

博士論文

CFD による実用的な船尾船型最適化手法の研究

Study on Practical Optimization Method of Stern Hull Form by CFD

横浜国立大学大学院
工学府

岡 本 直 也
Naoya Okamoto

2016 年 9 月修了

目次

1. 諸言	1
1.1. 研究背景.....	1
1.2. 研究目的.....	2
1.3. 論文の構成	3
2. 船型最適化手法.....	4
2.1. 船型変形法	5
2.2. 馬力推定法	7
2.2.1. CFD 計算法.....	9
2.2.2. プロペラ設計手法.....	14
2.2.3. CFD の相関修正方法.....	16
2.3. 最適化手法	17
2.3.1. 逐次 2 次計画法 SQP	18
2.3.2. 遺伝的アルゴリズム GA	20
2.3.3. 逐次近似最適化手法 SBO	24
2.3.4. 多峰性問題の最適化事例	29
3. SQP による船型最適化.....	36
3.1. 対象船型.....	36
3.2. 計算条件.....	37
3.3. 計算結果.....	38
4. 船型最適化計算効果の水槽試験による検証	43
4.1. 水槽試験概要.....	43
4.2. 水槽試験結果.....	45
4.3. 最適化計算結果と水槽試験結果の比較.....	49
5. SBO による船型最適化.....	53

5.1. SQP を用いた船型最適化の問題点.....	53
5.2. SBO による VLCC 船型の最適化事例.....	57
5.3. SBO と SQP による船型最適化結果の比較.....	63
6. 船尾ダクト効果を考慮した船型最適化.....	65
6.1. ダクト効果を考慮した船型開発の現状.....	65
6.2. ダクト効果を考慮した船型最適化手法.....	66
6.3. プロペラ設計及びダクト効果を考慮した VLCC 船型の最適化事例.....	68
6.4. ダクト効果有無による最適化結果の比較.....	79
7. 結言.....	84
謝辞.....	85
参考文献.....	86

List of Figures

Fig. 2.1	Flow of hull optimization.....	4
Fig. 2.2	Modification function d_i	6
Fig. 2.3	Deformed region in hull optimization.....	6
Fig. 2.4	PLOT3D data of hull.....	7
Fig. 2.5	Flow of BHP estimation.....	9
Fig. 2.6	Topology of the computational grid.....	10
Fig. 2.7	Position of the prism grid.....	10
Fig. 2.8	Boundary conditions of the grid.....	11
Fig. 2.9	Flow of CFD.....	12
Fig. 2.10	Propeller region for giving body force.....	13
Fig. 2.11	Flow of propeller design.....	15
Fig. 2.12	An example of correlation coefficient.....	16
Fig. 2.13	An example of local and global optimization.....	18
Fig. 2.14	Flow of GA.....	21
Fig. 2.15	Flow of SBO.....	24
Fig. 2.16	An example of Latin Hypercube Sampling.....	25
Fig. 2.17	Design space of Bird Problem.....	30
Fig. 2.18	History data of minimum f by roulette wheel selection [Case 1].....	33
Fig. 2.19	History data of minimum f by tournament selection [Case 1].....	33
Fig. 2.20	History data of minimum f by roulette wheel selection [Case 2].....	34
Fig. 2.21	History data of minimum f by tournament selection [Case 2].....	34
Fig. 3.1	Initial hull form (VLCC).....	36
Fig. 3.2	POC data for powering.....	37
Fig. 3.3	History data of BHP optimized by SQP.....	38
Fig. 3.4	Comparison of body plans in hull optimization by SQP.....	39
Fig. 3.5	Comparison of C_p curves in hull optimization by SQP.....	40
Fig. 3.6	Comparison of C_{DWL} curves in hull optimization by SQP.....	40
Fig. 3.7	Comparison of pressure distribution by hull optimization with SQP.....	41
Fig. 3.8	Comparison of nominal wake distribution by optimization with SQP. ...	42
Fig. 3.9	Comparison of ΔP by optimization with SQP.....	42
Fig. 4.1	Outline of towing tank.....	43
Fig. 4.2	Model ship of STEP40.....	44
Fig. 4.3	Results of POT.....	46
Fig. 4.4	Results of resistance test (Cr).....	47

Fig. 4.5	Results of resistance test (C_w).	47
Fig. 4.6	Results of propulsion test ($1-t$).	48
Fig. 4.7	Results of propulsion test ($1-w_t$).	48
Fig. 4.8	Comparison of EXP and CFD ($1+K$).	50
Fig. 4.9	Comparison of EXP and CFD ($1-t$).	50
Fig. 4.10	Comparison of EXP and CFD ($1-w_s$).	51
Fig. 4.11	Change rate of $1+K, 1-t$ and $1-w_s$ from initial hull.	51
Fig. 5.1	History data of BHP optimized by each initial B_i .	55
Fig. 5.2	Body plans optimized by each initial B_i .	55
Fig. 5.3	History data of BHP optimized by each Δ .	57
Fig. 5.4	History data of BHP by SBO.	58
Fig. 5.5	Optimized hull form by SBO.	59
Fig. 5.6	Comparison of pressure distribution by hull optimization with SBO.	59
Fig. 5.7	Comparison of nominal wake distribution by optimization with SBO.	60
Fig. 5.8	Comparison of ΔP by optimization with SQP.	60
Fig. 5.9	Relationship between $1+K$ and $1-w_s$.	61
Fig. 5.10	Relationship between $1-t$ and $1-w_s$.	62
Fig. 5.11	Relationship between EHP and BHP .	62
Fig. 5.12	Body plans optimized by SBO and SQP.	64
Fig. 5.13	Deformed function optimized by SQP and SBO.	64
Fig. 6.1	Energy saving device: SSD and SURF BULB.	66
Fig. 6.2	Flow of BHP estimation with SSD.	67
Fig. 6.3	Hull gird around SSD.	67
Fig. 6.4	Topology of computational grid with SSD.	68
Fig. 6.5	History data of BHP optimized with propeller design by SQP.	69
Fig. 6.6	Body plans optimized without and with propeller design.	70
Fig. 6.7	Pressure distribution of optimized hull without and with propeller design	70
Fig. 6.8	Nominal wake distribution of optimized hull without and with propeller design	71
Fig. 6.9	ΔP of optimized hull without and with propeller	71
Fig. 6.10	VLCC with SSD.	73
Fig. 6.11	History data of BHP optimized with SSD by SQP.	73
Fig. 6.12	History data of BHP optimized with SSD by SBO.	74
Fig. 6.13	Body plans optimized with SSD.	74
Fig. 6.14	Pressure distribution of optimized hull with SSD [Naked case].	75

Fig. 6.15	Nominal wake distribution of optimized hull with SSD [Naked case]..	76
Fig. 6.16	ΔP distribution of optimized hull with SSD [Naked case].	76
Fig. 6.17	Pressure distribution of optimized hull with SSD [SSD case].	77
Fig. 6.18	Nominal wake distribution of optimized hull with SSD [SSD case].	77
Fig. 6.19	ΔP distribution of optimized hull with SSD [SSD case].	78
Fig. 6.20	BHP change rate of optimization with SSD.	79
Fig. 6.21	Optimal results by SQP. (with SSD VS without SSD).....	81
Fig. 6.22	Optimal results by SBO. (with SSD VS without SSD).....	81
Fig. 6.23	Body plans optimized with and without SSD by SQP.	82
Fig. 6.24	Body plans optimized with and without SSD by SBO.....	82
Fig. 6.25	Nominal wake distribution of optimized hull without SSD [SSD case].	83

List of Tables

Table 1.1	Target of EEDI.	1
Table 2.1	Calculation conditions.	12
Table 2.2	Characteristics of each optimization methods.	17
Table 2.3	Optimization results by SQP [Case 1].	31
Table 2.4	Optimization results by SQP [Case 2].	31
Table 2.5	Optimization results by GA [Case 1].	32
Table 2.6	Optimization results by GA [Case 2].	32
Table 2.7	Optimization results by SBO [Case 1].	35
Table 2.8	Optimization results by SBO [Case 2].	35
Table 3.1	Principal dimensions of initial VLCC.	36
Table 3.2	Main engine data	36
Table 3.3	Principal dimensions of the model propeller.	37
Table 3.4	Results of the optimization for VLCC by SQP.	39
Table 4.1	Principal dimensions of model ships.	44
Table 4.2	Measurement points of POT.	45
Table 4.3	Measurement points of resistance and propulsion test.	45
Table 4.4	Result of tank test.	49
Table 4.5	Comparison of BHP / BHP_{init}	52
Table 5.1	Parameters B_i optimized by each initial B_i	56
Table 5.2	Results of the optimization for VLCC by SBO.	59
Table 5.3	Optimization results by SQP and SBO.	63
Table 6.1	Results of the optimization without and with propeller design.	70
Table 6.2	Results of hull optimization with SSD.	75
Table 6.3	Results of hull optimization without SSD.	80

1. 諸言

本研究は、CFD（Computational Fluid Dynamics）を用いた実用的な船尾船型最適化手法に関する研究である。

1.1. 研究背景

2013年1月1日にエネルギー効率設計指標 EEDI（Energy Efficiency Design Index）の強制化に関する MARPOL ANNEX VI 改正案が発行した¹⁾。EEDI とは規定された一定の条件下において、1 トンの貨物を 1 マイル運ぶ際に排出される CO₂ のグラム数と定義されている。Table 1.1 に示すように、2015年7月1日以降に引き渡しが行われる一定サイズ以上の船舶には、EEDI を設定された規制値以下とすることが要求され、規制値は段階的に引き下げられる。段階的に引き下げられる EEDI 規制値を達成するため、船型改良や省エネ付加物（ESD：Energy Saving Device）の開発など CO₂ 排出量削減の取組みが行われている。

Table 1.1 Target of EEDI.

Ship Type	Size (DWT)	Reduction rate of EEDI	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019	2020	2021	2022	2023	2024	2025
Bulb Carrier	over 20,000	Phase 0	0%												
Tanker	over 20,000	Phase 1	10%												
Container Ship	over 15,000	Phase 2	20%												
Gas Carrier	over 10,000	Phase 3	30%												

船型改良や ESD の開発は、主に水槽試験及び数値シミュレーションによって行われる。コンピュータが進歩するにつれて、数値シミュレーションには、Navier-Stokes 方程式の数値解法である CFD（Computational Fluid Dynamics）が用いられるようになった。CFD を用いることで、短期間で複数隻の船舶性能を推定し、より性能面で優れた船型を選択することができるため、設計期間の短縮や、燃費性能の高い船型を開発することができる。そのため、現在、CFD は船舶性能の推定ツールとして必要不可欠となっており、設計現場でも広く活用されている。

船型開発の効率化という面では、1960年代から船型改良における形状最適化に関する研究が開始され、現在まで数多くの手法が報告されている²⁾。1960年代から1970年代までは、薄い船の理論等の線形理論と変分法を用い、造波抵抗を最小化することを目的とした船型最適化手法の研究が報告されている³⁾⁴⁾など。1980年代からは最適化手法に非線形計画法と、低造波理論や Rankine source 法等の数値計算を用いた船型最適化に関する研究が報告されている⁵⁾⁶⁾など。CFD を用いた船型最適化に関する研究については、コンピュータの発達と合わせて、1990年代から多くの研究が報告されている⁷⁾⁸⁾⁹⁾など。線形造波理論や Rankine source 法を用いた船型最適化には、非線形計画法、遺伝的アルゴリズム GA

(Genetic Algorithm)、焼きなまし法など様々な最適化手法が採用された事例が報告されているが、CFD を用いた船型最適化では、主に非線形計画法が使用されてきた。非線形計画法は少ない評価関数で最適解を得られるメリットがあるが勾配法的に最適解を求めるため、多峰性を持つ目的関数の場合では、局所最適解に陥る可能性があり、さらに、勾配法的に最適解を探索する最適化手法の場合、目的関数の算出に CFD を用いると、CFD による数値誤差から、正しい探索が行えない可能性がある。局所最適化の問題及び数値誤差の問題は、GA、焼きなまし法等を使用すると解決する可能性はあるが、現在の設計現場で使用されているコンピュータ性能では CFD の評価には数十分の時間を要するため、現在のコンピュータ性能を考えると現実的ではない。CFD を用いた船型最適化において、局所最適化及び数値誤差の問題を解消することで、船型開発期間の短縮化及びより優れた性能を有する船舶の開発につながるため、有用な設計ツールとなることが予測される。

また、既に報告されている船型最適化手法では、ESD による効果を考慮した形状変形が実施されていない。船尾ダクトなどの ESD では、船尾形状変化により効果が大きく左右される。例えば、従来の ESD なしでの船型最適化では、ESD なしでは性能が向上するが、ESD の効果が減少し、ESD を考慮した性能、つまり船体全体での性能は改善しないことも考えられる。船体性能を全体的に最適化するには ESD を考慮した船型最適化手法が必要である。

1.2. 研究目的

従来の船型設計では、CAD (Computer-Aided Design) による船型変形、格子生成、CFD 計算、馬力推定を、それぞれ手動もしくは自動により実施し、得られた結果を評価するという作業を繰り返し実施することで最適な船型を探索していた。性能推定結果から、船型変更による新たな形状作成までは、人の判断に委ねられるため、開発期間内では限られた隻数しか評価できず、最適な形状が得られていない可能性がある。また、経験的な形状変形を行うことが多く、経験の範囲外である予期せぬ新形状が得られる可能性は少ない。船型最適化技術を用いる場合、自動的に形状を探索するため、設計者の意思が入らず、新形状が得られる可能性がある。また、船型作成から評価まで全て自動化されるため、評価できる隻数も増加する。最適化技術を用いるには、船型の評価方法を決定する必要があるが、抵抗値等 1 つの要素に着目すると船体全体の性能評価とはならない。そこで、本研究では、実用的な船型最適化手法を検討するため、船体後半部における性能要素を全体的に考慮できるように、制動馬力 BHP (Brake Horse Power) が最小となるように CFD を用いて船尾船型の最適化を実施する。

また、最適化手法に従来から用いられてきた非線形計画法の1つである逐次2次計画法SQP (Sequential Quadratic Programming) と、逐次近似最適化手法SBO (Surrogated-Based Optimization) を用いた船尾船型最適化手法を構築する。SBO を最適化手法に用いることで、CFD を用いた船型最適化において、効率的に大域的最適解が得られるかを検討する。更に、ESD の1つである船尾ダクトを考慮した船型最適化手法を構築し、船尾ダクトの考慮有無による船型最適化結果への影響について検討する。

CFD を用いた船型最適化において、効率的に大域的最適解が求められ、また、ESD を考慮した最適船型を得ることが出来れば、船体全体の性能が向上し、EEDI 規制値の達成に役立つ。更に、最適化技術の活用により、船型開発期間の短縮につながる。

1.3. 論文の構成

前述した研究背景、目的に基づき、本研究を以下のように構成している。

2章：船型最適化手法について

3章：SQP による船型最適化の計算事例

4章：水槽試験による本最適化手法の有効性検証

5章：SBO による船型最適化の計算事例

6章：プロペラ要目及び省エネ付加物を考慮した最適化

まず、2章において、本研究において構築した船型最適化手法の全体構成から、最適化を構成する各要素である船型変形法、目的関数である馬力推定法、最適化手法について述べる。3章では、従来からCFDを用いた船型最適化手法に用いられてきたSQPを採用し構築した、BHP最小化を目的とした船型最適化手法を用いて、VLCC (Very Large Crude Carrier) を最適化した実施例を示している。4章では構築した船型最適化手法の有効性を確認するために、3章で得られた最適化に基づく2船型と初期船型の水槽試験を実施し、計算結果との比較検討を行う。5章では、3章で得られた結果における局所最適解の問題点を提起し、問題の解決策として最適化手法にSBOを採用した船型最適化手法を構築している。3章で用いた初期船型であるVLCC船型を5章で構築した手法で最適化し、3章での計算結果と比較を行う。6章では、5章までは省略していた、プロペラ要目最適化及びESDを考慮した船型最適化システムを構築し、それぞれの考慮有無による最適化に及ぼす影響を検討する。最後の7章はまとめである。

2. 船型最適化手法

船型最適化を実施するには、従来の船型設計において手動で実施していた、CAD による船型変更、格子生成、CFD 計算、馬力推定をそれぞれ自動化する必要がある。従って、それぞれの項目を自動化し、最適化手法と組み合わせることで船型最適化手法を構築する。全て自動化された船型最適化手法により、人手を介さずに船型の性能評価できるため、評価隻数が増加し、性能面でより優れた船型を取得できる可能性がある。更に、自動変形するため、設計者の予期せぬ優れた形状が得られる可能性がある。

船型最適化の流れを Fig. 2.1 に示す。船型を変更し、計算格子を生成、CFD により性能要素を推定し、得られた結果から BHP を推定する。推定された BHP を目的関数として最適化手法で評価し、BHP が小さくなる船型の探索し、新たな形状を作成する、という繰り返し作業により船型最適化が実行される。次節から構築した船型最適化手法の船型変形法、馬力推定法、最適化手法について記載する。

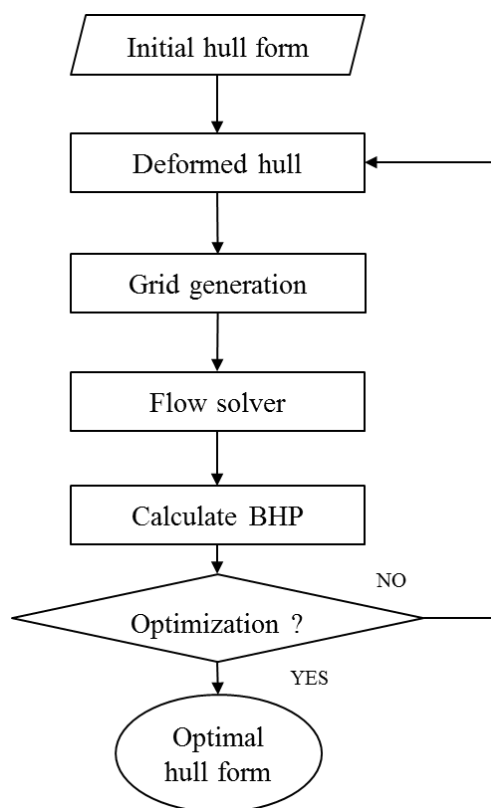


Fig. 2.1 Flow of hull optimization.

2.1. 船型変形法

船型最適化における、船尾形状変形手法は既にいくつかの方法が報告されている²⁾。本研究では、日野により報告されたフレームラインを変更する形状変形関数⁹⁾である(2.1)を基にして形状変形を行う。初期船型の幅方向座標位置 y に形状変形関数 d_i を乗じることで幅方向の座標を変更し、船体形状を変更する。形状変形関数 d_i は式(2.2)に示すように、正弦関数と2次関数の組み合わせによって定義される。Fig. 2.2 に示すように、形状変形関数 d_i に用いられるそれぞれのパラメータ A_i, B_i, C_i, D_i ($i=1,2,3,4$) はそれぞれ以下を意味している。

$A_i(x)$: 形状変形の開始位置

$B_i(x)$: 形状変形開始位置から形状変形のピーク位置までの距離

$C_i(x)$: 形状変形ピーク位置における変形量

$D_i(x)$: 形状変形の終了位置 (x_{MAX}) での変形量

ここで、形状変形関数を添え字 i は Water Line (以下、WL) 位置を示しており、 $i=1\sim 4$ はそれぞれ $z=0, d/2, 2d/3, d$ に対応し、WL 方向に4つの形状変形関数を配置している。各 WL 間はスプライン補間により変形量を算出する。

$$y_{mod} = (1 - d_i(x))y \quad (2.1)$$

$$d_i(x) = \begin{cases} C_i \sin \left\{ \frac{\pi}{2} \left(\frac{\tilde{x}}{B_i} \right)^3 \right\} & \text{if } \tilde{x} < B_i \\ \frac{D_i - C_i}{(1 - B_i)^2} (\tilde{x} - B_i)^2 + C_i & \text{if } \tilde{x} \geq B_i \end{cases} \quad (2.2)$$

ただし、

$$\tilde{x} = \frac{x - A_i}{x_{MAX} - A_i} \quad (2.3)$$

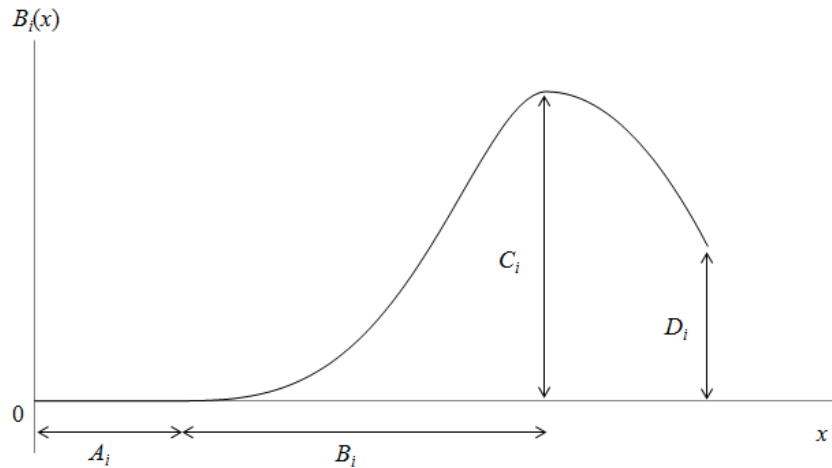


Fig. 2.2 Modification function d_i .

本研究では、より実用的なツールとして活用されるよう、最適解を得るための時間短縮のため、 $A_i(x)$ は喫水高さにおける船側平行部位置付近とした固定値を用いる (Fig. 2.3 参照)。つまり、長さ方向の変形領域は高さによらず一定である。形状変形には PLOT3D 形式¹⁰⁾のパネルデータを用いる。PLOT3D 形式の船体 y 座標位置 (船体幅方向位置) に対して、形状変形関数 d_i を用いて変形を行い、新たな PLOT3D 形式のパネルデータを作成している。 y 座標位置のみの変更であるため、Profile Line は変更されず、Frame Line のみの変更となる。また、形状変形と共に、新たなパネルデータから排水容積 ∇ を算出し、得られた排水容積を最適化の制約条件として用いる。排水容積 ∇ は、各パネルの XZ 平面の投影面積 S_{xz} と、パネル中心の Y 座標位置 y_c の積の総和によって近似的に求める。

$$\nabla = \sum S_{xz} y_c \quad (2.4)$$

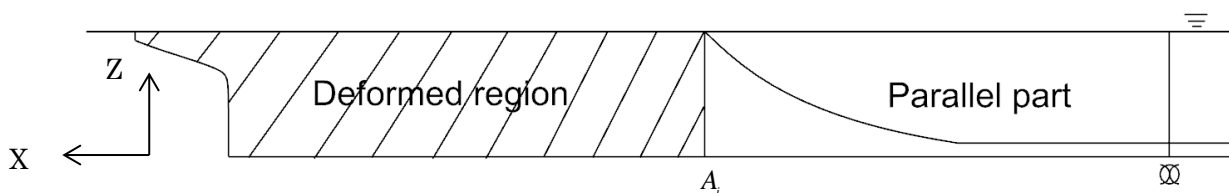


Fig. 2.3 Deformed region in hull optimization.

