かった。また、最適化ソフトと機械学習の連携による波形隔壁の試設計ではさらに時間を短縮できることが分かったが、設計者は機械学習の精度を十分に把

握し得られた最適解の正確さについて考える必要があるという課題も見つかった。しかしながら、これらの知見は、更なる設計作業の効率化を図ろうとする著者らにとって非常に有意義な知見であったと思う。さらに、機械学習に関して2022年度のテクニカルレビューで得られた教師データ数不足の問題を、アプローチの違う最適化ソフトの利用でカバーできる可能性を示せたことは、これから最適化や機械学習を業務へ取り組んでいきたい著者らにとっては大きな一歩であったと思う。

近年、最適化や効率化が非常に重要な項目として位置づけられており、それを達成可能にするために様々なツールも流通してきている。このような中、我々もそれらツールを活用していく必要があり、そのためにはそれらツールの得手不得手をよく把握し、必要であればそれらの組み合わせを模索していかなければならない。そういった意味で考えると、このような多くの知見を得ることができたということは、今回の取り組みには十分な意義があったと考えられる。

謝辞

構造計算ソフトと最適化ソフトの連携に関するアドバイスをいただいた一般財団法人 日本海事協会開発部と株式会社 IDAJ、機械学習プログラムを作成いただいた名村情報システム株式会社のご担当者様の終始丁寧なご対応に深く感謝致します。

参考文献

- 1) Class NK ホームページ : PrimeShip
<https://www.classnk.or.jp/hp/ja/activities/primeship/index.html>
- 2) IDAJ ホームページ : modeFRONTIER
<https://www.idaj.co.jp/product/modefrontier/>
- 3) 日本貴 秀一, 立石 昌也, 北島 祥悟 : 設計への試用を通じた AI/機械学習の適用可能性検証 名村テクニカルレビューNo. 25 株式会社名村造船所 2022年 p. 62-67