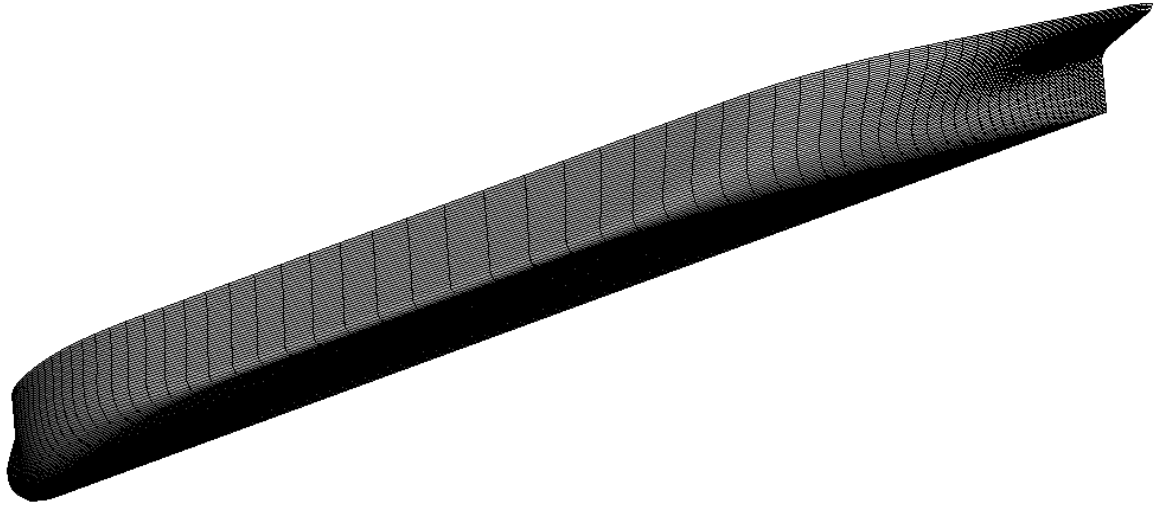


Fig. 2.4 PLOT3D data of hull.

2.2. 馬力推定法

本研究の最適化に用いる評価値は、船体後半部の全体的な性能を評価するため、BHP と設定する。BHP 算出の流れを Fig. 2.5 に示す。2.1 節の手法で変形した船体パネルデータを入力データとして、CFD 計算用の計算格子を生成する。生成した計算格子を用いて CFD 計算を実施し、形状影響係数 $(1+K)'$ 、推力減少係数 $(1-t)'$ 、伴流係数 $(1-w_T)'$ を算出する（詳細は 2.2.1 項に記載）。ジャパンマリンユナイテッド株式会社（以下、JMU）技術研究所（津）の船型試験水槽¹¹⁾にて行われた水槽試験結果と CFD 計算結果を蓄積して得られた相関係数を用いて、CFD で得られた性能要素をそれぞれ $1+K$ 、 $1-t$ 、 $1-w_T$ と修正し、水槽試験結果同等の定量性を持たせる（詳細は 2.2.3 項に記載）。CFD は模型スケールで実施しているため、実船の馬力推定を実施するには矢崎チャート¹²⁾から求めた尺度修正係数 ε_0 を用いて、式(2.5)より実船の有効伴流係数 $(1-w_s)$ を算出する。

$$1-w_s = \varepsilon_0 (1-w_T) \quad (2.5)$$

また、実船の抵抗値 R_s [N]は、実船の船体表面の粗度による抵抗増加量を表す粗度修正係数 ΔC_F を用いた式(2.6),(2.7)より求める。ここで C_{ts} は実船における全抵抗係数、 C_{fs} は実船における摩擦抵抗係数、 C_w は造波抵抗係数、 ρ は海水密度 [kg/m³]、 U は船速 [m/s]、 S は浸水表面積 [m²]である。

$$C_{ts} = C_w + (1+K)C_{fs} + \Delta C_F \quad (2.6)$$

$$R_s = \frac{1}{2} \rho U^2 SC_{is} \quad (2.7)$$

得られた全抵抗 R_s より有効馬力 EHP [W] は次のように表される。

$$\text{EHP} = R_s U \quad (2.8)$$

CFD の自航計算で得られた性能要素を基に次式により船殻効率 η_H を算出する。

$$\eta_H = \frac{1-t}{1-w_s} \quad (2.9)$$

同船種における機械効率 η_M 及び伝達効率 η_T は不変と仮定し $\eta_M \eta_T = 1/1.01$ 、またプロペラ効率比 η_R は固定値 1.02 を用いる。それぞれの船型に対して最適なプロペラ要目が変化するため、EHP 及び自航要素を用いて実船用のプロペラを設計する。プロペラは MAU (Modified AU) 型プロペラとし、実船用にプロペラ単独効率 η_o が最大かつキャビテーションによるエロージョンが発生しないよう、プロペラ要目を最適化する (詳細は 2.2.2 項に記載)。プロペラ要目最適化によって得られたプロペラ単独効率 η_o を用いて、制動馬力 BHP [W] は

$$\text{BHP} = \frac{\text{EHP}}{\eta_M \eta_T \eta_R \eta_o \eta_H} \quad (2.10)$$

と表せる。

CFD 計算格子生成及び計算法は 2.2.1 項に、得られた性能要素から実船用に最適プロペラ要目を算出する方法を 2.2.2 項に、CFD と水槽試験の相関修正方法を 2.2.3 項に記載する。

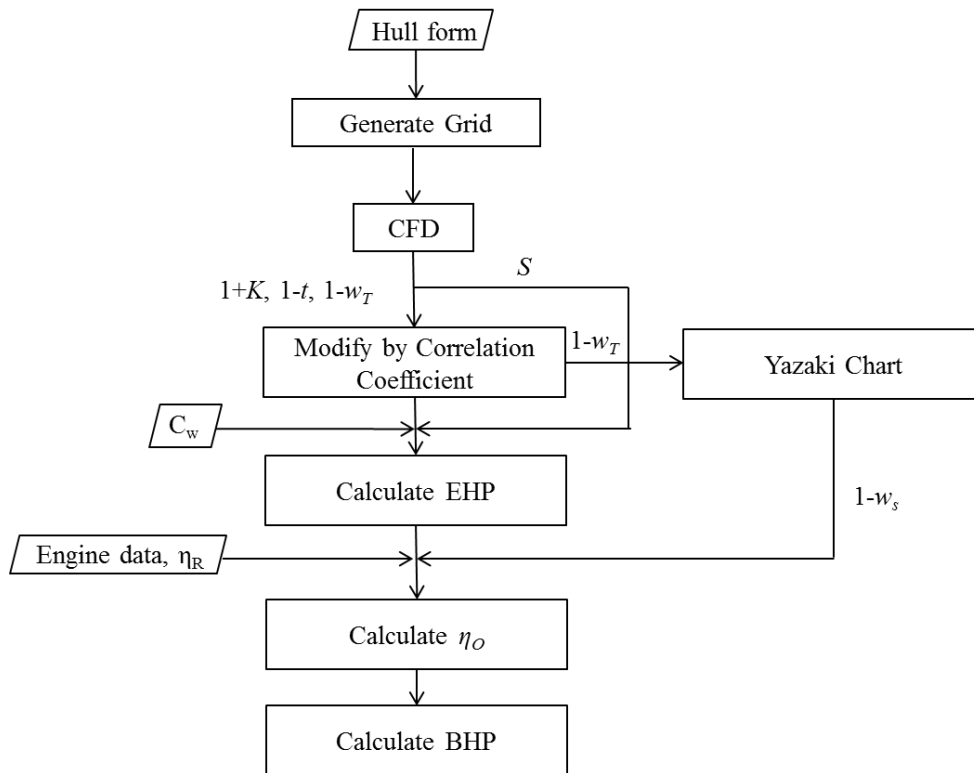


Fig. 2.5 Flow of BHP estimation.

2.2.1. CFD 計算法

計算格子は 2.1 節に示す手法で形状変形を行った PLOT3D データを入力データとして作成する。計算格子は、垂線間長を L とした際に、長さ方向には船首端から前方に L 、船尾端から後方に $1.5L$ 、幅方向は Center Line (C.L.) から両舷方向にそれぞれ L 、喫水から深さ方向に L の空間格子を用いる (Fig. 2.6 参照)。格子分割は、 $(i, j, k) = (121, 41, 61)$ とした構造格子から、格子品質が悪化しやすい船首端及び船尾端底部の四角形を三角形に分割し、外境界に向けてプリズムで押し出すように修正を加えた (Fig. 2.7 の赤丸部) 格子を使用する。船体の最小格子幅は $y+50$ となるように設定し、壁面の境界条件には壁関数を用いる。本研究では船尾の形状変形を問題としており、船尾変形についての造波抵抗が馬力に与える影響は小さいと考え、二重模型として形状影響係数及び自航要素を算出し、造波抵抗は初期船型と同等としている。各境界条件は Fig. 2.8 に示す通り、流入条件 (inlet)、流出条件 (outlet)、対称境界条件 (symmetry)、すべりなし壁条件 (wall) を設定する。

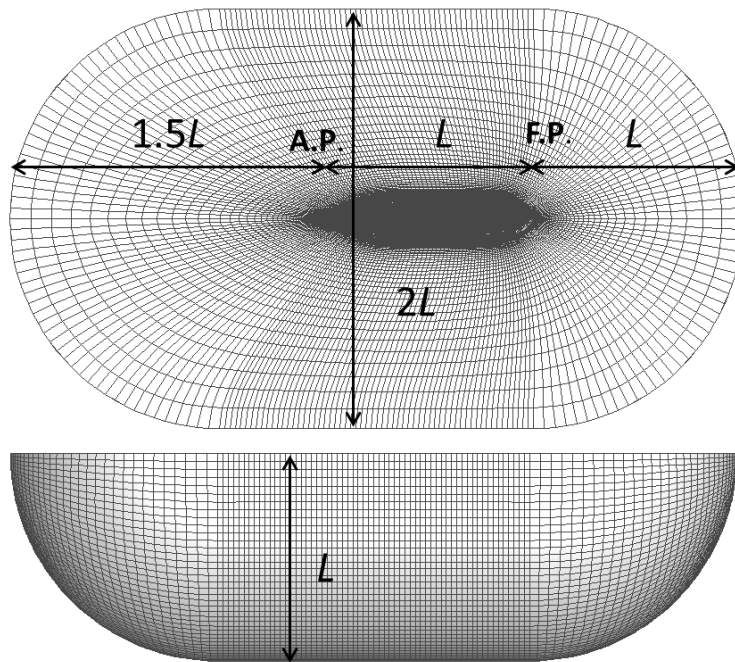


Fig. 2.6 Topology of the computational grid.

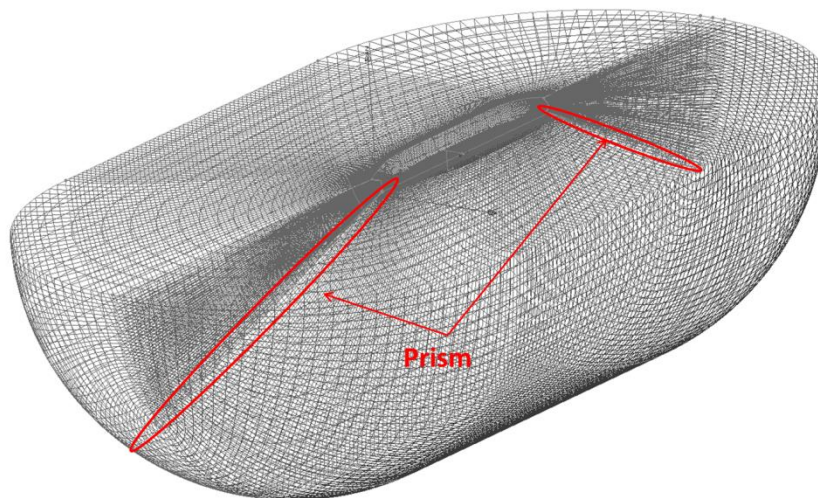


Fig. 2.7 Position of the prism grid.

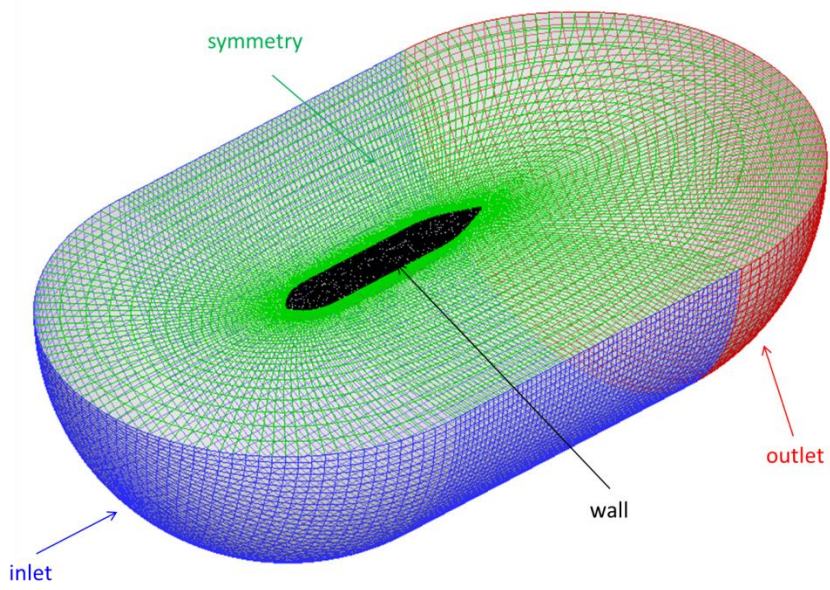


Fig. 2.8 Boundary conditions of the grid.

CFD 計算には商用コードである Fluent¹³⁾ を用いる。Fluent の支配方程式は以下のような連続の式及び運動量保存式である。Fluent の計算方法は参考文献 14 に詳しく記載されている。

$$\frac{\partial \rho}{\partial t} + \nabla \cdot (\rho \vec{v}) = S_m \quad (2.11)$$

$$\frac{\partial}{\partial t} (\rho \vec{v}) + \nabla \cdot (\rho \vec{v} \vec{v}) = -\nabla p + \nabla \cdot (\vec{\tau}) + \rho \vec{g} + \vec{F} \quad (2.12)$$

ここで、 ρ は流体密度、 \vec{v} は速度、 t は時間、 S_m はソース項、 p は圧力、 $\vec{\tau}$ は応力テンソル、 $\rho \vec{g}$ は重力体積力、 \vec{F} は外部体積力である。ソース項とは分散相の影響及びユーザ定義ソースによって連続層に加えられた質量を意味する。粘性、非圧縮、単相流を取り扱う場合、式(2.11),(2.12)はそれぞれ次のように書き換えられる。

$$\nabla \cdot \vec{v} = 0 \quad (2.13)$$

$$\frac{\partial}{\partial t} (\rho \vec{v}) + \nabla \cdot (\rho \vec{v} \vec{v}) = -\nabla p + \nabla \cdot \left[\mu (\nabla \vec{v} + \nabla \vec{v}^T) \right] + \vec{F} \quad (2.14)$$

ここで、 μ は粘性係数を示す。本研究では、粘性、非圧縮、単相流とし、計算条件を Table 2.1 に示す。乱流モデルにはせん断応力輸送 (SST) $k-\omega$ モデル¹⁵⁾ を用いる。また、圧力-速度連成アルゴリズムとしては SIMPLE を、空間の離散化には 2 次精度風上差分法を使

用する。SIMPLE アルゴリズムは、速度補正值と圧力補正值の関係を用いて、質量保存を成立させながら圧力場を求めるアルゴリズムである。

Table 2.1 Calculation conditions.

Algorithm	SIMPLE
Spatial discretization	Second order upwind
Turbulence model	SST k - ω model
Wall condition	Wall function

CFD 計算はモデルスケールで実施する。CFD 計算の全体の流れを Fig. 2.9 に示す。はじめに模型スケールにおける船体抵抗 R_m を算出する。抵抗計算の初期流れ場には、初期船型の抵抗計算で得られた結果を利用し、計算時間短縮を図っている。次に自航要素を算出するために、簡易プロペラモデル¹⁶⁾ を外部関数として組み込み、模型スケールにおける自航状態の船体抵抗から摩擦修正係数 SFC (Skin Friction Coefficient)、粗度修正係数 ΔC_f の影響分を差し引いた値が、プロペラモデルのスラスト T と釣り合うように回転数を調整して収束計算を行う。

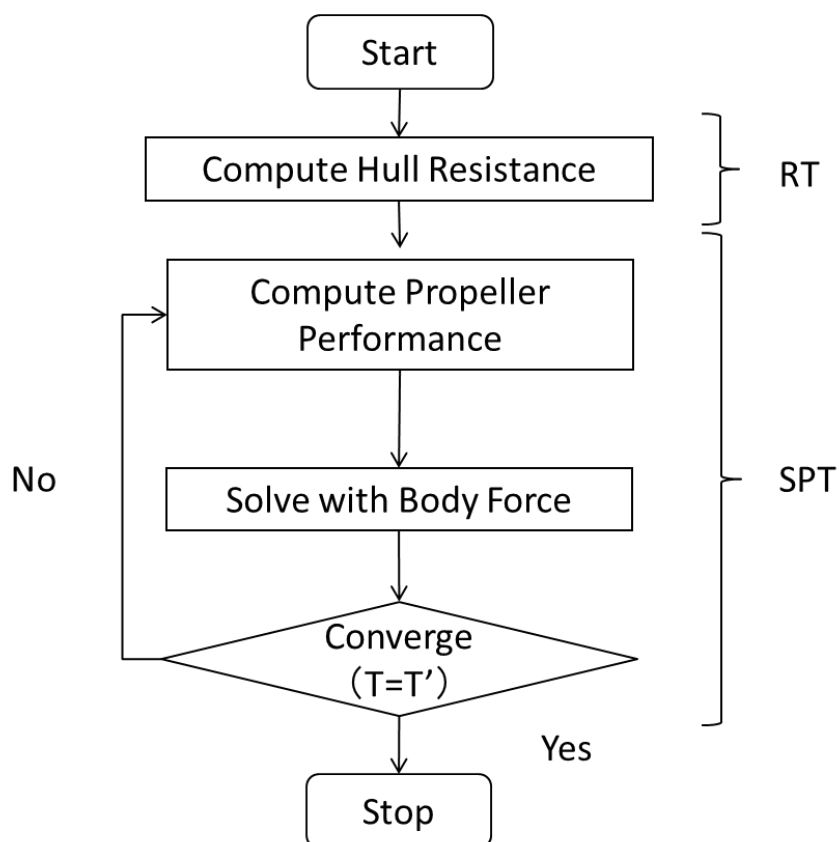


Fig. 2.9 Flow of CFD.

自航計算の具体的な手順を以下に示す。

STEP 1 流速の取得面及び体積力を与える領域の選択

流速取得面となるセルを設定する。流体力を与える領域として、プロペラ直径 D_p 以下かつプロペラボス直径 D_{Boss} 以上のドーナツ型の領域（以下、プロペラ領域）を Fig. 2.10 のように設定する。

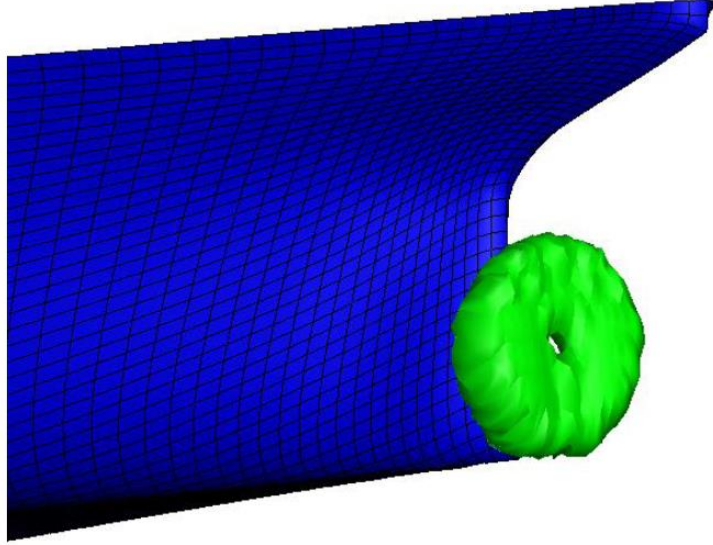


Fig. 2.10 Propeller region for giving body force.

STEP 2 船体抵抗の算出

Fluent において船体圧力を積分し船体抵抗 R_m を算出する。算出した船体抵抗から摩擦修正係数 SFC 及び粗度修正係数 ΔC_f の影響分を引いた、必要スラスト T' を算出する。本来は、造波抵抗の影響を考慮して必要スラストを求めるべきであるが、ここでは造波抵抗の影響は小さいとして省略している。

$$T' = \frac{1}{2} \rho U^2 S \left(C_m - SFC - \frac{1}{2} \Delta C_f \right) \quad (2.15)$$

STEP 3 プロペラ推力の算出

STEP 1 で設定した流体取得面から流速を算出する。プロペラ推力 T 及びトルク Q の推定式(2.16)が中武らにより提案されている。

$$T = \rho \int_{r_b}^{r_p} \left(\int_0^{2\pi} \Gamma(r, \theta) V_\theta r d\theta - \frac{1}{2} C_{pD} N c(r) \sqrt{1 + \frac{h^2}{r^2} V_{0x} V_{0\theta}} \right) dr$$

$$Q = \rho \int_{r_b}^{r_p} \left(\int_0^{2\pi} \Gamma(r, \theta) V_x r d\theta - \frac{1}{2} C_{pD} N c(r) \sqrt{1 + \frac{h^2}{r^2} V_{0\theta}^2} \right) r dr \quad (2.16)$$

ここで、 r_0, r_B はそれぞれプロペラ半径及びボス半径、 Γ はプロペラ円上の束縛渦の循環、 V_θ, V_r はプロペラ面上の軸方向及び円周方向のプロペラ流入速度、 C_{PD} はプロペラ面内の抵抗係数、 N はプロペラ翼数、 $c(r)$ は半径 r におけるコード長、 h は $0.7r$ における自由渦のピッチ比、 $V_{0x}, V_{0\theta}$ は半径 r での平均プロペラ流入速度の軸方向及び周方向成分である。本式を元にプロペラ推力 T 及びトルク Q を算出する。

STEP4 プロペラ回転数の調整

スラストのつり合い式(2.17)が満足しなければ、回転数を変更し STEP 3 へ戻る。回転数の変更方法は 2 分法により行う。満足すれば次 STEP に進む。

$$T = T' \quad (2.17)$$

STEP 5 運動量ソースを加え、CFD 計算を実施

算出されたプロペラによる影響を、設定した領域に均一に外力として与える。つまり、式(2.14)の外力項 \vec{F} にプロペラ作動における外力を与えて CFD 計算を実施する。式(2.15)により必要スラストを再度算出し、式(2.17)を満足していなければ、STEP 3 に戻る。満足すれば計算を終了する。

以上の手順で、自航要素の推定を行う。CFD では舵を省略して計算し、水槽試験と CFD 相関修正により舵影響を含むとする。

2.2.2. プロペラ設計手法

MAU 型プロペラのピッチ比 H/D 及び展開面積比 Ae を最適化することで得られた MAU プロペラを実船用のプロペラとする。あらかじめ、JMU 技術研究所（津）の船型試験水槽によってシリーズ試験された MAU プロペラの POT について翼数毎に回帰分析を行う。スラスト係数 K_r 及びトルク係数 K_Q について H/D 、 Ae 、前進率 J に対する各翼数での重回帰式を作成することで、MAU プロペラの POC は、作成した式(2.18)から算出可能となる。

$$\begin{aligned} K_r &= \sum_{i=0}^2 \sum_{j=0}^2 \sum_{k=0}^3 A_{ijk} \left(\frac{H}{D}\right)^i Ae^j J^k \\ K_Q &= \sum_{i=0}^2 \sum_{j=0}^2 \sum_{k=0}^3 B_{ijk} \left(\frac{H}{D}\right)^i Ae^j J^k \end{aligned} \quad (2.18)$$

実船用の MAU プロペラ設計手法の流れを Fig. 2.11 に示す。ここで、プロペラ翼数は固定として扱い、 $H/D, Ae$ を変数として、効率が最大となるプロペラを設計している。まず、 $H/D, Ae$ を入力値として、船級規則を満足する最小翼厚を算出する。次に、 $H/D, Ae$ から式 (2.18) を用いて推定 POC を求める。CFD により得られた性能要素 $1+K, 1-t, 1-w_t$ と実船用に設計した MAU プロペラから、式(2.5)~(2.10)を用いて、馬力推定を行う。ここでキャビテーション判定のため、バリルチャートに基づいた、キャビテーションの許容ライン内であるかを算出する。一連の流れについて、キャビ許容ライン内に収まり、かつプロペラ単独効率 η_o が最大となるように繰り返し計算を実施する。つまり、キャビテーション制約のもとで、 η_o が最大となるようにプロペラ要目を最適化することになる。プロペラ要目の最適化には多峰性はないと考え、逐次 2 次計画法である SQP を用いている。SQP については 2.3.1 項に詳しく記載する。

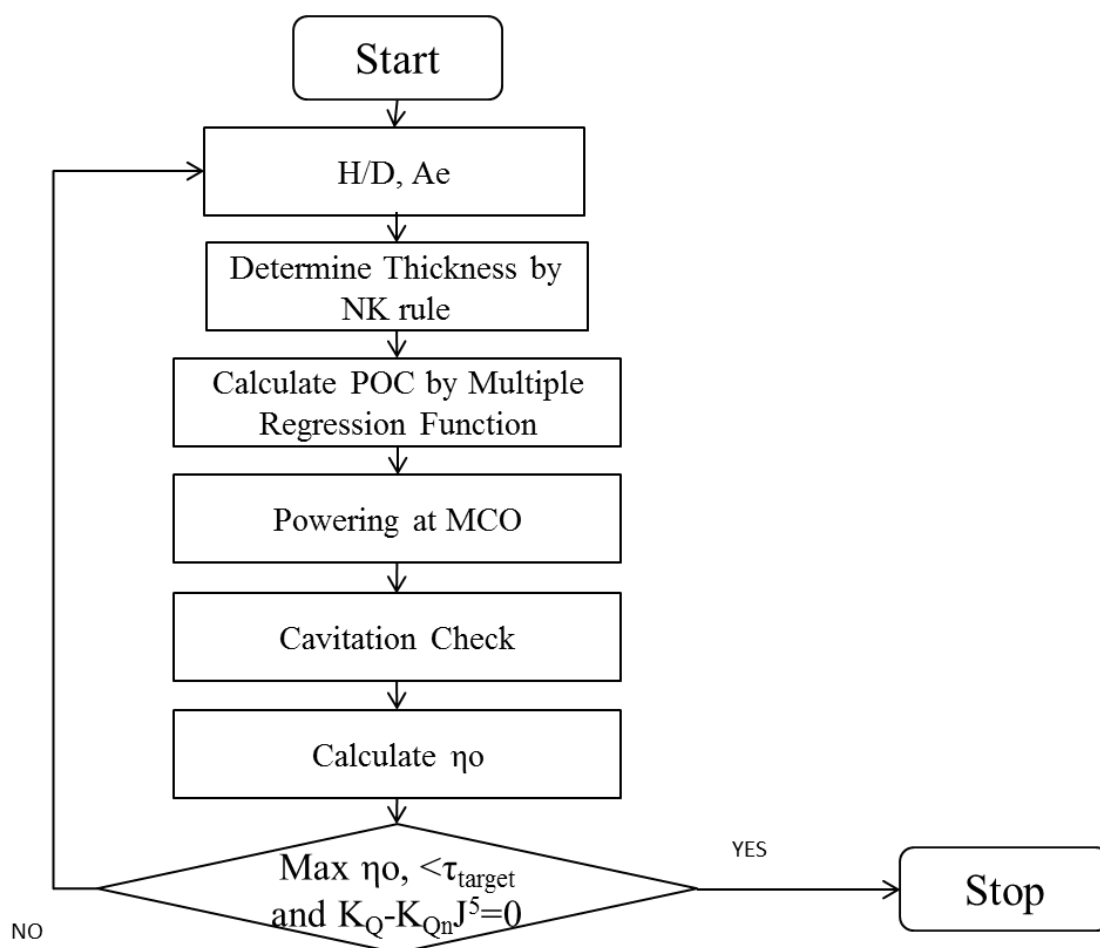


Fig. 2.11 Flow of propeller design.

2.2.3. CFD の相関修正方法

2.2.1 で示した CFD による抵抗・自航計算法では、造波抵抗を考慮していないため自航状態のプロペラ荷重度が異なる。また、CFD では舵の影響も考慮していないため、CFD で得られた各性能要素の値と水槽試験で得られた値は定量的に異なる。しかしながら、CFD 結果と水槽試験結果には相関関係があると考えられる。例えば参考文献 17, 31 では、CFD 結果と水槽試験結果の各性能要素の定性的な大小関係はおおむね一致し、実験値と計算値には良い相関関係があると報告されている。そこで、水槽試験同等の定量的な評価を行えるよう、CFD で得られた結果に、CFD-水槽試験の相関修正を行う。相関式は Fig. 2.12 に示すように、過去に JMU 津の船型試験水槽で実施した水槽試験結果と CFD による結果の関係を最小二乗法により求めた 1 次近似式で表す。得られた係数 $a_{1+K}, b_{1+K}, a_{1-t}, b_{1-t}, a_{1-w_T}, b_{1-w_T}$ より、CFD 計算で得られた各性能要素 $(1+K)_{CFD}, (1-t)_{CFD}, (1-w_T)_{CFD}$ を水槽試験同等の値 $(1+K)_{EXP}, (1-t)_{EXP}, (1-w_T)_{EXP}$ となるよう修正を加える。

$$\begin{aligned}
 (1+K)_{EXP} &= (1+K)_{CFD} a_{1+K} + b_{1+K} \\
 (1-t)_{EXP} &= (1-t)_{CFD} a_{1-t} + b_{1-t} \\
 (1-w_T)_{EXP} &= (1-w_T)_{CFD} a_{1-w_T} + b_{1-w_T}
 \end{aligned}
 \tag{2.19}$$

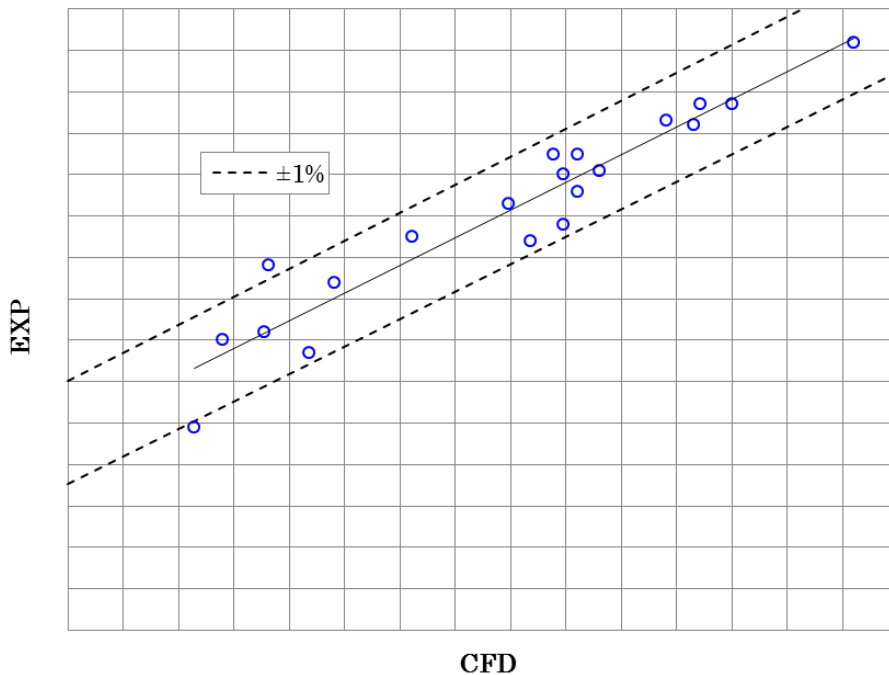


Fig. 2.12 An example of correlation coefficient.

2.3. 最適化手法

最適化手法には、数多の手法が開発されている。特に、船型最適化問題における最適化手法には、逐次二次計画法 SQP、遺伝的アルゴリズム GA、焼きなまし法 SA 等が用いられてきた。CFD を用いた船型最適化においては主に SQP が用いられている。線形造波理論やランキンソース法に基づく評価関数では、SQP の他に、GA、SA による船型最適化事例が報告されている¹⁸⁾¹⁹⁾。SQP、GA、SA には Table 2.2 に示すように、利点と欠点が存在する。SQP は最適解を得るまでの期間は短い、評価関数に多くの凹凸が存在するような多峰性がある場合は、局所最適解に陥り易く、大域的最適解が求められない可能性がある。Fig. 2.13 に示すように、設計パラメータに対して評価関数に多峰性があると、勾配を求めて最適解を探索する手法では、初期値によって局所最適解に陥る可能性が考えられる。一方、GA 及び SA は局所最適解に陥らず、大域的最適解が得られやすい手法として知られている。ただし、最適解を得るまでに多大な評価回数を要するため、1 回あたりの評価時間が長い最適化問題には適していない。本研究では、船尾の性能要素全体を捉えるために、CFD を用いて評価値を算出しており、1 回の評価に少なくとも十数分の時間を要する。本研究に限らず、CFD 計算は計算機が進歩した現在でも時間を要することが多い。つまり、限られた短期間の間に解を導かなければならない設計現場においては、長い解析期間を要する CFD を用いて評価を行う場合、GA などを用いた最適化手法を用いることは現実的ではない。最適解を得るまでの期間短縮かつ、大域的な最適解を得る手法として近年、逐次近似最適化手法 SBO が開発されている²⁰⁾。工学分野を対象とした SBO による最適化事例が、航空機分野を主として報告されている²¹⁾。現状のコンピュータ性能では GA、SA 等の最適化手法は CFD を用いた最適化には不向きであると考え、本研究の最適化手法には、従来の船型最適化手法として主に用いられている SQP、及び SBO それぞれの最適化システムを構築し、2 種類の船型最適化手法の比較検討を実施している。2.3.1 項には SQP、2.3.2 項には GA、2.3.3 項には SBO それぞれの手法について記載し、2.3.4 項では紹介した 3 手法において理論解をもつ単峰性問題及び多峰性問題の計算例を紹介し各手法にどのような特徴があるかを示す。

Table 2.2 Characteristics of each optimization methods.

	SQP	GA & SA	SBO
Global optimization	×	○	○
Evaluation time	○	×	○

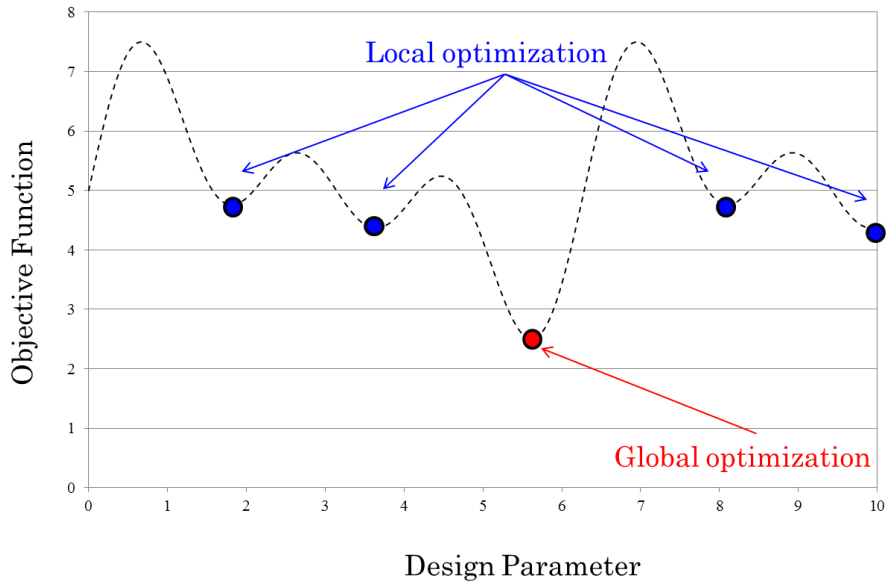


Fig. 2.13 An example of local and global optimization.

2.3.1. 逐次 2 次計画法 SQP

逐次 2 次計画法 SQP (Sequential Quadratic Programming) は制約条件付き非線形問題の最適化手法の 1 つであり、制約条件付き最小化問題の有力な数値解法の 1 つとなっている。SQP は 2 次計画部分問題を繰り返し解くことにより最適解を得る手法である。

最小化問題(2.20)を考える。 $f(x)$ は目的関数、 $h_i(x)$ は等号制約条件、 $g_i(x)$ は不等号制約条件、 x は設計変数である。 N は等号制約条件の数、 M は不等号制約条件の数である。本研究では目的関数 $f(x)$ が BHP、設計変数 x は船型の形状変更パラメータ、制約条件 $g_i(x)$ は排水量の下限值、幅の最大値等となる。

$$\begin{aligned}
 & \text{目的関数 : } f(x) \\
 & \text{制約条件 : } h_i(x) = 0, \quad i = 1, 2, \dots, N \\
 & \quad \quad \quad g_i(x) \leq 0, \quad i = 1, 2, \dots, M
 \end{aligned} \tag{2.20}$$

式(2.20)の最小化問題を SQP で解く具体的な手順を STEP 1~7 として以下に示す。

STEP 1

初期値 x_0 と n 次正定値対象行列 B_0 を決める。($k=0$)

STEP 2

制約条件付き最適化問題の二次計画部分問題である式(2.21)を解き、探索ベクトル d を

求める。制約条件は、 $h_i(x)$, $g_i(x)$ を x_k まわりに 1 次の項までテーラー展開したものである。

$$\begin{aligned}
 \text{目的関数} \quad & \nabla f(x_k)^T d + \frac{1}{2} d^T B_k d \quad \rightarrow \quad \text{最小化} \\
 \text{制約条件} \quad & h_i(x_k) + \nabla h_i(x_k)^T d = 0, \quad i=1,2,\dots,N \\
 & g_i(x_k) + \nabla g_i(x_k)^T d \leq 0, \quad i=1,2,\dots,M
 \end{aligned} \tag{2.21}$$

不等号制約条件、等号制約条件に対応するラグランジュ乗数ベクトルを λ_{k+1}, μ_{k+1} とする。

STEP 3

$(x_k, \lambda_{k+1}, \mu_{k+1})$ が、式(2.20)に対して KKT 条件 (Karush-Kuhn-Tucker condition) を満たしているかを判断し、満たしていれば反復を終了し、満たしていなければ、STEP 4 へ進む。

KKT 条件

$$\begin{aligned}
 \nabla_x L(x, \lambda, \mu) &= \nabla f(x_k) + \sum_{i=1}^M \lambda_i \nabla g_i(x_k) + \sum_{j=1}^N \mu_j \nabla h_j(x_k) = 0 \\
 g_i(x_k) &\leq 0 \\
 h_j(x_k) &= 0 \\
 \lambda_i &\geq 0, \quad i=1,2,\dots,M \\
 \lambda_i g_i(x_k) &= 0, \quad i=1,2,\dots,M
 \end{aligned} \tag{2.22}$$

STEP 4

ステップ幅 α_k を決定する。

I. $\beta_{k,1} = 1, j=1$ とおく。

II. 直接探査評価関数

$$\theta_\delta(x) = f(x) + \delta \max(0, g_1(x), \dots, g_M(x), |h_1(x)|, \dots, |h_N(x)|) \tag{2.23}$$

に対して

$$\theta_\delta(x_k + \beta_{k,j} d_k) \leq \theta_\delta(x_k) - \omega \beta_{k,j} d_k^T B_k d_k \tag{2.24}$$

ならば、 $\alpha_k = \beta_{k,j}$ として STEP 5 へ進む。式 (2.24) を満たさなければ、III に進む。

ここで、 δ はペナルティパラメータ、 ω は一般的に 0.2 もしくは 0.1 が用いられ、ここでは 0.1 を用いる。

III. $\beta_{k,j+1} = \tau\beta_{k,j}, j = j+1$ として II に戻る。ここで τ は 0.5 を用いる。

STEP 5

$x_{k+1} = x_k + \alpha_k d_k$ とする。

STEP 6

Powell の修正 BFGS 公式(2.25)より行列 B_k を更新し、 B_{k+1} を生成する。

$$B_{k+1} = B_k - \frac{B_k s_k s_k^T B_k}{s_k^T B_k s_k} + \frac{\eta_k \eta_k^T}{s_k^T \eta_k} \quad (2.25)$$

ただし

$$\begin{aligned} s_k &= x_{k+1} - x_k \\ y_k &= \nabla_x L(x_{k+1}, \lambda_{k+1}, \mu_{k+1}) - \nabla_x L(x_k, \lambda_{k+1}, \mu_{k+1}) \\ \eta &= \phi y_k + (1 - \phi) B_k s_k \\ \phi &= \begin{cases} 1, & s_k^T y_k \geq 0.2 s_k^T B_k s_k \\ \frac{0.8 s_k^T B_k s_k}{s_k^T (B_k s_k - y_k)}, & s_k^T y_k < 0.2 s_k^T B_k s_k \end{cases} \end{aligned}$$

STEP 7

$k = k+1$ として STEP 2 へ戻る。

本研究では、以上の手法を元に作成された ASNOP (Application System for Nonlinear Optimization Problems) コード²²⁾ に改良を加えたものを使用している。

2.3.2. 遺伝的アルゴリズム GA

遺伝的アルゴリズム GA は、自然界の生物の進化過程を模擬した最適化アルゴリズムである。Fig. 2.14 に示すように、生物進化の過程では各個体の集団 (Population) の中で、環境適用度の高い個体が生き残り (Selection)、更に生き残った個体の交配 (Crossover) 及び突然変異 (Mutation) により次世代集団が形成される。世代交代が順次行われることにより、環境適用度のより高い個体が増加する。この生物進化の過程を利用して最適解を

得る手法が GA である。各個体の集団が収束すると、全ての親がほぼ同じ個体となり、交叉を実施しても意味がなくなる。そこで、自然界に生じる突然変異を加えることで局所最適解への収束を防いでいる。

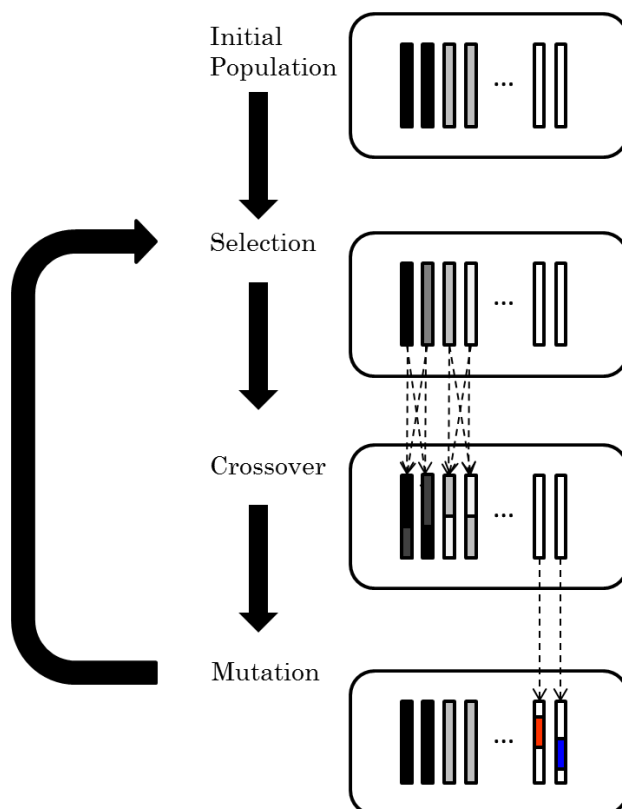


Fig. 2.14 Flow of GA.

一般的な GA では、0 または 1 で個体情報を表現している。データが蓄えられる個々の場所を遺伝子座、遺伝子座に蓄えることが出来るデータを対立遺伝子という。対立遺伝子を複数並べた列を染色体という。この染色体に実数を入れるために GA ではバイナリーコーディング (Binary Coding)、グレーコーディング (Gray Coding) の 2 手法がよく用いられる。バイナリーコーディングでは染色体を $[s_1, s_2, \dots, s_l]$ とした場合、実数 x は次のように表現できる。

$$x = x_s + \frac{x_e - x_s}{2^l - 1} \sum_{i=1}^l s_i 2^{l-i}, \quad s_i \in \{0, 1\} \quad (2.26)$$

ここで、 l は遺伝子座の数、 $[x_s, x_e]$ はコーディングの範囲である。バイナリーコーディングでは、2進数表記である染色体を10進数表記に変換し、コーディング範囲で修正して実数 x を得る手法である。しかし、バイナリーコーディングでは、ハミングの壁と呼ばれる問題がある。例えば、10進数である表現型では7と8は隣り合うが、2進数である遺伝子型では[0111]、[1000]となり、遺伝子型での不連続性が最適化に問題を与える可能性がある。そこでこの問題を解決しようとしたグレーコーディングが登場している。グレーコーディングは表現型で隣り合う数字が遺伝子型でも隣り合うように修正を加えたものであり、次のように表現される。

$$x = x_s + \frac{x_e - x_s}{2^l - 1} \sum_{j=1}^l \left(\bigoplus_{j=1}^i s_j \right) 2^{l-i}, \quad s_i \in \{0,1\} \quad (2.27)$$

ここで、 $\bigoplus_{j=1}^i s_j$ は s_1 から s_i までのデータを足し合わせ、2で割った時の余りを示す。グレーコーディングを用いることで、バイナリーコーディングに存在したハミングの壁が解消されるため、ここではグレーコーディングを用いる。

本研究で用いたGAにより式(2.20)の最適解を求める具体的な手順を以下STEP 1~4に示す。

STEP 1 初期集団の生成

設計変数 x の初期値 x_0 をランダムもしくは一様分布で生成し、初期集団 $P(t=0)$ を形成する。生成された設計変数 x_0 について、グレーコーディングを用い、表現型から遺伝子型に変換する。

STEP 2 集団 P 内の個体について、適用度を基に淘汰操作を適用

集団内の各個体の選択・淘汰方法は種々提案されているがここでは、ルーレット選択 (roulette wheel selection) 及びトーナメント選択 (tournament selection) を用いる。ここで選択された個体が親個体となり、親個体の集団が $P'(t)$ となる。

(1) ルーレット選択

ルーレット選択は、集団内の各設計変数 x から求めた目的関数 $f(x)$ を適用度関数 f_i に変換し、式(2.28)により選択確率 p_i を算出し、選択・淘汰を実行する。選択確率 p_i はある個体 i が各々の選択で選ばれる確率となるため、適用度の高い個体が、選択され易くなっている。 N は集団内の個体数である。

$$p_i = \frac{f_i}{\sum_{i=1}^N f_i} \quad (2.28)$$

ここで、目的関数と適用度関数の関係を考えると、必ずしも目的関数＝適用度関数とはならない。例えば、目的関数が正負どちらの値も取り得る場合は(2.28)式の右辺の分母が成立しなくなる。最小化問題を解く場合は適用度関数に目的関数の逆数等を用いる必要がある。ここでは、前述した問題を避けるため、ニューラルネットワークにおいて神経細胞の入出力関係を算出する関数の1つである、シグモイド関数を用いる。

$$f_i = \frac{1}{1+e^{f(x)}} \quad (2.29)$$

式(2.29)は単調減少関数であり、最小化問題に用いることが可能である。

(2) トーナメント選択

トーナメント選択は、集団内からランダムでいくつかの個体を取り出し、その中で最も適用度の高い個体を決定論的に選択する方法である。この選択方法を必要回数繰り返すことで次世代の親個体を選択する。ここでは、2個体を選択してトーナメント選択を実施している。

(3) エリート保存

各個体の中で、最も適用度の高い個体を次世代に残す手法をエリート保存と呼ぶ。この操作により、次世代の適用度の最大値が、現世代の適用度の最大値を下回ることを防ぐ。多様性確保のため、ここでは、エリート保存する個体数は1つとする。

STEP 3 交叉操作を適用

各親個体が持つ対立遺伝子を、ある確率で他の親と交配する。交配方法としては、1点交叉、多点交叉、一様交叉等が提案されているが、ここでは1点交叉を用いる。1点交叉は、染色体内のある一か所をランダムに選び、親個体1の交叉点より前の染色体と、親個体2の交叉点より後ろの染色体を組み合わせて子個体を生成する。同様に親個体2の交叉点より前の染色体と親個体1の交叉点より後ろの染色体を合わせて子個体を生成する。生成された子個体の集団を $P''(t)$ とする。

STEP 4 突然変異を適用

STEP 3 で生成された子世代に対して、ある確率で0から1、または1から0へとビット反転することで突然変異を実施し、次世代集団 $P(t+1)$ を生成する。

2.3.3. 逐次近似最適化手法 SBO

実際の工学設計において、目的関数が設計変数の陽関数として表せるが出来ず、数値シミュレーションや実験を通して目的関数を得られることが多い。この数値シミュレーションや実験には多大な時間やコストがかかり、できる限り少ない回数で最適解を得ることが求められる。そこで、いくつかのサンプル点から目的関数 $f(x)$ の形を近似し、近似した関数 \hat{f} に対して最適解を予測する、という反復によって最適解を探索する手法が開発され、本研究では逐次近似最適化 SBO と呼ぶ。

SBO の最適化全体の流れを Fig. 2.15 に示す。SBO では、まず、実験計画法 DoE (Design of Experiment) により初期サンプル点を算出する。DoE とは、複数因子からなる実験空間を効率的に探索する手法であり、ラテン超方格法 LHS (Latin Hypercube Sampling) ²³⁾ などがよく知られている。次に、パラメータと目的関数の関係を応答曲面法 RSM (Response Surface Model)、ガウス過程 GP (Gaussian Process) ²⁴⁾ 等を用いて近似した関数上で最適化を実施する。求めた近似関数に対して、近似精度向上及び局所最適解回避のために新たなサンプル点を追加し、再度近似関数を形成し最適解を予測する。近似関数の算出と、サンプル点の追加を繰り返し行うことによって効率的に大域的最適解を求めることが可能となる。

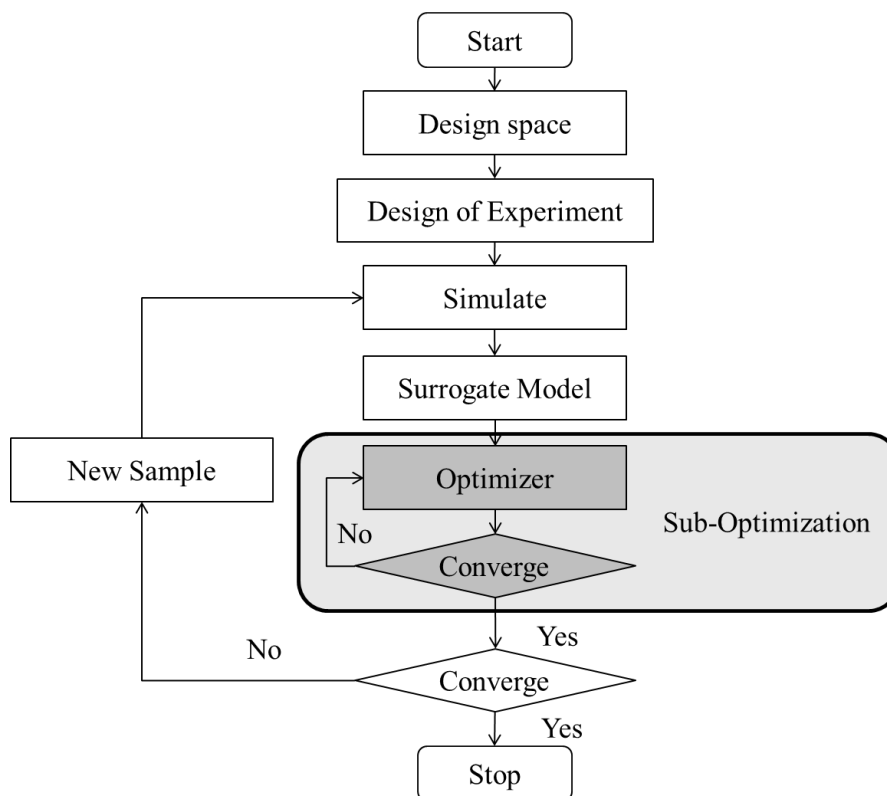


Fig. 2.15 Flow of SBO.

本研究では、商用ソフトである MACROS²⁵⁾ に含まれる SBO を使用している。SBO では、近似関数の生成と、サンプル点の追加手法が重要となる。MACROS の SBO はラテン超方格法を用いたサンプリング、ガウス過程を用いた近似モデルの作成及びサンプリング追加手法を基に開発されているため、ここでは、ラテン超方格法及びガウス過程の概要について記載する。

ラテン超方格法は Mckay らにより開発された実験計画法の 1 つである。入力パラメータである設計変数の数が d 個であり、サンプルを n 個発生させる場合を考える。 j 番目のサンプルの設計変数 x_i を x_{ij} とすると、 x_{ij} は以下のように与えられる。

$$x_{ij} = \frac{(x_{max_i} - x_{min_i})}{n} (\pi_{ij} - \varepsilon) \quad (2.30)$$

$$i = 1, 2, \dots, d$$

$$j = 1, 2, \dots, n$$

ここで x_{max_i}, x_{min_i} は設計空間における設計変数 i の最大値と最小値、 $\{\pi_{i1}, \pi_{i2}, \dots, \pi_{in}\}$ は $\{1, 2, \dots, n\}$ のランダムな並び替え、 ε は $U(0,1)$ の乱数である。式(2.30)のようにサンプル点を決定すると、Fig. 2.16 で示す通り、各設計変数を n 分割した格子空間の各行、各列で必ずサンプルが 1 つ存在することとなる。

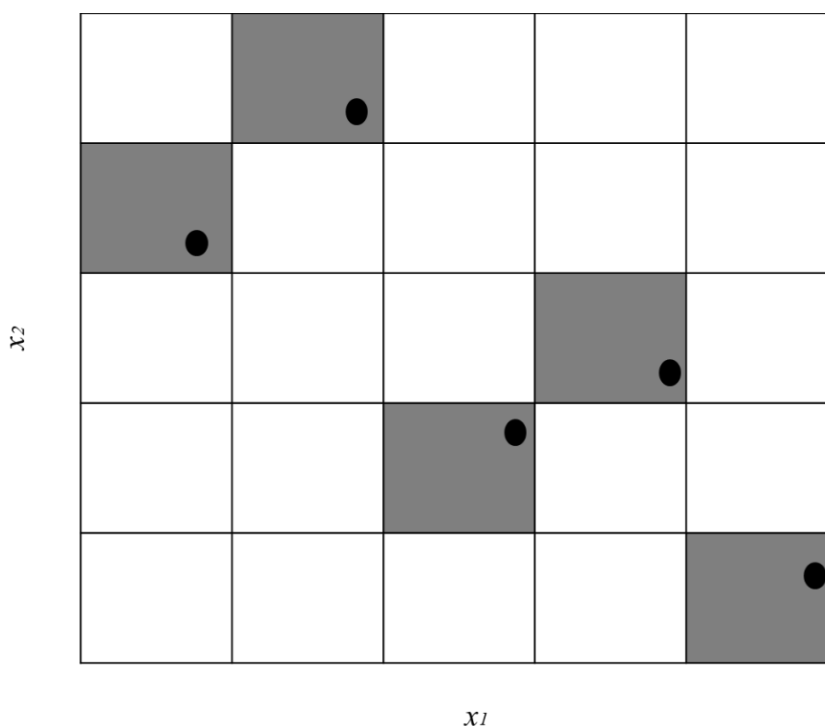


Fig. 2.16 An example of Latin Hypercube Sampling.

ガウス過程は教師あり学習の回帰分析に応用される。ここではガウス過程の概略について記載し、詳しくは参考文献 24 に記載されている。平均値関数と共分散関数が既知の学習データがガウス過程に従っていると仮定すると、未知データの平均と分散を予測することが可能となる。学習データとして、 $(X_i, Y_i); i=1, 2, \dots, n$ があらかじめ用意された場合を考える。ここで、 $X_i \in \mathbf{R}^d$ 、 $Y_i = f(X_i) \in \mathbf{R}$ である。ガウス過程回帰では、 $f(X_1), f(X_2), \dots, f(X_n)$ の結合分布がガウス分布に従うと仮定する。ガウス過程は平均値関数 $m(X)$ と共分散関数 $cov(f(X), f(X'))$ によって定義されるため、 $f(X)$ がガウス過程の場合、

$$m(X) = E[f(X)] \quad (2.31)$$

$$cov(f(X), f(X')) = E[(f(X) - m(X))(f(X') - m(X'))] = k(X, X')$$

となる。ガウス過程回帰において、平均 $E[f(x)]$ 及び共分散 $cov(f(x), f'(x))$ をそれぞれ

$$E[f(X)] = 0 \quad (2.32)$$

$$cov(f(x), f'(x)) = K$$

とすると、共分散行列 K は $K(X, X) = [k(X_i, X_j), i, j = 1, 2, \dots, n]$ と表せ、カーネル関数

$k(X_i, X_j)$ を要素とする行列となる。 Y にノイズ σ があると仮定すると、 X_{new} における回帰

モデル \hat{f} はカーネル関数 $k(X, X_j)$ と Y のノイズ σ との和を要素とする共分散行列により

次のように求められる。

$$\hat{f}(X_{new}) = k^* (K + \sigma^2 I)^{-1} Y \quad (2.33)$$

$$k^* = k(X_{new}, X) = [k(X_{new}, X_j), j = 1, 2, \dots, n]$$

ここで I は単位行列を示す。同様に X_{new} の共分散は、

$$V[\hat{f}(X_{new})] = k(X_{new}, X_{new}) + \sigma^2 - k^* (K + \sigma^2 I)^{-1} (k^*)^T \quad (2.34)$$

となる。ガウス過程回帰のカーネル関数を設定する際に、適したパラメータ a を設定することで、モデル精度が向上する。学習データから適したパラメータを推定するために、対数尤度 (式(2.35)) を最大にするように a を決定する。

$$\log p(Y/a) = -\frac{1}{2} \log |K + \sigma^2 I| - \frac{1}{2} Y^T (K + \sigma^2 I)^{-1} Y - \frac{n}{2} \log 2\pi \quad (2.35)$$

MACROS に用いられるカーネル関数を、以下に 3 種類記載する。カーネル関数の選択により近似モデル精度が左右されるため、 a が最大となるカーネル関数を使用する。

1. Squared exponential covariance function (weighted lp covariance function)

$$k(X, X'/a) = \sigma^2 \exp\left(-\sum_{i=1}^{d_m} \theta_i^2 (x_i - x'_i)^s\right), s \in [1, 2] \quad (2.36)$$

ここで、 $a = \{\sigma, \theta_i, i=1, 2, \dots, d_m\}$ である。

2. Mahalanobis covariance function

$$k(X, X'/a) = \sigma^2 \exp\left(-(-X - X')^T A (X - X')\right) \quad (2.37)$$

ここで $A \in \mathbf{R}^{d_m \times d_m}$ は正の行列であり、 $a = \{\sigma, A\}$ である。

3. The additive covariance function

$$k(X, X'/a) = \sum_{1 \leq i_1 < \dots < i_r \leq d_m} \prod_{j=1}^r k_{ij}(x_{ij}, x'_{ij}) \quad (2.38)$$

ここで $k_{ij}(x_{ij}, x'_{ij})$ は Squared exponential covariance function である。

サンプル点の追加は、改善確率 PI (Probability of Improvement) を用いた評価を実施し決定する。ここで、 PI は次のように表せる。

$$PI(x) = \Phi\left[\frac{f^* - \hat{f}(x)}{\hat{\sigma}(x)}\right] \quad (2.39)$$

$\hat{\sigma}$ は誤差の予測値、 f^* は現状の最小値、 Φ は累積ガウス分布関数であり、以下のよう
に表される。

$$\Phi(z) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^z \exp\left(-\frac{x^2}{2}\right) dx \quad (2.40)$$

追加サンプル点 x^* は次式で与えられ、これは現在最小である f^* を更に改善する可能性が最も高い値を探索することを意味している。

$$x^* = \arg \max_x PI(x) \quad (2.41)$$

式(2.39)は f^* に依存しており、設計空間の極小範囲のみを探索する可能性がある。そこで、 $PI(x)$ に代わり、 $PI(x,t)$ を導入する。実数 $t \in [0;1]$ を用いて f^* を次のように変換する。

$$f^*(t) = f_{min} - t\varepsilon|\Delta f| \quad (2.42)$$

Δf は現在の推定範囲を示し $\Delta f = f_{max} - f_{min}$ と表せる。ここで、 ε はヒューリスティックに決まる十分小さいパラメータである。本研究では局所的な探索を防ぎ、大域的な最適解を得られるよう、 $t=0.5$ と設定している。

SBO を用いて最適解を求める具体的な手順を以下 STEP 1~5 に示す。

STEP 1 設計空間の設定

設計変数の取り得る範囲を決定し、計算空間を作成する。

STEP 2 初期サンプル点の生成

実験計画法 DoE (Design of Experiment) により、初期サンプル点を生成する。

STEP 3 サンプル点の評価及び近似モデルの作成

サンプル点の評価計算を実施し、得られた解から回帰モデル $\hat{f}(X)$ を作成する。

STEP 4 追加サンプル点の算出

改善確率 $PI(x,t)$ が最大となる x を算出し、評価する。

STEP 5 収束判定

サンプル点の上限に達していなければ、新たなサンプル点を追加し、STEP3 へ戻る。上限値に達していれば計算を終了する。

2.3.4. 多峰性問題の最適化事例

2.3.1 から 2.3.3 に示した最適化手法 SQP、GA、SBO を用い、以下に示す 2 種類の関数の最適化事例を示す。

[Case 1] Rosen Suzuki Problem

Rosen Suzuki Problem (式(2.43)) は設計変数を $x_i (i=1,2,3,4)$ とした制約条件付き単峰性問題である。Rosen Suzuki Problem の最小値の理論解は $(x_1, x_2, x_3, x_4) = (0, 1, 2, -1)$ において、 $f = -44$ である。

目的関数

$$f = x_1^2 + x_2^2 + 2x_3^2 + x_4^2 - 5x_1 - 5x_2 - 21x_3 + 7x_4 \quad (2.43)$$

ただし、

$$-3 \leq x_i \leq 3 (i=1,2,3,4)$$

制約条件

$$\begin{aligned} g_1 &= -x_1^2 - x_2^2 - x_3^2 - x_4^2 - x_1 + x_2 - x_3 + x_4 + 8 \geq 0 \\ g_2 &= -x_1^2 - 2x_2^2 - x_3^2 - 2x_4^2 + x_1 + x_4 + 10 \geq 0 \\ g_3 &= -2x_1^2 - x_2^2 - x_3^2 - 2x_4^2 + x_2 + x_4 + 5 \geq 0 \end{aligned} \quad (2.44)$$

[Case 2] Bird Problem

Bird Problem (式(2.45)) は設計変数を x_1, x_2 とした制約条件付き多峰性問題である (Fig. 2.17 参照)。Bird Problem の最小値の理論解は $(x_1, x_2) = (4.7, 3.15)$ において、 $f = -106.76$ である。

目的関数

$$f = \sin(x_1) \exp\left\{(1 - \cos(x_2))^2\right\} + \cos(x_2) \exp\left\{(1 - \sin(x_1))^2\right\} + (x_1 - x_2)^2 \quad (2.45)$$

ただし、

$$-6 \leq x_1 \leq 6, \quad -6 \leq x_2 \leq 6$$

制約条件

$$g = (x_1 + 5)^2 + (x_2 + 5)^2 \geq 25 \quad (2.46)$$

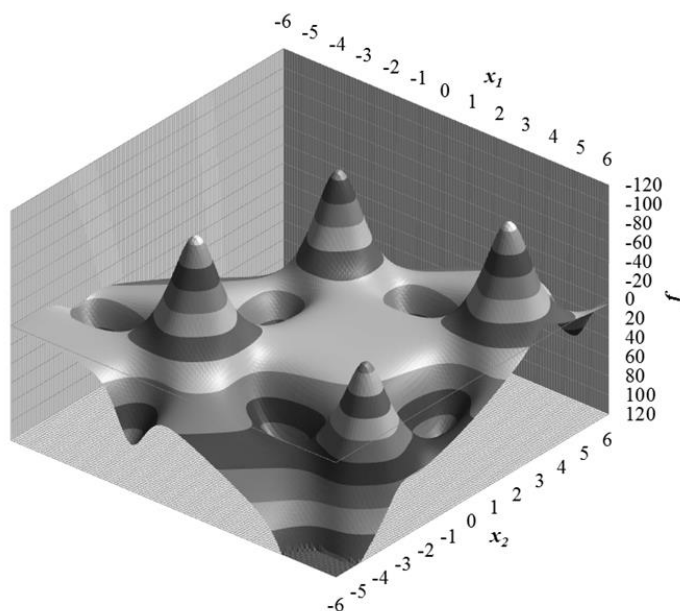


Fig. 2.17 Design space of Bird Problem.

(i) 逐次 2 次計画法 SQP

SQP では、初期値によって異なる最適解を得る可能性がある。そこで、初期値を 4 ケース設定して最適化を実施する。各関数における最適化結果と目的関数の評価回数を Table 2.3、Table 2.4 に示す。SQP では最適解を得るまでの評価回数は Case1, 2 それぞれ、164 回以下、77 回以下と少ない。単峰性問題である Case 1 では全ての初期値で理論的な最小値を得ているが、多峰性問題である Case 2 では初期値によって最適解が異なり、理論解と離れた結果となる場合がある。よって、SQP では短時間で最適解を得られるが、多峰性問題では初期値依存性があり、局所的な最適解に陥る可能性がある。

Table 2.3 Optimization results by SQP [Case 1].

Initial (x_1, x_2, x_3, x_4)	Opt (x_1, x_2, x_3, x_4)	Opt f	No. of Eval.
(0.00, 0.00, 0.00, 0.00)	(0.00, 1.00, 2.00, -1.00)	-44.00	108
(1.00, 1.00, 1.00, 1.00)	(0.00, 1.00, 2.00, -1.00)	-44.00	164
(-1.00, -1.00, -1.00, -1.00)	(0.00, 1.00, 2.00, -1.00)	-44.00	145
(-1.50, 0.00, 1.00, 1.50)	(0.00, 1.00, 2.00, -1.00)	-44.00	162

Table 2.4 Optimization results by SQP [Case 2].

Initial (x_1, x_2)	Opt (x_1, x_2)	Opt f	No. of Eval.
(5.00, -4.00)	(4.66, -3.08)	-48.41	51
(5.00, 0.00)	(4.70, 3.15)	-106.76	75
(3.00, 0.00)	(4.70, 3.15)	-106.76	77
(1.00, -4.00)	(0.10, -3.97)	16.84	56

(ii) 遺伝的アルゴリズム GA

GA では集団数により、最適解を得るまでの世代数、つまり関数の評価回数が増えるため、集団数を 20、50、100 と設定し、200 世代の世代交代を行う。選択・淘汰方法にはルーレット選択及びトーナメント選択を用いる。各世代で最も優れた個体の推移を Fig. 2.18 ~ Fig. 2.21 に示す。これより、Case 1、Case 2 とともに、ルーレット選択、トーナメント選択の両方でほぼ理論解に近い値が得られていることが分かる。ただし、GA による評価回数は集団数×世代数となるため、最適解を得るまでに非常に多くの評価が必要となる。200 世代までの最適な個体が存在する最小世代を収束とみなし、最小世代取得までに要した評価回数を Table 2.5 ~ Table 2.6 に示す。Case 1 では世代を経るにつれて微小に f が減少しているため、評価回数が非常に大きくなっている。ただし、理論解である最小値の約 1 割増の $f \leq -40$ となるにも、1000 回以上の評価回数が必要である。Case 2 では 100 世代以内に解が収束しているが、Case 1 同様、評価回数は 1000 回以上となっている。従って、GA では単峰性問題でも多峰性問題でも大域的最適解が得られるが、最適解を得るまでの評価回数が増大するといった欠点がある。

Table 2.5 Optimization results by GA [Case 1].

Selection method	Population size	Opt (x_1, x_2, x_3, x_4)	Opt f	No. of Eval.
Roulette	20	(-0.04, 1.33, 1.98, -0.74)	-42.97	3620
	50	(0.20, 0.78, 1.90, -1.10)	-43.36	9800
	100	(0.15, 0.96, 1.80, -1.25)	-43.18	17100
Tournament	20	(-0.12, 0.73, 1.99, -1.10)	-42.93	3740
	50	(0.00, 0.92, 2.02, -0.97)	-43.83	9800
	100	(0.05, 0.84, 1.98, -1.05)	-43.74	16800

Table 2.6 Optimization results by GA [Case 2].

Selection method	Population size	Opt (x_1, x_2)	Opt f	No. of Eval.
Roulette	20	(4.70, 3.15)	-106.76	1520
	50	(4.70, 3.15)	-106.76	1800
	100	(4.70, 3.15)	-106.76	4800
Tournament	20	(4.70, 3.15)	-106.76	1700
	50	(4.70, 3.15)	-106.76	4500
	100	(4.70, 3.15)	-106.76	3000

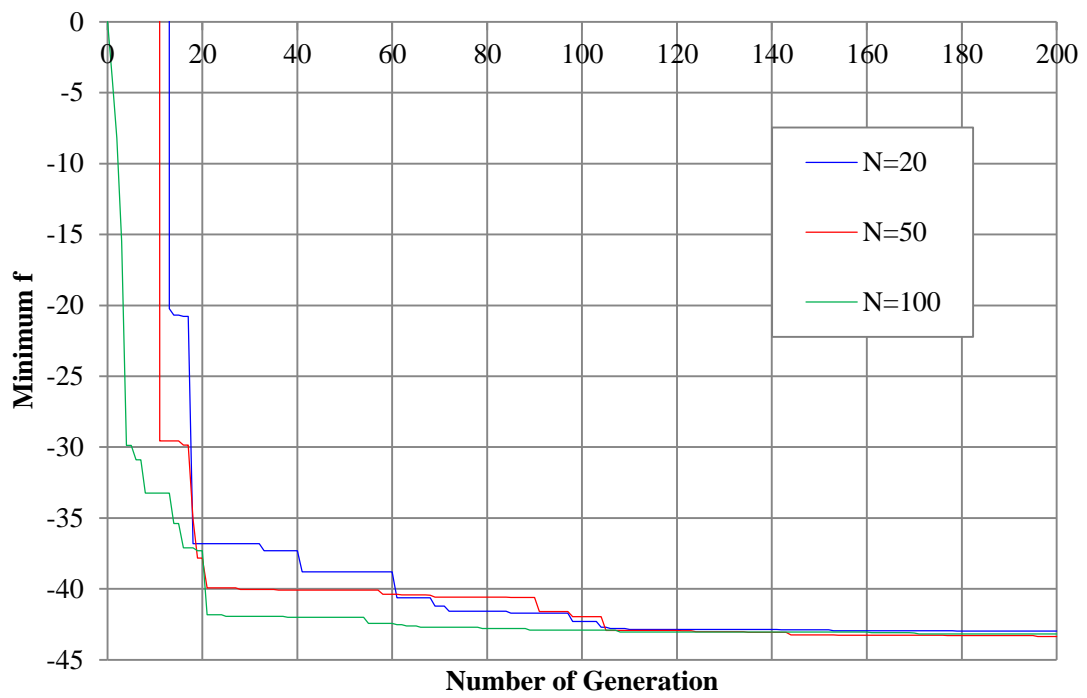


Fig. 2.18 History data of minimum f by roulette wheel selection [Case 1].

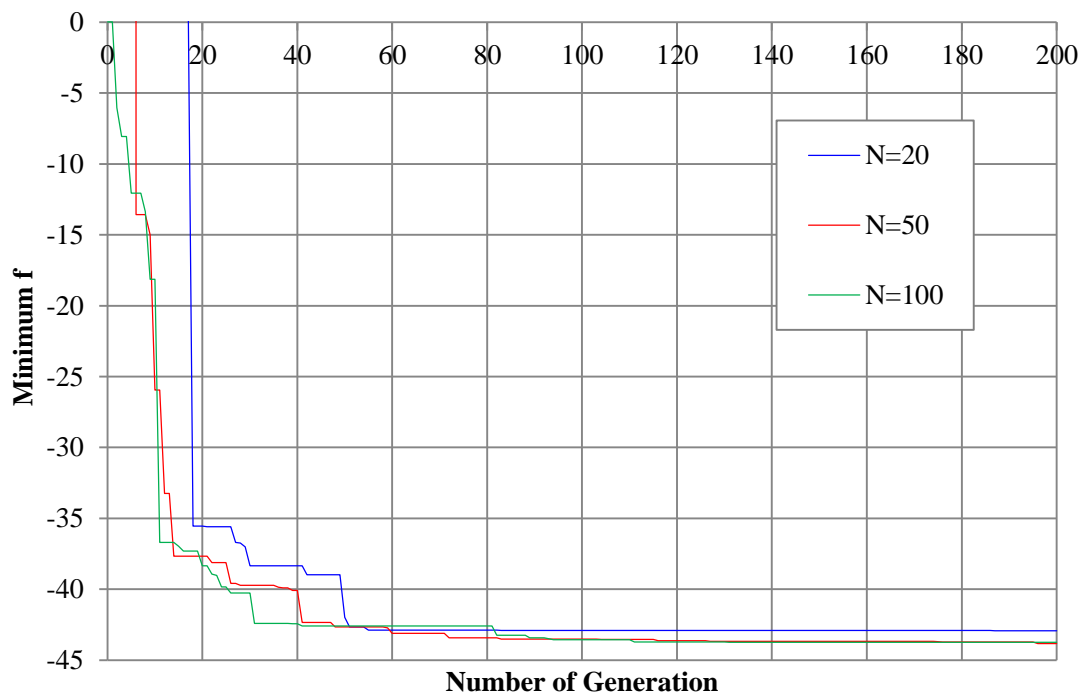


Fig. 2.19 History data of minimum f by tournament selection [Case 1].

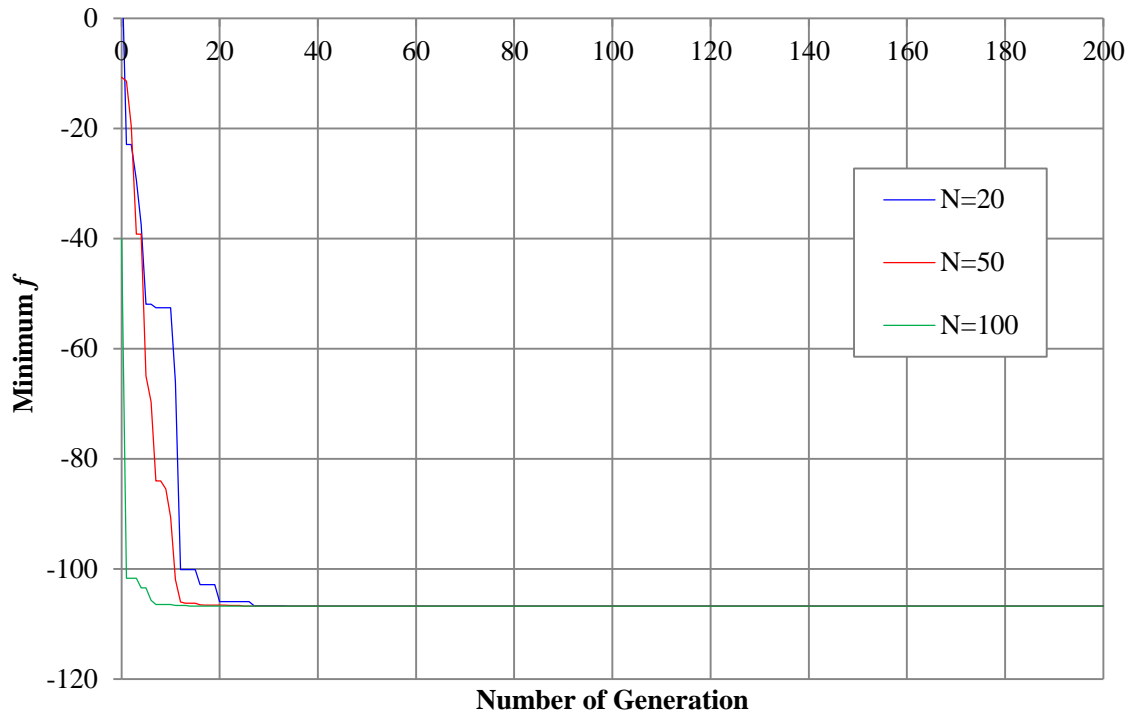


Fig. 2.20 History data of minimum f by roulette wheel selection [Case 2].

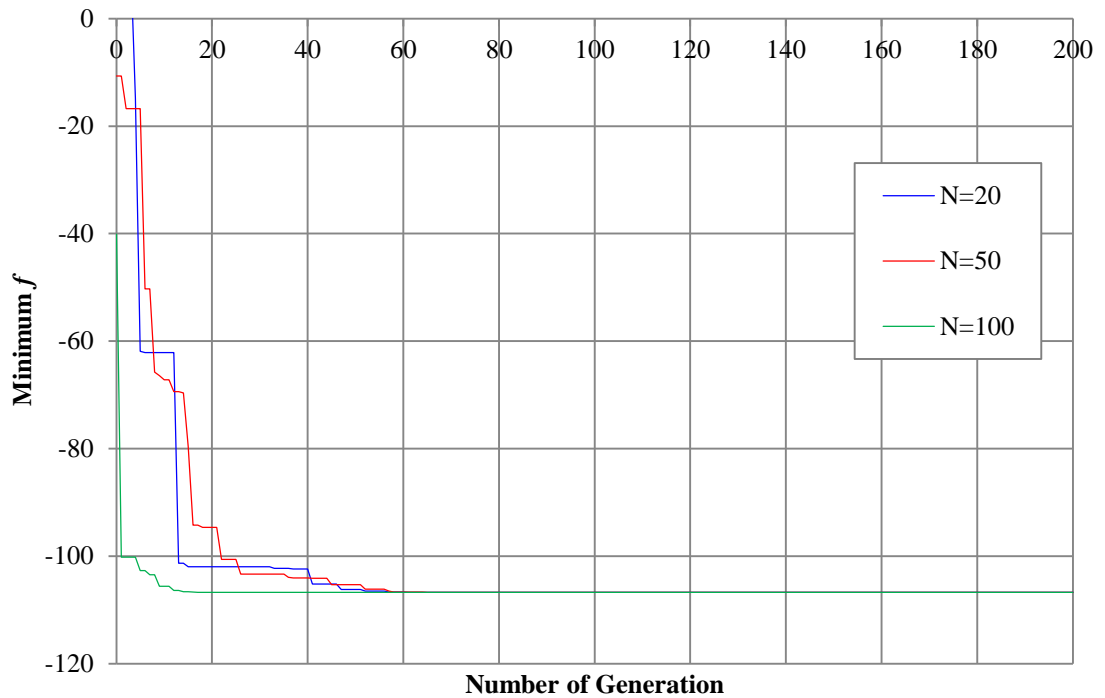


Fig. 2.21 History data of minimum f by tournament selection [Case 2].

(iii) 逐次近似最適化手法 SBO

SBO では実験計画法による初期サンプル点群の評価後に、サンプル点を追加して最適化を実施する。GA 同様に、初期サンプル点の選択手法によって、大域的最適解を得るための評価回数に違いが生じる可能性はある。しかし、SQP のように、初期サンプル点の差により得られる解が異なる可能性は小さいため、初期サンプル点は 1 ケースとし、評価回数が 30、50、100 回での最適化結果を Table 2.7、Table 2.8 に示す。Case 1、Case 2 とともに、SBO では 100 回未満の評価回数（近似関数上での評価は除く）で理論解と同等の値を得ることが出来ている。従って、SBO では、多峰性がある場合でも比較的少ない評価回数で大域的な最適解が得られることが分かる。

Table 2.7 Optimization results by SBO [Case 1].

No. of Eval.	Opt (x_1, x_2, x_3, x_4)	Opt f
30	(0.37, 1.68, 1.25, -0.38)	-32.93
50	(0.00, 1.00, 2.00, -1.00)	-44.00
100	(0.00, 1.00, 2.00, -1.00)	-44.00

Table 2.8 Optimization results by SBO [Case 2].

No. of Eval.	Opt (x_1, x_2)	Opt f
30	(4.65, 2.65)	-77.84
50	(4.75, 3.18)	-106.28
100	(4.70, 3.15)	-106.76

SQP、SBO、GA の 3 手法による最適化を比較した結果、多峰性問題の場合、SQP では局所最適解に陥る可能性があるが、SBO、GA では大域的最適解が得られることが分かる。ただし、GA では最適解を得るまでに要する評価回数が他の 2 手法と比較して多大となる。従って、計算時間を要する CFD を評価に用いた最適化を実施する際、評価値と設計変数間の関係性が単峰性ではない可能性がある場合には、SQP、GA と比較して SBO に優位性があると考えられる。そのため、本研究での船型最適化に従来から用いられてきた SQP に加え、SBO による船型最適化手法を構築し効果を検討している。

3. SQP による船型最適化

本研究で開発した SQP による船型最適化手法を用い、ULCC (Ultra Large Crude Carrier) 船型である「だいおう」をベースに作成した VLCC 船型を初期船型として、船尾フレームライン形状の最適化を実施する。船型最適化手法は 2 章に示した通りであり、ここでは最適化アルゴリズムとして SQP を使用している。

3.1. 対象船型

ULCC 船型である「だいおう」をベースに作成した VLCC 船型を対象船型とする。Table 3.1 に初期船型の主要目を示す。垂線間長が 320m、幅 60m、喫水 20m、排水容積約 315,000m³、航海速度 16 ノットを想定した船舶である。プロペラ直径は 9.8m である。船体形状は Fig. 3.1 に示すように、船首にはバルバスバウを有し、同一の横断面形状が続く船体平行部を有する一般的な形状である。主機は仮想的に Table 3.2 にように設定し、シーマージンは 15%CSO と設定した。開発した SQP による船型最適化手法に対象となる VLCC 船型をインプットデータとして与え、船尾形状の最適化を実施する。

Table 3.1 Principal dimensions of initial VLCC.

L_{pp} (m)	320.0
B (m)	60.0
d (m)	20.0
C_b	0.820
D_p (m)	9.8
V_s (knot)	16.0

Table 3.2 Main engine data

MCO	34,500 kW	74.5 rpm
CSO	26,000 kW	69.2 rpm

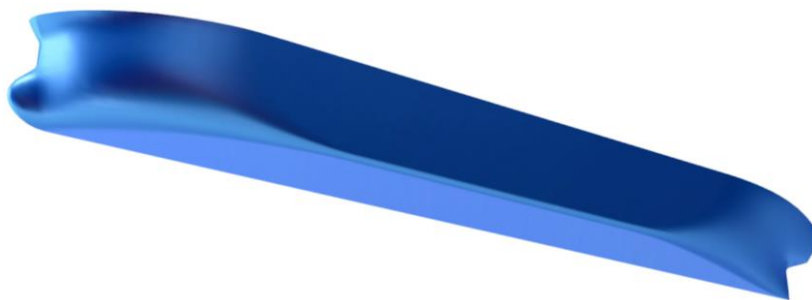


Fig. 3.1 Initial hull form (VLCC).

3.2. 計算条件

性能要素の推定には模型船スケール（1/39.2 スケール（実船プロペラ直径：9.8m、模型プロペラ直径：250mm））として、形状変形範囲は S.S.2 から A.E.までとする。S.S.2 は船体平行部より後方に位置している。馬力推定法は 2.2 節で示した手法を用いるが、ここでは簡略化のためプロペラは設計せずに、同一の POC を用いて馬力推定を実施している。プロペラ単独効率 η_o の算出には、Table 3.3 に示す要目の MAU 型プロペラの単独試験 POT（Propeller Open Test）結果により得られた POC（Fig. 3.2）を用いる。本最適化事例では、初期船型の排水量を下回らない、及び幅 B を超えないことを制約条件として与える。また、初期船型の形状が変わらないよう、設計変数の初期パラメータは、 $B_i = 0.5$, $C_i = D_i = 0 (i=1,2,3,4)$ とした。

Table 3.3 Principal dimensions of the model propeller.

Dp (mm)	250
H/D	0.6689
A_E	0.5350
Z	5

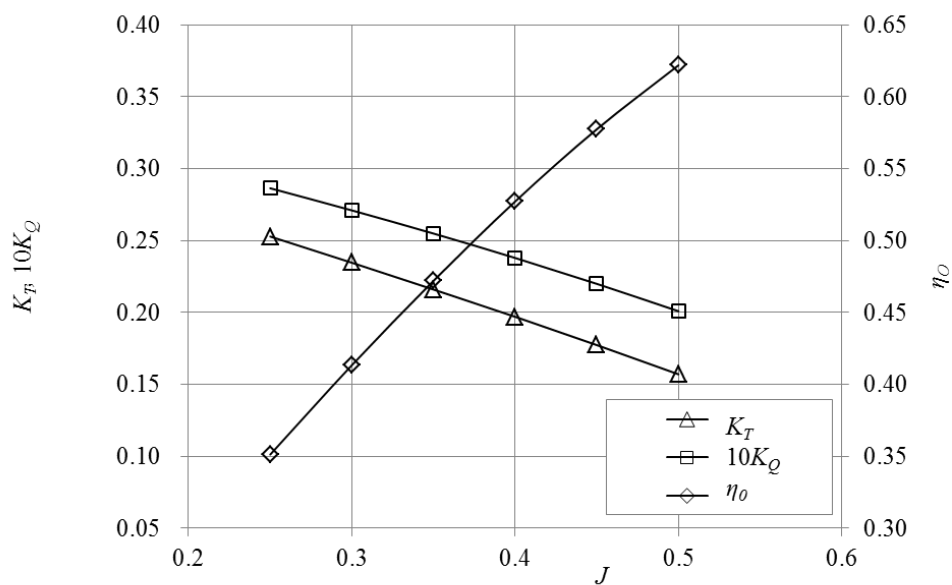


Fig. 3.2 POC data for powering.

3.3. 計算結果

最適化結果を Fig. 3.3、Table 3.4 に、初期船型、最適化過程の STEP11 船型、最終結果の STEP40 船型での船体後半部の Body Plan 比較を Fig. 3.4 に、 C_p カurve 比較を Fig. 3.5 に、Design Water Line (以下、DWL) の比較を Fig. 3.6 に示す。DWL は、最大幅位置 $y_{breadth}$ で無次元化した値 $C_{DWL} = y_{DWL} / y_{breadth}$ で比較している。STEP11、STEP40 は初期船型からの排水量増加量が 0.1%以下であり、初期船型と同等の排水量となっている。また、初期船型から STEP11、STEP40 に変形するに従い、船底部が痩せ、DWL 付近が肥っている。STEP40 の DWL 形状は初期船型、STEP11 と比較して肥っているが、おおよそ $d/2$ 位置を境に、排水量の増減が行われているため、各船型の C_p カurve にほぼ変化はない。

最適化における目的関数 BHP の変化をみると、STEP17 以外では徐々に BHP が減少しているが、STEP17 で急激に BHP が減少し、STEP18 以降は再度徐々に BHP が減少している。STEP11 と STEP40 の Body Plan を比較すると分かるように、STEP17 で船尾船底部が大きく痩せたことで、BHP に大きな変化を与えたと考えられる。船尾船底部が痩せるような V 字傾向が強まる変形は、経験的に粘性圧力抵抗が減少し、伴流が悪化することが知られている。

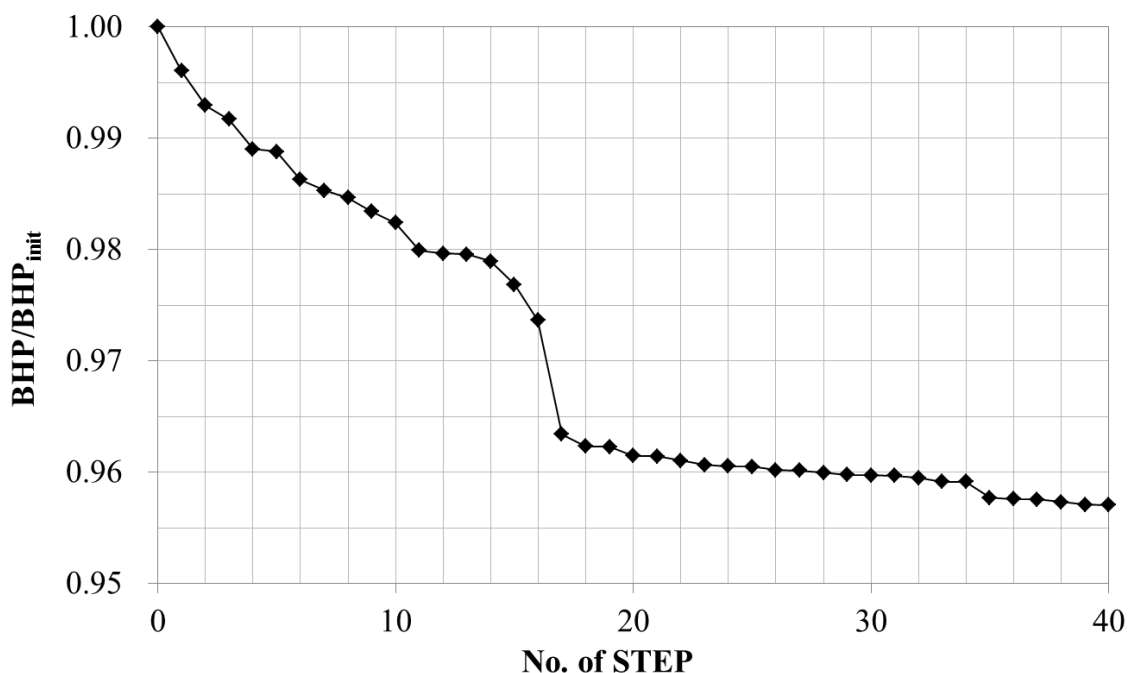


Fig. 3.3 History data of BHP optimized by SQP.

Table 3.4 Results of the optimization for VLCC by SQP.

	Disp. Volume ∇ [m]	∇ / ∇_{init}	BHP / BHP_{init}	$1 + K$	$1 - t$	$1 - w_s$
Initial hull	315,080	1.000	1.000	1.395	0.823	0.592
STEP11	315,110	1.000	0.980	1.372	0.829	0.602
STEP40	315,229	1.000	0.957	1.323	0.839	0.646

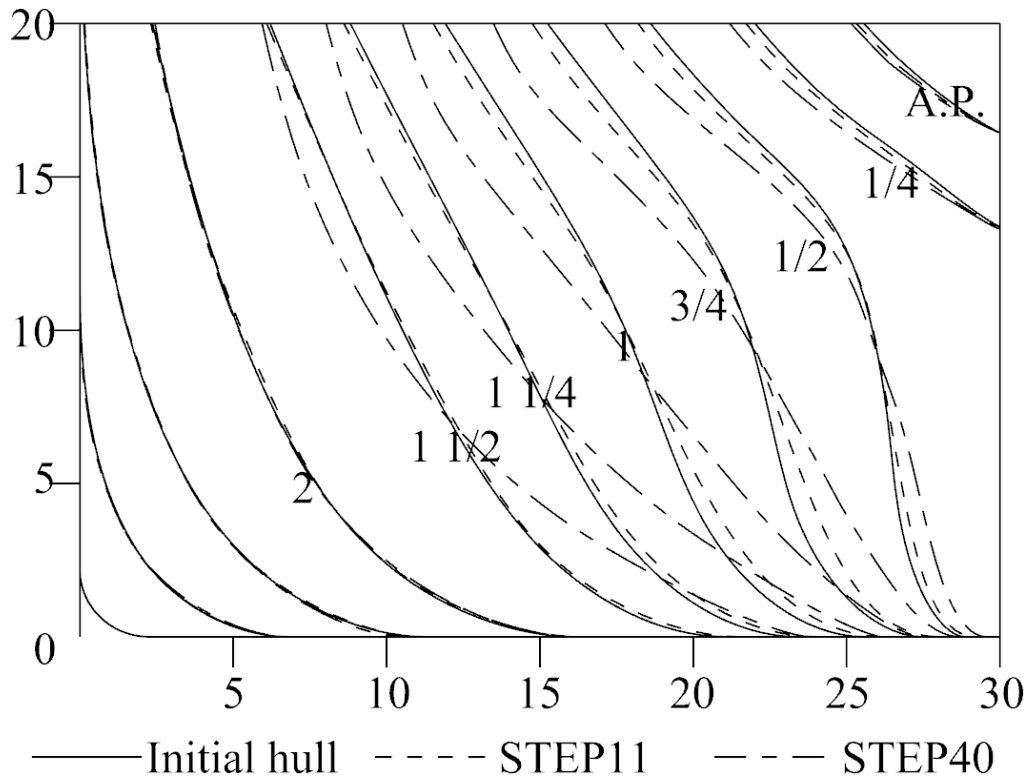


Fig. 3.4 Comparison of body plans in hull optimization by SQP.

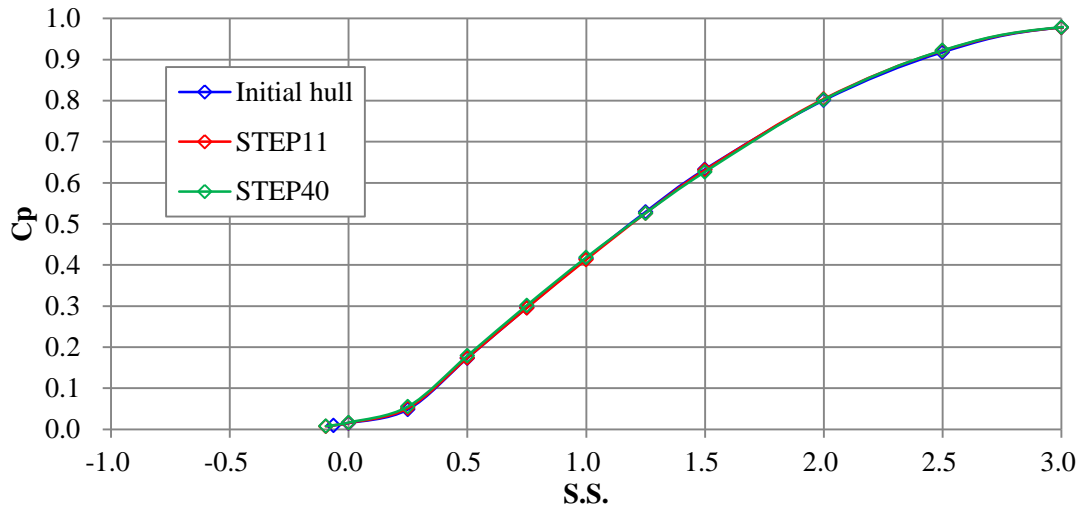


Fig. 3.5 Comparison of C_p curves in hull optimization by SQP.

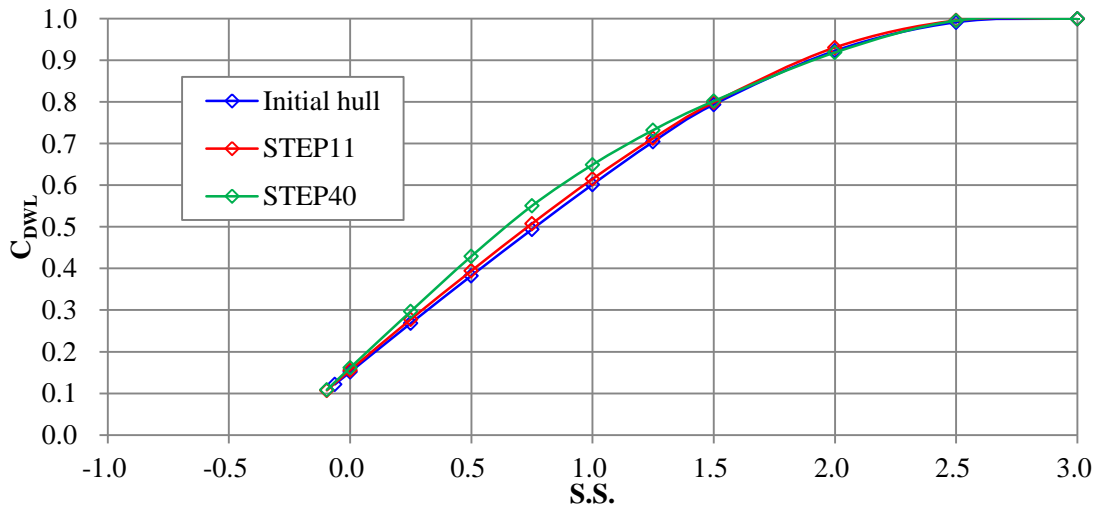


Fig. 3.6 Comparison of C_{DWL} curves in hull optimization by SQP.

Fig. 3.7 に各船型の船体後半部の圧力分布を、Fig. 3.8 にプロペラ位置における公称伴流分布を示す。圧力分布、公称伴流分布ともに、初期船型に対し、STEP11 に大きな変化はないが STEP40 では大きく変化している。STEP40 は初期船型から船底部を大きく削ったことで圧力回復が増加し、低抵抗型の船型となっていることが確認できる。一方、STEP40 の伴流分布では、初期船型及び STEP11 と比較して、伴流利得が大きく悪化していることが分かる。初期船型から STEP40 のように、抵抗と伴流の関係は経験的に相反するため、実際はこのバランスを見ながら船型開発を実施するが、本最適化結果では、伴流の悪化分を上回る抵抗低減が達成できたため BHP の減少につながっている。

自航時の圧力 P_{SLF} から抵抗時の圧力 P_{RT} を引いた $\Delta P = P_{RT} - P_{SLF}$ の分布を Fig. 3.9 に示す。

ΔP がプロペラ作動による圧力変化を表しているため、 ΔP の長さ方向積分値が大きければ $1-t$ が大きく、推進性能が向上することを意味する。初期船型からSTEP11、STEP40となるに従い $1-t$ が増加した要因は、船尾端プロペラ軸中心付近の ΔP 値が増加したためと考えられる。経験的に、船尾端を薄くすると $1-t$ が改善するとされ、本最適化結果の船尾端厚と $1-t$ の関係と一致する。

また、本計算事例では解が収束するのに40STEPを要し、CFDの評価回数としては1,000回を超えている。1船型の評価時間が10分とすると、1,000回的评价是には約1週間必要となり、実際の船型設計の場面で実用的なツールとして利用するには、最適解を得るまでの時間削減も重要な課題となる。

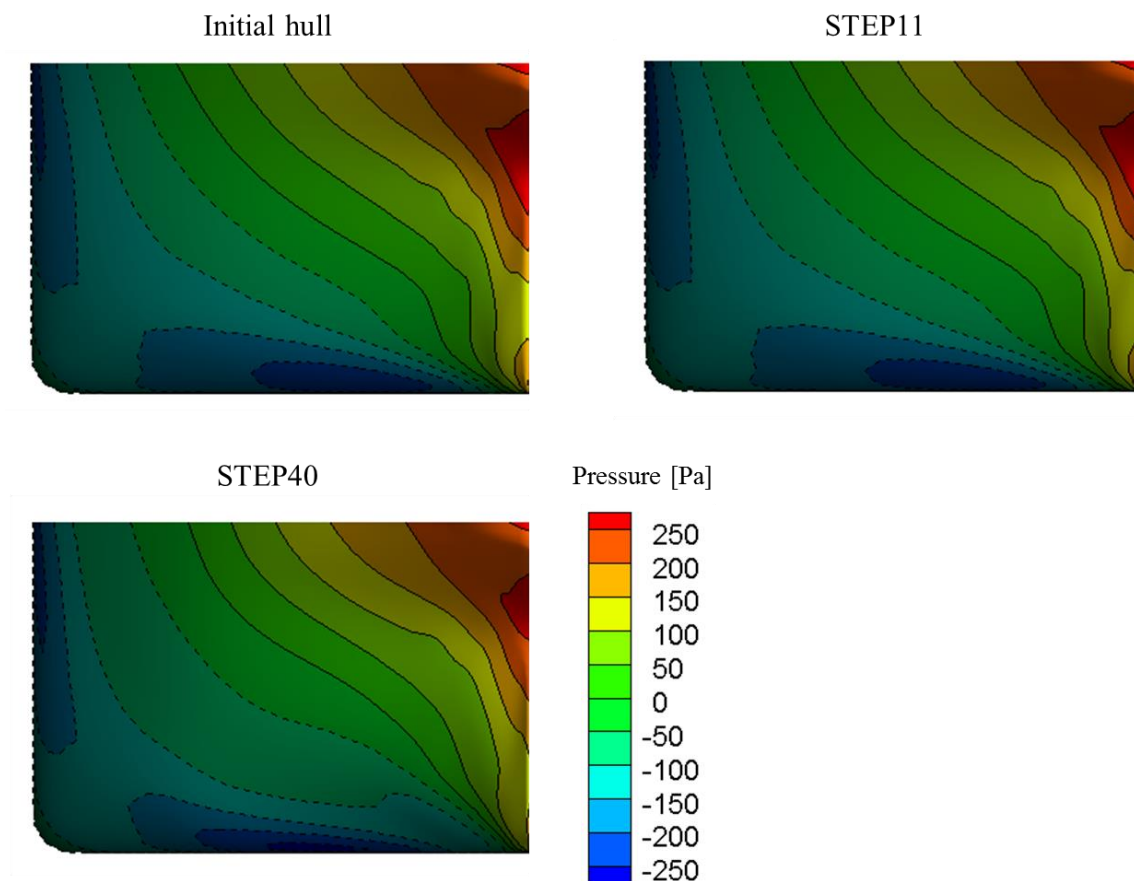


Fig. 3.7 Comparison of pressure distribution by hull optimization with SQP.

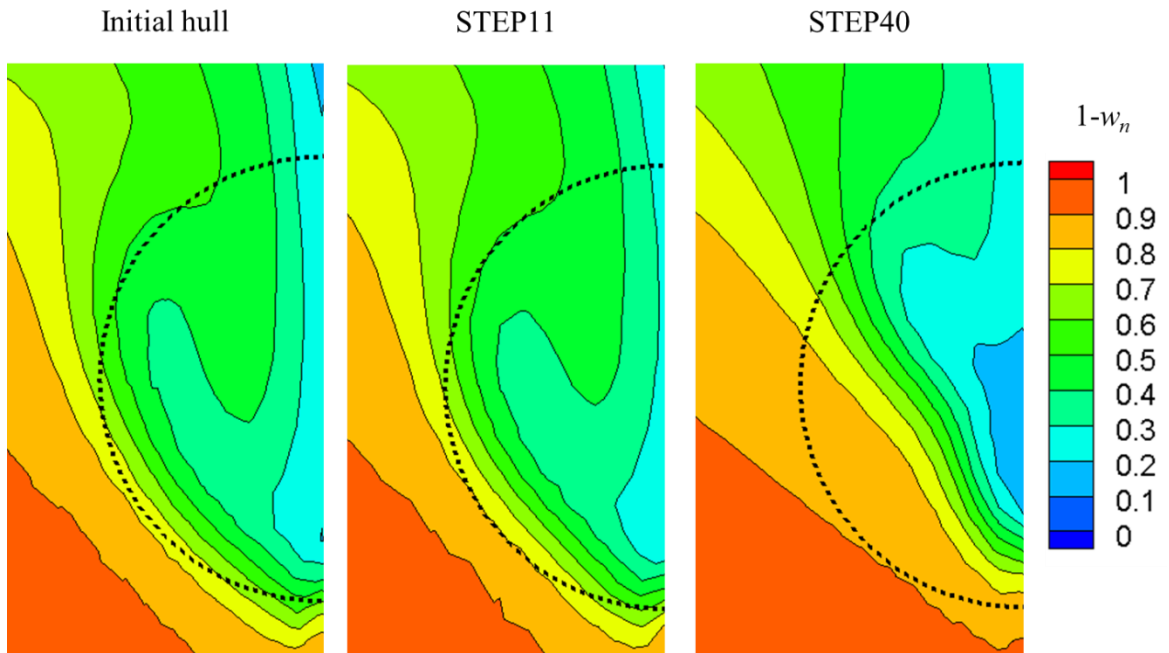


Fig. 3.8 Comparison of nominal wake distribution by optimization with SQP.

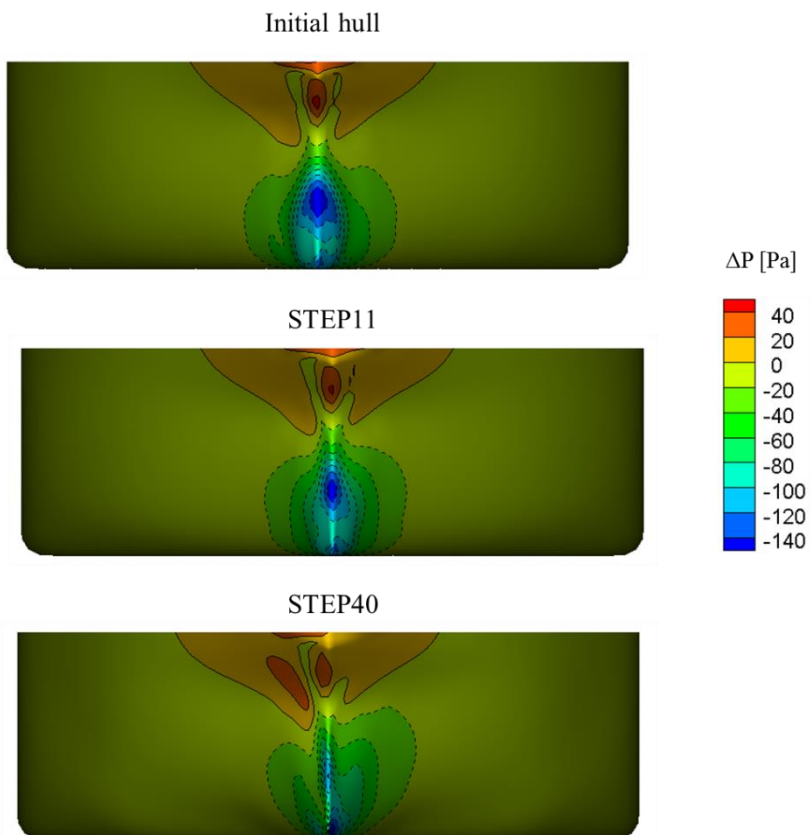


Fig. 3.9 Comparison of ΔP by optimization with SQP.

4. 船型最適化計算効果の水槽試験による検証

3章で示した SQP による船型最適化手法の効果を検証するため、JMU 津船型試験水槽で水槽試験を実施し、水槽試験結果と3章で示した CFD による最適化結果と比較する。

4.1. 水槽試験概要

水槽試験は Fig. 4.1 に示す、JMU 津船型試験水槽で実施した。水槽は全長 240m、幅 18m、深さ 8m であり、最長 12m の模型船が曳航できる水槽である。供試船型は、3章で示した最適化事例の初期船型である VLCC 船型 (Initial hull)、最適化過程の STEP11 船型及び最適解となった STEP40 船型とし、模型船は JMU の模型工作場にて作成した。ただし、水槽試験実施にあたり、最適化により得られた船型をフェアリングした形状を元に模型船を作成している。最適化計算に使用した同要目の模型プロペラ (直径 250mm) を用い、1/39.2 スケールで水槽試験を実施している。Fig. 4.2 は水槽試験に用いた STEP40 のパラフィン模型船である。模型船には乱流促進装置として、バルブの長さ中間位置にスタッドが取り付けられており、船体後半部の付け替えが行えるよう、前後分割模型となっている。CFD では舵を省略しているが、模型船では舵を装着して試験を実施している。

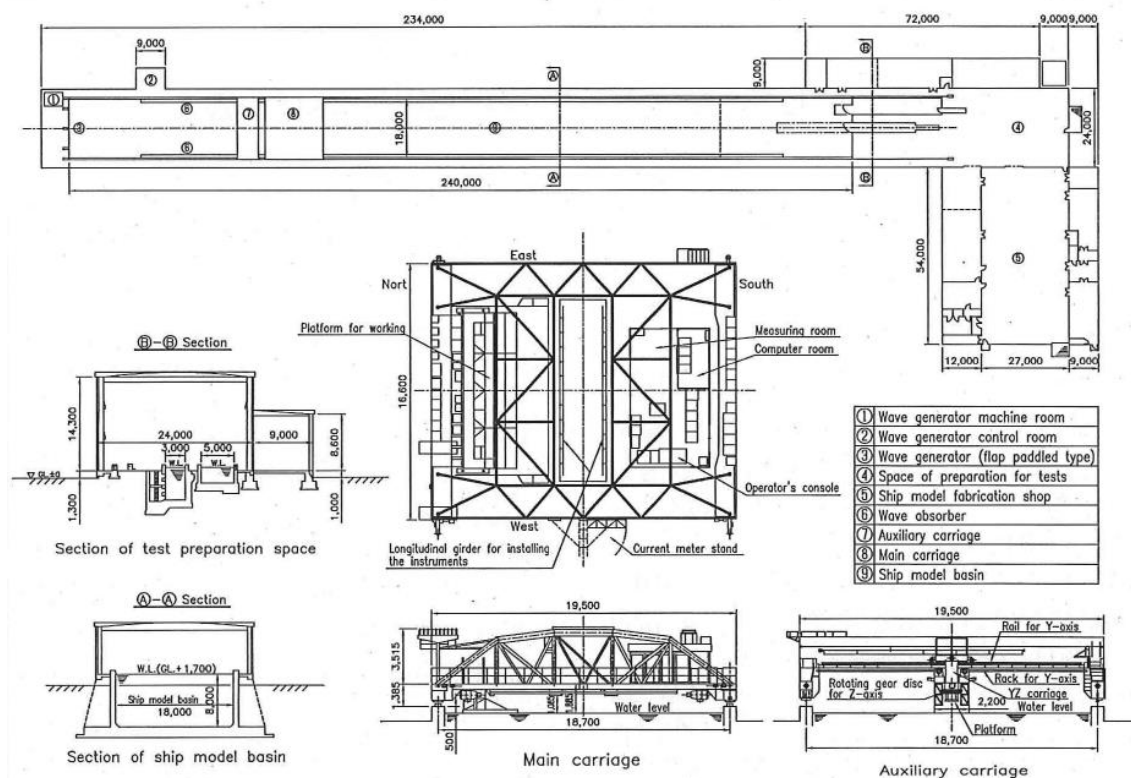


Fig. 4.1 Outline of towing tank. 文献 11)より引用

Table 4.1 Principal dimensions of model ships.

L_{pp} (m)	8.1633
B (m)	1.5306
d (m)	0.5102
D_p (m)	0.2400

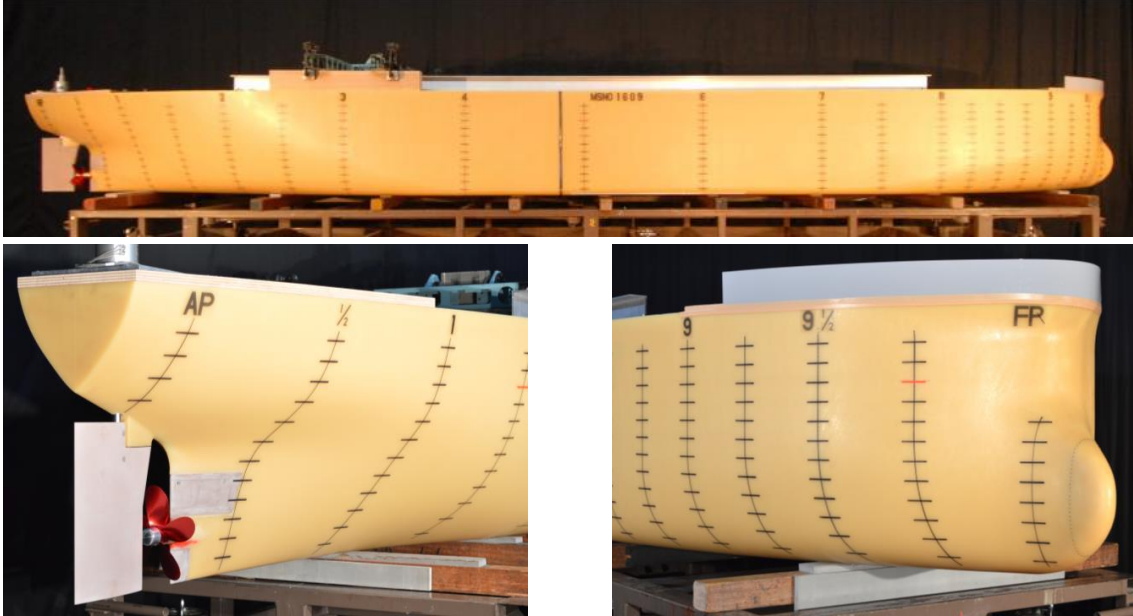


Fig. 4.2 Model ship of STEP40.

水槽試験解析には3次元外挿法を用い、 $1+K$ は低速接線法により決定し、推力一致法により有効伴流係数を算出している。推力一致法とは、計測したスラスト及び回転数 n からスラスト係数 K_r を算出し、プロペラ単独試験によるプロペラ推力特性曲線から J を推定し、プロペラ流入速度 v_a を求めることで、有効伴流係数を算出する手法である(式(4.1)~(4.3))。

$$K_r = \frac{T}{\rho n^2 D_p^4} \quad (4.1)$$

$$v_a = n D_p J \quad (4.2)$$

$$1 - w_r = \frac{v_a}{U} \quad (4.3)$$

試験では、抵抗・自航試験の前に模型プロペラの POT を実施し、POT で得られた POC を元にスラスト一致法により自航解析を行う。POT は $R_{nd} = 1.10 \times 10^6$ 固定の J 変更試験 ($J = 0.20 \sim 0.70$ で 0.05 刻み) で実施 (Table 4.2 参照) し、抵抗・自航試験は Table 4.3 の計測点で行う。 R_{nd} はプロペラ回転数 n 、プロペラ直径 D 、動粘性係数 ν を用いて、次式で表される。

$$R_{nd} = nD^2 / \nu \quad (4.4)$$

Table 4.2 Measurement points of POT.

R_{nd}	1.10×10^6
J	0.20, 0.25, 0.30, 0.35, 0.40, 0.45, 0.50, 0.60, 0.65, 0.70

Table 4.3 Measurement points of resistance and propulsion test.

Fn (Resistance test)	0.08, 0.85, 0.90, 0.95, 0.10, 0.11, 0.12, 0.13, 0.14, 0.15, 0.16, 0.17
Fn (Propulsion test)	0.12, 0.13, 0.14, 0.15, 0.16

4.2. 水槽試験結果

各船型の抵抗自航試験前に実施した POT を Fig. 4.3 に示す。POT 結果は、全てのケースでほぼ一致している。各船型間における剰余抵抗 Cr 比較を Fig. 4.4 に、造波抵抗係数 C_w 比較を Fig. 4.5 に、 $1-t$ 比較を Fig. 4.6 に、 $1-w_r$ 比較を Fig. 4.7 に示す。初期船型から STEP11、STEP40 になるについて剰余抵抗係数 Cr が減少しており、最適化によって低抵抗型の船型になっている。最適化するに従い、船尾フレームの V 字傾向が強まったことで、抵抗が減少していると考えられる。一方、V 字傾向が強まったことにより、伴流が悪化している。STEP40 船型の $1-t$ は、他の船型と比較して大きく、船尾端厚が薄くなっていることが影響していると考えられる。

最適化計算では船尾変更による造波変化は小さいとして同等と仮定しているが、初期船型と STEP40 の試験により得られた C_w 値を比較すると、航海速力付近で 27% の変化があった。造波抵抗悪化の原因の 1 つは Fig. 3.6 に示す通り DWL の変化が考えられる。もしくは、Initial hull の低速時の計測には若干のバラつきがあり、 $1+K$ の決定に問題があった可能性

もある。いずれにせよ、本船は低速肥大船であるため、造波抵抗の影響は小さく、3割弱の造波抵抗変化であっても馬力影響は大きくならない。

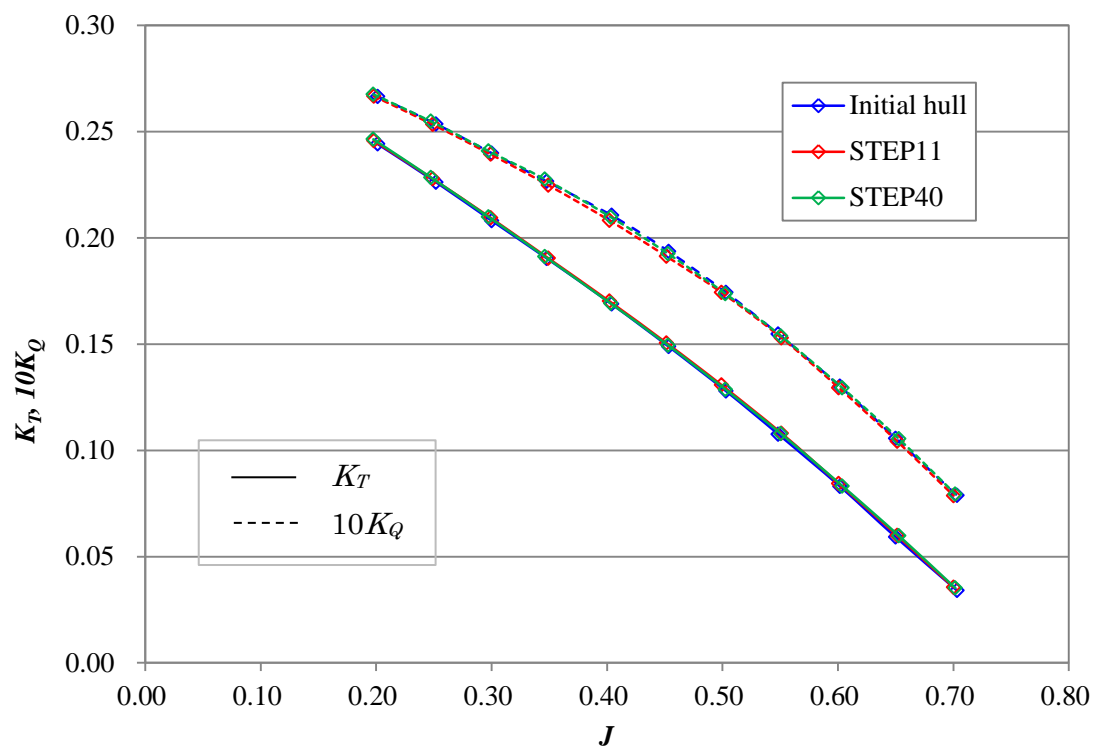


Fig. 4.3 Results of POT.

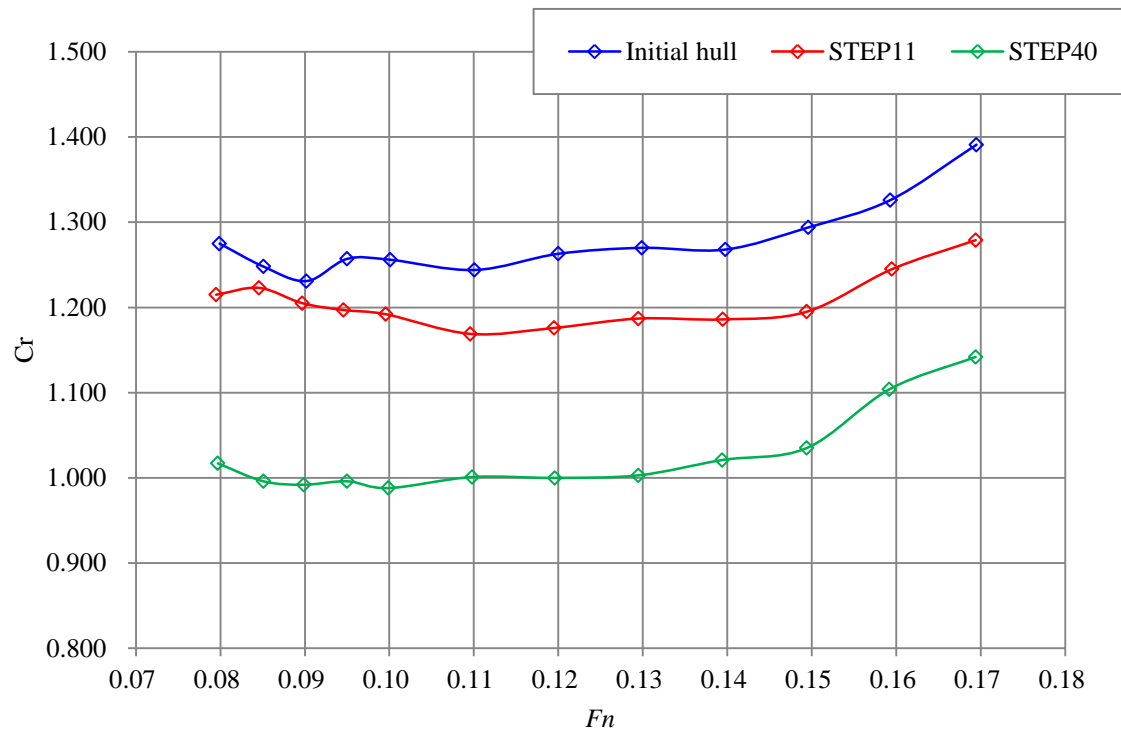


Fig. 4.4 Results of resistance test (C_r).

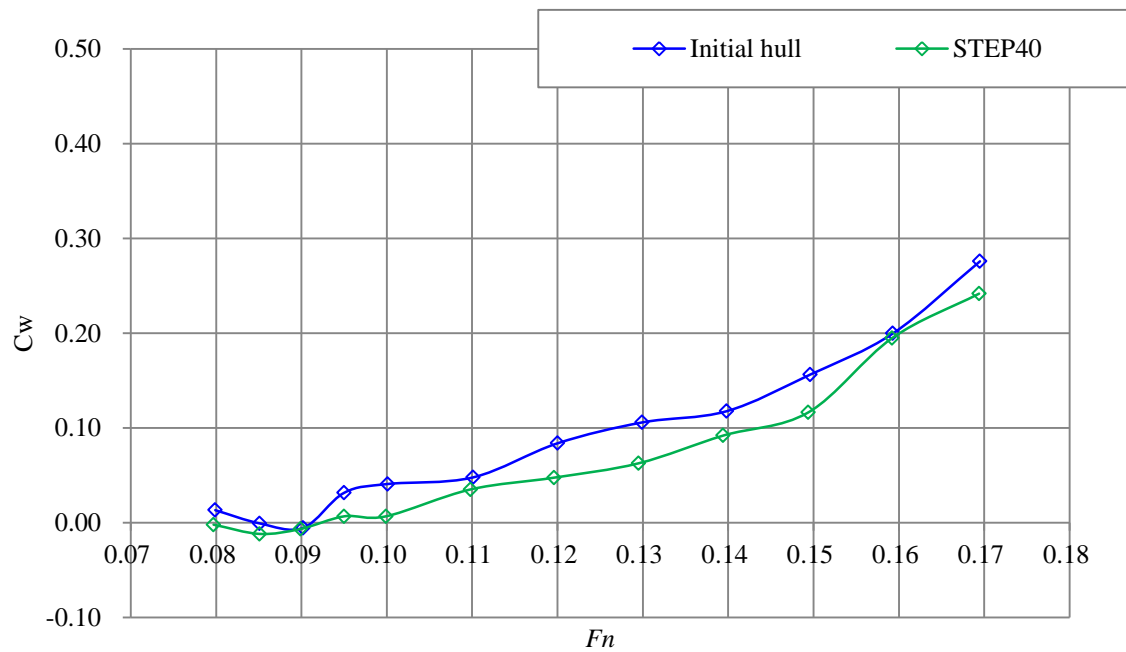


Fig. 4.5 Results of resistance test (C_w).

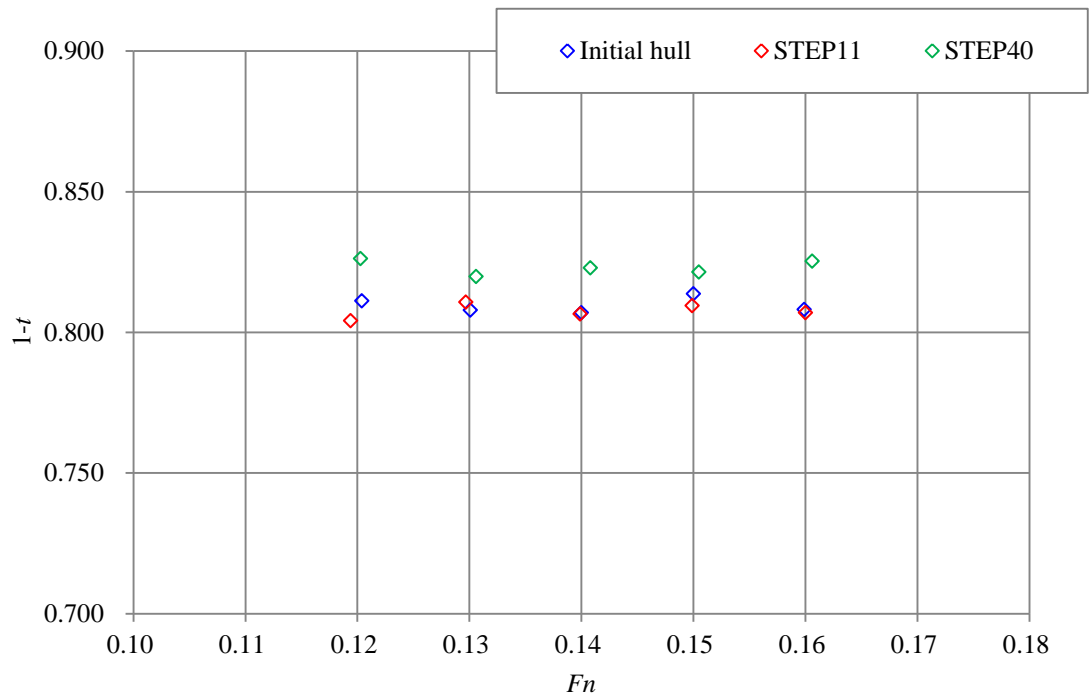


Fig. 4.6 Results of propulsion test ($1-t$).

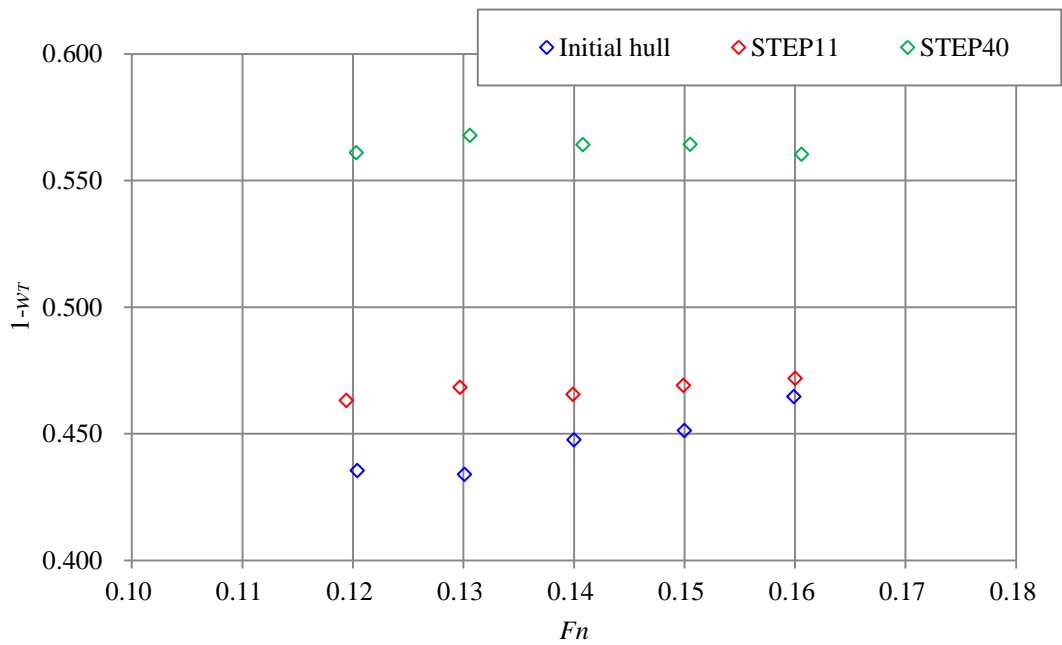


Fig. 4.7 Results of propulsion test ($1-w_T$)

Table 4.4 Result of tank test.

	$1+K$	$1-t$	$1-w_T$
Initial hull	1.395	0.810	0.451
STEP11	1.390	0.808	0.469
STEP40	1.320	0.823	0.563

4.3. 最適化計算結果と水槽試験結果の比較

Fig. 4.8～Fig. 4.10 に、水槽試験結果に基づく形状影響係数 $1+K$ 、推力減少係数 $1-t$ 、有効伴流係数 $1-w_T$ の実船尺度修正値 $1-w_s$ と、最適化計算により得られた各値の比較を示し、Fig. 4.11 に各性能要素の初期船型からの変化率を示す。水槽試験結果では、初期船型から STEP11、STEP40 の順で、形状影響係数が徐々に小さくなり、推力減少係数が僅かに改善するが、伴流係数が悪化しており、最適化計算結果の各性能要素の変化の様子と一致している。また、各性能要素の変化は定量的にも水槽試験と計算でよく合っている。

最適化計算によって得られた目的関数である BHP と水槽結果から推定した BHP を Table 4.5 に示す。最適化計算では船型毎のプロペラ設計を省略している、水槽試験でもプロペラは設計せずに、プロペラ単独試験によって得られた POC を用いて馬力推定を実施している。STEP11 では初期船型との馬力比率が 0.980、STEP40 では 0.961 となり、最適化計算の 0.980、0.957 と同等の値が得られる。以上の結果より、今回用いた CFD による馬力推定手法には船型設計に使用するのに十分な推定精度があり、最適化手法も有効であるとみなすことができる。ただし、最適化計算における馬力推定時には、船尾船型の変化によって造波抵抗係数の変化がないとして扱っているが、4.2 節で示した通り、水槽試験では初期船型から STEP40 で造波抵抗係数が減少している。本最適化事例は低速肥大船を対象としているため、初期船型の造波抵抗が小さく馬力への影響は小さいが、中高速船等の造波影響の大きな船型の最適化には、船尾造波の影響を考慮する必要があると考えられる。

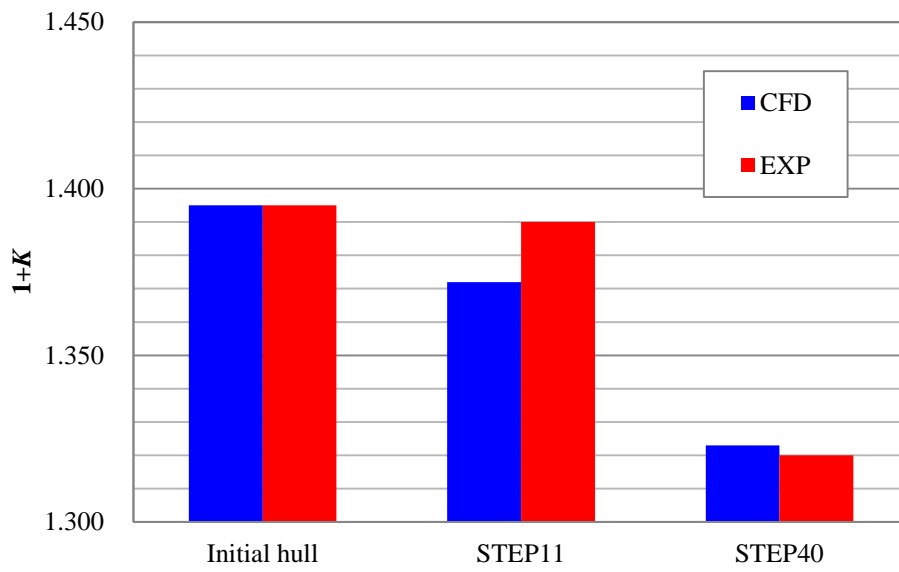


Fig. 4.8 Comparison of EXP and CFD ($1+K$).

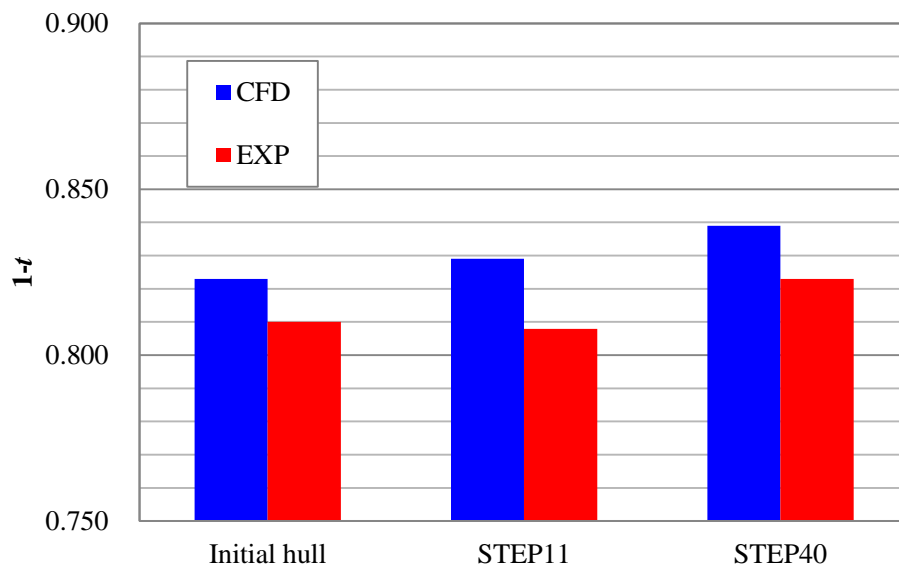


Fig. 4.9 Comparison of EXP and CFD ($1-t$).

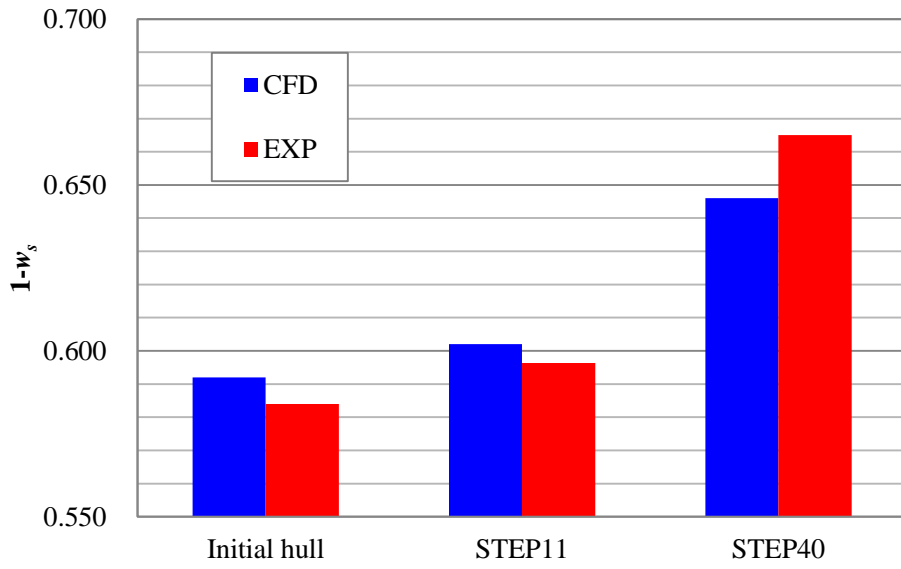


Fig. 4.10 Comparison of EXP and CFD ($1-w_s$).

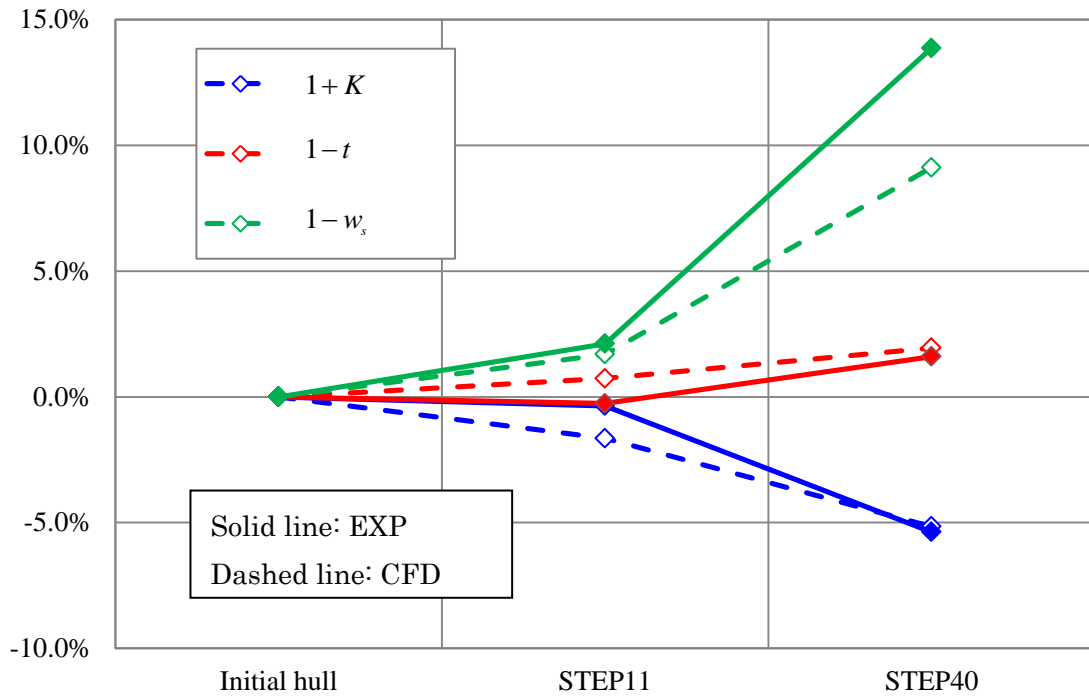


Fig. 4.11 Change rate of $1+K, 1-t$ and $1-w_s$ from initial hull.

Table 4.5 Comparison of BHP / BHP_{init}

	BHP / BHP_{init}	
	Result of Opt. Cal.	Tank test
Initial Hull	1.000	1.000
STEP 11	0.980	0.980
STEP 40	0.957	0.961

5. SBO による船型最適化

4 章において、SQP を用いた船型最適化の有効性は示すことができるが、最適解を得るまでには 1,000 回以上の CFD 計算を要しているという問題がある。また、2.3 節で示した通り、設定した設計変数に対して目的変数に多峰性が存在すると、SQP による船型最適化手法では局所最適解に陥る可能性がある。本章では、船型変更を使用している変形パラメータ B_i, C_i, D_i に対して BHP が多峰性を有し、SQP を用いた船型最適化手法において局所最適解に陥っているかを検討し、最適化手法を SQP から SBO に変更することで、局所最適解となることを防ぎ、かつ効率的に最適解が得られるかを検討している。

5.1. SQP を用いた船型最適化の問題点

SQP を用いた船型最適化の有効性は前章のように示すことができるが、最適解を得るまでには 1,000 回以上の CFD 計算を要している。また、船型変更を使用している変形パラメータ B_i, C_i, D_i に対して BHP が多峰性を有し、SQP による船型最適化では局所最適解に陥っている可能性も考えられる。そこで、初期船型に影響を及ぼさないパラメータ B_i ($i=1,2,3,4$) を異なる初期値 0.3、0.5、0.7 として最適化計算を実施し局所解の可能性を検討する。Fig. 5.1、に各初期値における最適化結果を、Fig. 5.2 に各初期値における最適船型の Body Plan を示す。各初期値の最適化結果を比較すると、最適解の BHP 減少率も最適形状を大きく異なっていることが分かる。すなわち、SQP を用いた BHP 最適化手法では、初期船型が同一でもパラメータの初期値に依存し、異なる解を得ている。初期値 $B_i = 0.7$ の最適化結果では、船底付近の痩せ具合が他の初期値における最適形状と大きく異なり、船尾フレームラインの V 字傾向が弱い。初期値が $B_i = 0.7$ と $B_i = 0.5$ の場合を比較すると、1.5%強の BHP 差が存在し、船体性能として大きな差が生じている。 B_i の各初期値における最適化結果の B_i 値比較を Table 5.1 に示す。最適化結果の B_i は、それぞれ初期値として与えた値と近く、SQP を用いた船型最適化手法では初期値依存性があることを確認することが出来る。

Table 5.1 Parameters B_i optimized by each initial B_i .

Init B_i ($i=1,2,3,4$)	Optimal results (B_1, B_2, B_3, B_4)
0.3	(0.201, 0.349, 0.299, 0.256)
0.5	(0.245, 0.525, 0.359, 0.509)
0.7	(0.629, 0.741, 0.650, 0.677)

SQP では、導関数値を差分近似で求めるときのきざみ幅 Δ を変更することで最適解が変化する可能性もあるため、初期値 $B_i = 0.5$ において、 $\Delta = 0.1, 0.01, 0.001$ と変更し最適化を実施し、結果を Fig. 5.3 に示す(本検討までは、 $\Delta = 0.01$ として最適化を実施している)。 $\Delta = 0.1$ では、 $\Delta = 0.01, 0.001$ の最適解よりも劣った結果となっており、 $\Delta = 0.01, 0.001$ はほぼ同等の最適解が得られている。つまり、設定した $\Delta = 0.01$ は十分小さい値であると言え、 Δ の値が要因で局所最適解に陥っているとは考えにくい。

また、SQP では目的関数の勾配計算から最適解を探索するため、CFD による数値誤差の影響を大きく受ける可能性がある。従って、BHP 最小化を目的とした船型最適化手法では数値誤差による影響をできる限り減らし、局所最適化問題の対策をしなければ実用的な船型設計ツールとしては使用し難い。更に、短期間での開発が求められる設計の現場では、限られた時間内で最適解を得る必要があるため、最適解を得るまでの評価隻数削減が求められる。

実用的な船型設計ツールとしての船型最適化手法を目指し、形状変形手法及び馬力推定手法は変更せず、最適化手法のみを変更し、CFD による数値誤差の影響を受けにくく、短期間で大域的最適化が実施できる BHP 最小化を目的とした船型最適化を試みる。大域的最適解を求める解法には、様々な手法が開発されており、船型最適化分野において、SA、GA が採用された事例が報告された。森下らによる SA を用いた船型最適化 18) や平山らによる GA を用いた船型最適化 19) では、評価時間が比較的短時間である、線形造波理論やランキンソース法に基づいて目的関数を算出しているため、最適解を得るまでの時間がさほどかからないと推測される。しかし、本研究では BHP を目的関数としており、目的関数の算出に CFD を用いるため、SA 及び GA を最適化手法として採用すると、最適解を得るのに多大な時間を要することが予想され、前述した通り比較的短時間で大域的最適解が得られる SBO を最適化手法として、船型最適化に採用する。SBO の優位性については 2.3.4 項でも論じている。

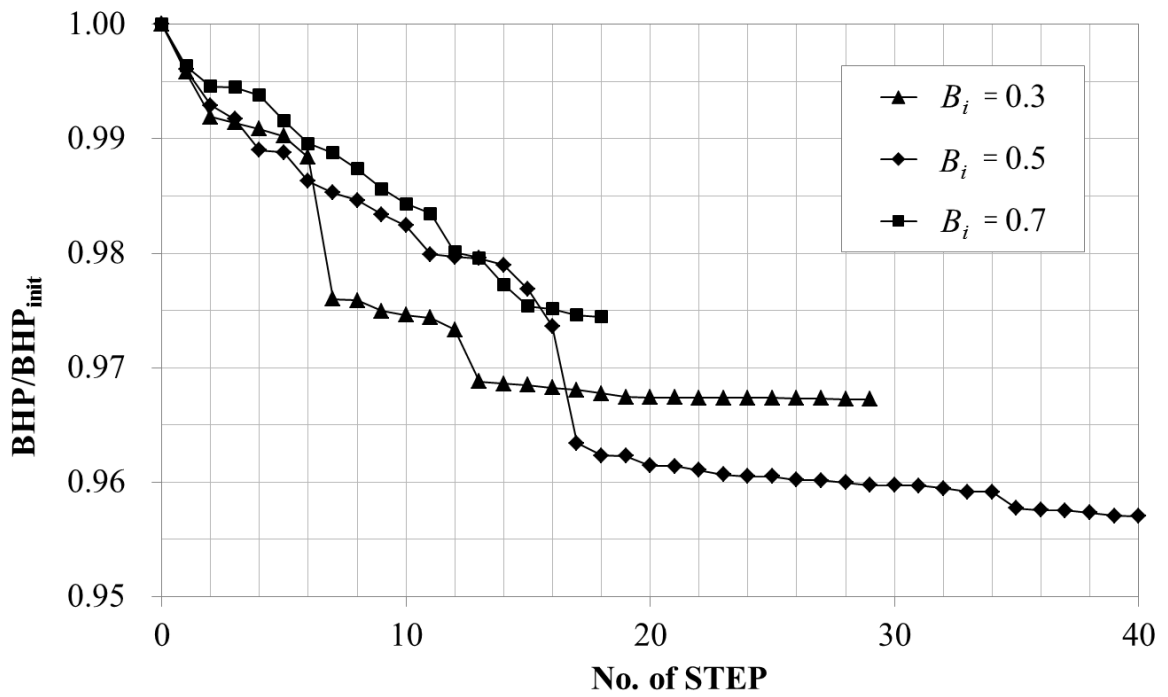


Fig. 5.1 History data of BHP optimized by each initial B_i .

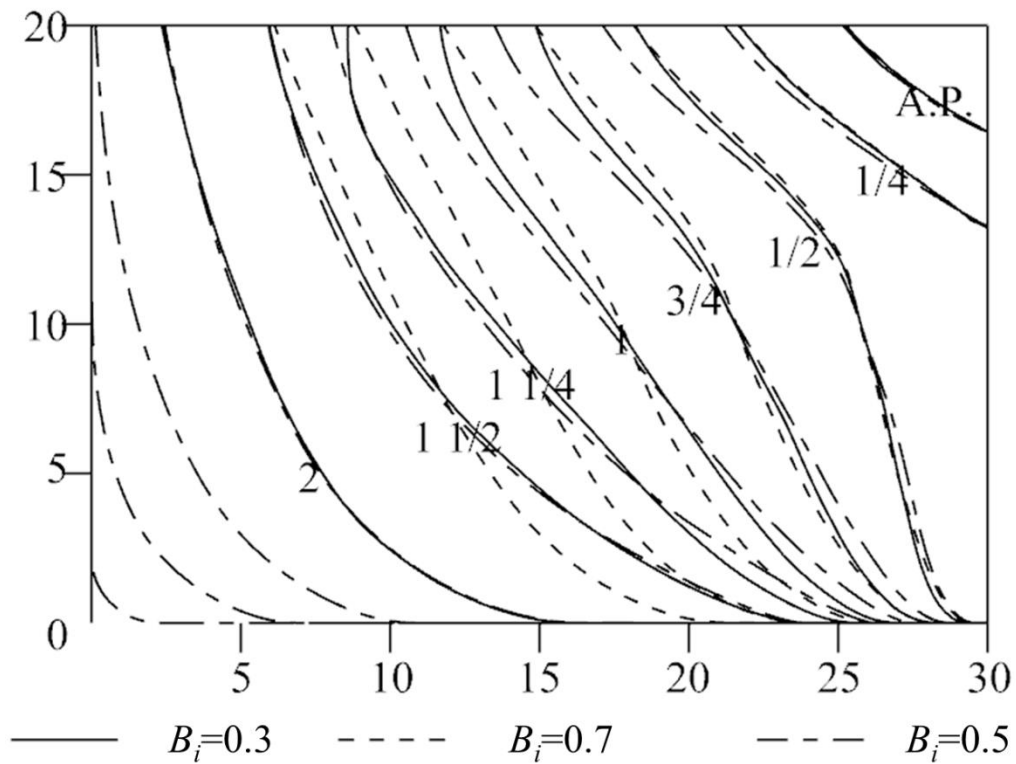


Fig. 5.2 Body plans optimized by each initial B_i .

Table 5.1 Parameters B_i optimized by each initial B_i .

Init $B_i (i=1,2,3,4)$	Optimal results (B_1, B_2, B_3, B_4)
0.3	(0.201, 0.349, 0.299, 0.256)
0.5	(0.245, 0.525, 0.359, 0.509)
0.7	(0.629, 0.741, 0.650, 0.677)

SQP では、導関数値を差分近似で求めるときのきざみ幅 Δ を変更することで最適解が変化する可能性もあるため、初期値 $B_i=0.5$ において、 $\Delta=0.1, 0.01, 0.001$ と変更し最適化を実施し、結果を Fig. 5.3 に示す(本検討までは、 $\Delta=0.01$ として最適化を実施している)。 $\Delta=0.1$ では、 $\Delta=0.01, 0.001$ の最適解よりも劣った結果となっており、 $\Delta=0.01, 0.001$ はほぼ同等の最適解が得られている。つまり、設定した $\Delta=0.01$ は十分小さい値であると言え、 Δ の値が要因で局所最適解に陥っているとは考えにくい。

また、SQP では目的関数の勾配計算から最適解を探索するため、CFD による数値誤差の影響を大きく受ける可能性がある。従って、BHP 最小化を目的とした船型最適化手法では数値誤差による影響をできる限り減らし、局所最適化問題の対策をしなければ実用的な船型設計ツールとしては使用し難い。更に、短期間での開発が求められる設計の現場では、限られた時間内で最適解を得る必要があるため、最適解を得るまでの評価隻数削減が求められる。

実用的な船型設計ツールとしての船型最適化手法を目指し、形状変形手法及び馬力推定手法は変更せず、最適化手法のみを変更し、CFD による数値誤差の影響を受けにくく、短期間で大域的最適化が実施できる BHP 最小化を目的とした船型最適化を試みる。大域的最適解を求める解法には、様々な手法が開発されており、船型最適化分野において、SA、GA が採用された事例が報告された。森下らによる SA を用いた船型最適化¹⁸⁾ や平山らによる GA を用いた船型最適化¹⁹⁾ では、評価時間が比較的短時間である、線形造波理論やランキンソース法に基づいて目的関数を算出しているため、最適解を得るまでの時間がさほどかからないと推測される。しかし、本研究では BHP を目的関数としており、目的関数の算出に CFD を用いるため、SA 及び GA を最適化手法として採用すると、最適解を得るのに多大な時間を要することが予想され、前述した通り比較的短時間で大域的最適解が得られる SBO を最適化手法として、船型最適化に採用する。SBO の優位性については 2.3.4 項でも論じている。

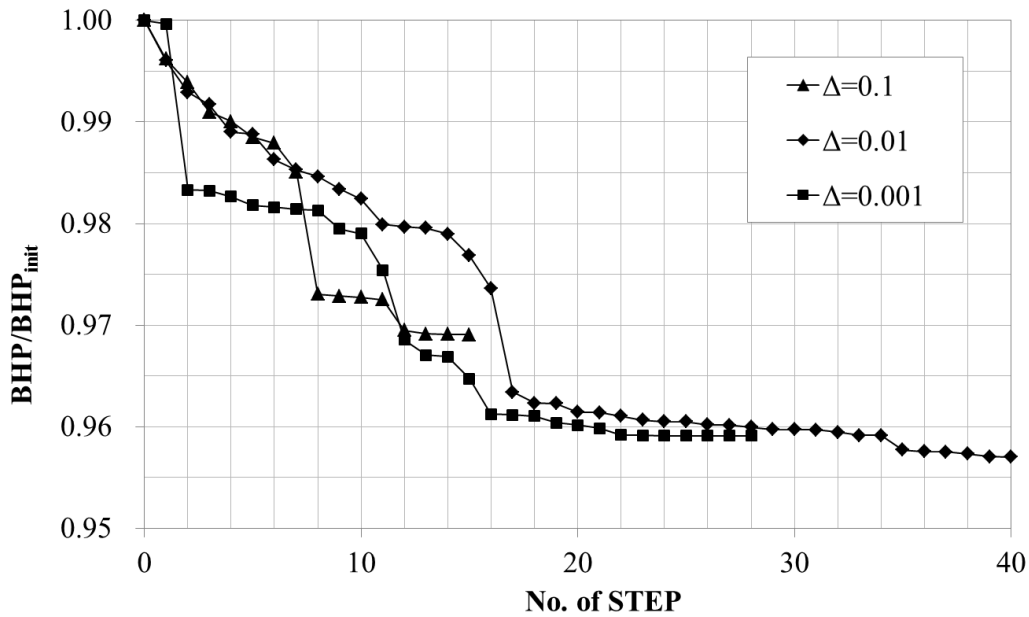


Fig. 5.3 History data of BHP optimized by each Δ .

5.2. SBO による VLCC 船型の最適化事例

SQP による船型最適化手法を用いた計算事例で示した初期船型 (VLCC) について、SBO を用いた船型最適化手法を適用し最適化を実施する。船型最適化手法は 3 章で示した、SQP による船型最適化手法の最適化アルゴリズムを SBO に入れ替えたものである。SBO では予め設計空間 (変形パラメータの取り得る範囲) を準備する必要があるため、SQP を用いた船型最適化で得られた最適解の変形パラメータを含むよう、以下のように各パラメータを設定し最適化を実施する。

$$\begin{aligned}
 0.2 &\leq B_{i=1\sim 4} \leq 0.9 \\
 -0.7 &\leq C_1 \leq 0.7 \\
 -0.3 &\leq C_{i=2,3,4} \leq 0.3 \\
 -0.5 &\leq D_1 \leq 0.5 \\
 -0.3 &\leq D_{i=2,3,4} \leq 0.3
 \end{aligned}
 \tag{5.1}$$

船底付近では、喫水高さ付近の幅方向位置と比較して、変形パラメータの影響が小さくなるため、 C_i 及び D_i では、 $i=2\sim 4$ と比較して $i=1$ のパラメータ範囲を広げている。SBO の計算回数は任意に設定できるため、設計現場で使用されるワークステーションを用いて 3 日以内と短時間で最適解が算出されるよう、計算回数を 300 回以内と設定する。

SBOによる船型最適化結果を Fig. 5.4 に、最適化形状を Fig. 5.5 に示す。最適化の前半は初期サンプル点の計算を実施するため、 BHP が初期船型から低減していないケースが多いが、後半では初期船型より性能の優れた船型を探索している。最適解としては、初期船型から 5.9%の馬力低減となった。最適化による船型変化の特徴としては、船底付近が急激に痩せ、V字のフレームライン傾向になっている。船底部付近で減少した排水量を、W.L.付近を肥らせることで吸収し、制約条件である排水量を満足させている。V字傾向のフレームラインは3章で示した最適化形状と同傾向の低抵抗船型である。

Fig. 5.6 に各船型の船体後半部の圧力分布を、Fig. 5.7 にプロペラ位置における公称伴流分布を示す。最適化船型は初期船型から船底部を大きく削ったことで圧力回復が増加し、低抵抗型の船型となっていることが確認できる。一方、最適化船型の伴流分布では、初期船型と比較して、伴流利得が大きく悪化していることが分かる ΔP の分布を Fig. 5.8 に示す。最適化船型で $1-t$ が増加した要因は、船尾端プロペラ軸中心付近及び W.L. 付近の ΔP が増加したためと考えられる。また、船尾端の W.L. 付近幅を広げたことで、正の ΔP の範囲が増加している。経験的に、船尾端を薄くすると $1-t$ が改善し、W.L. を広げると W.L. 付近の ΔP が大きくなることが知られており、本最適化結果の船尾端厚と $1-t$ の関係と一致する。結果的に、 $1+K$ が約 6%減少し、 $1-w_s$ が約 13%増加したが、 $1-t$ が約 4%増加したため馬力低減につながっている。SBOによる船型最適化手法でも、SQPによる船型最適化同様に、馬力が低減する船型を取得可能である。

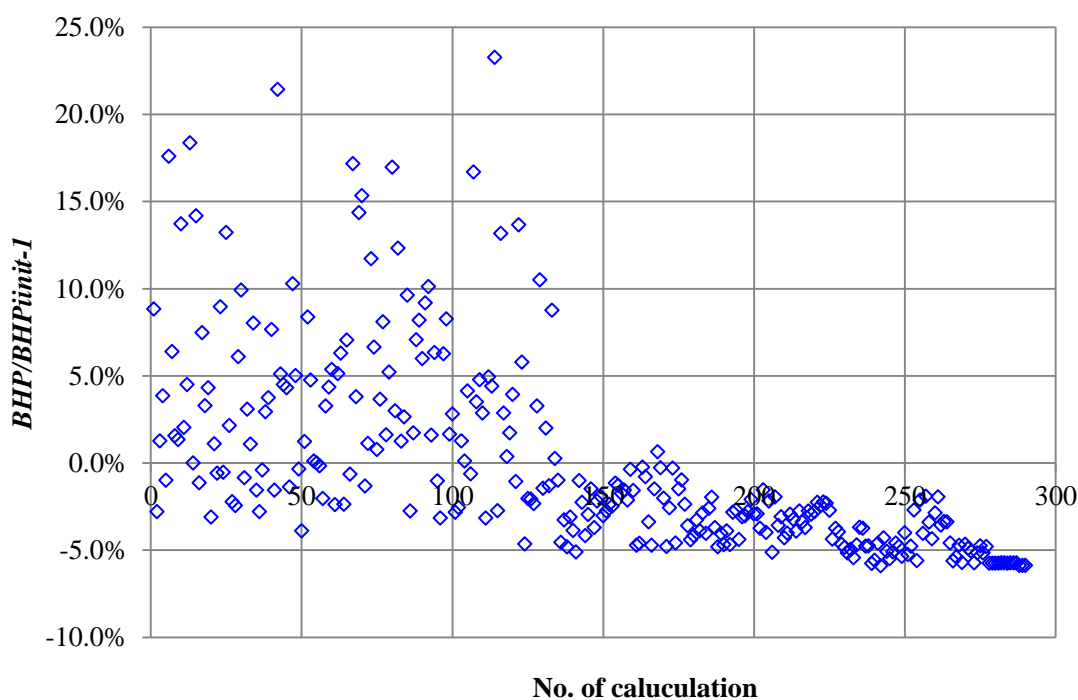


Fig. 5.4 History data of BHP by SBO.

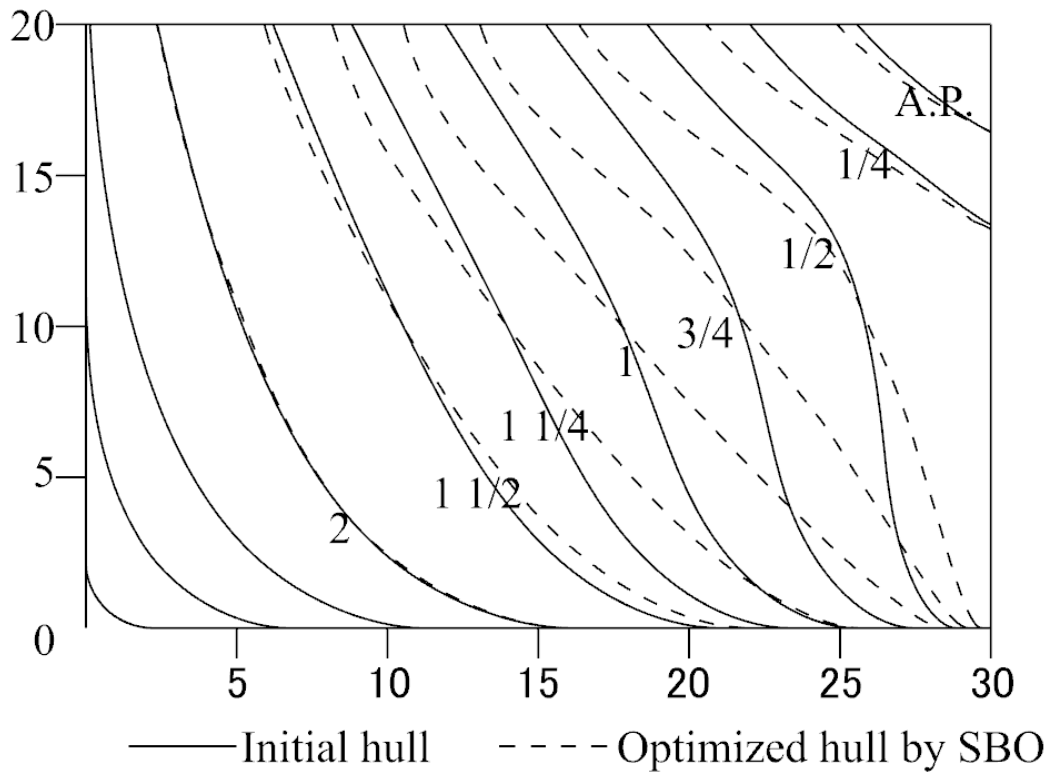


Fig. 5.5 Optimized hull form by SBO.

Table 5.2 Results of the optimization for VLCC by SBO.

	∇ / ∇_{init}	BHP / BHP_{init}	$1 + K$	$1 - t$	$1 - w_s$
Initial hull	1.000	1.000	1.395	0.823	0.592
Optimized hull	1.000	0.941	1.319	0.853	0.657

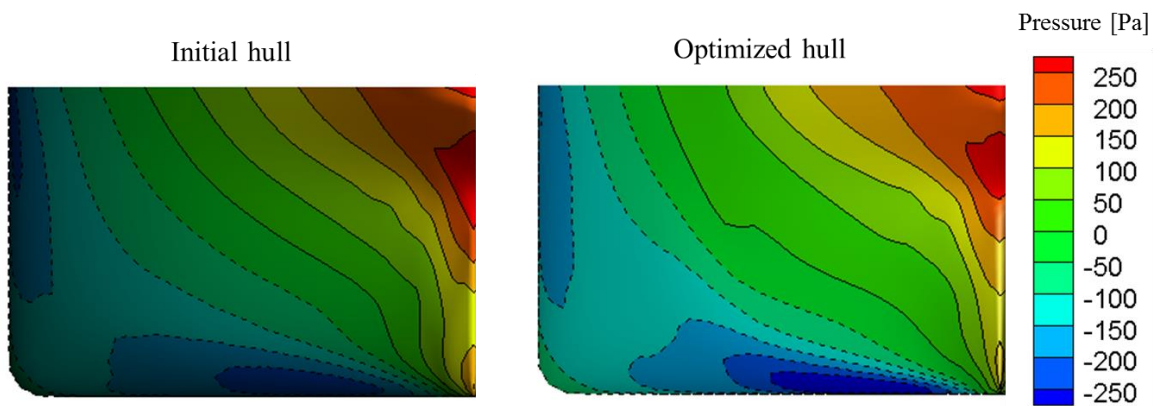


Fig. 5.6 Comparison of pressure distribution by hull optimization with SBO.

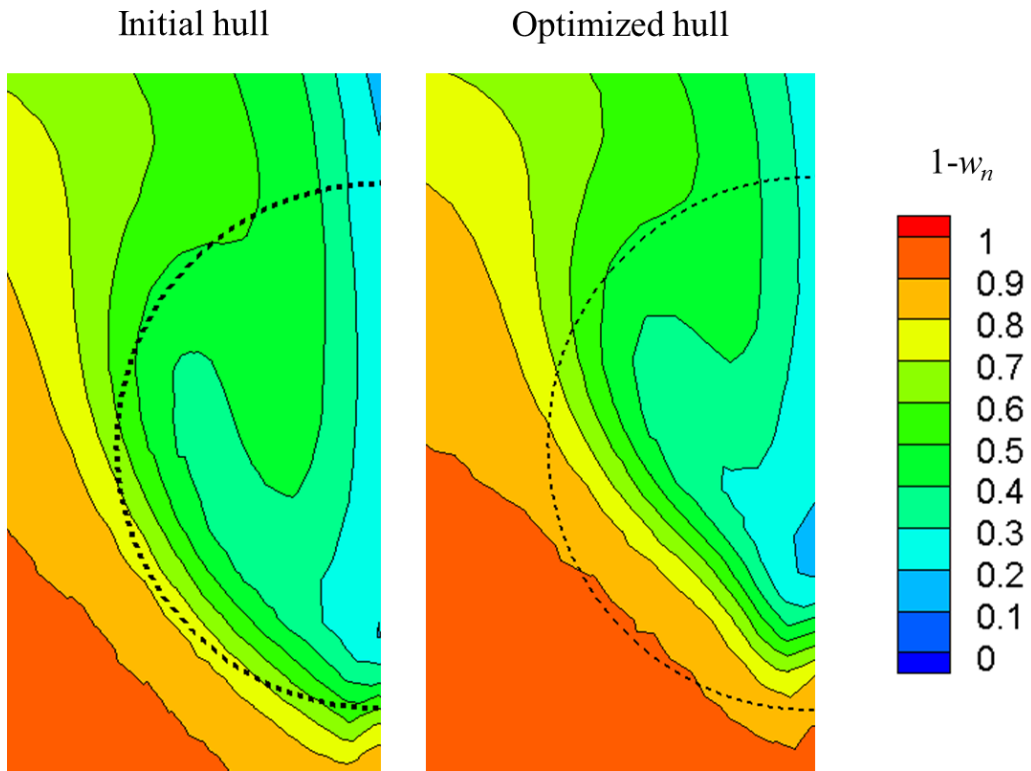


Fig. 5.7 Comparison of nominal wake distribution by optimization with SBO.

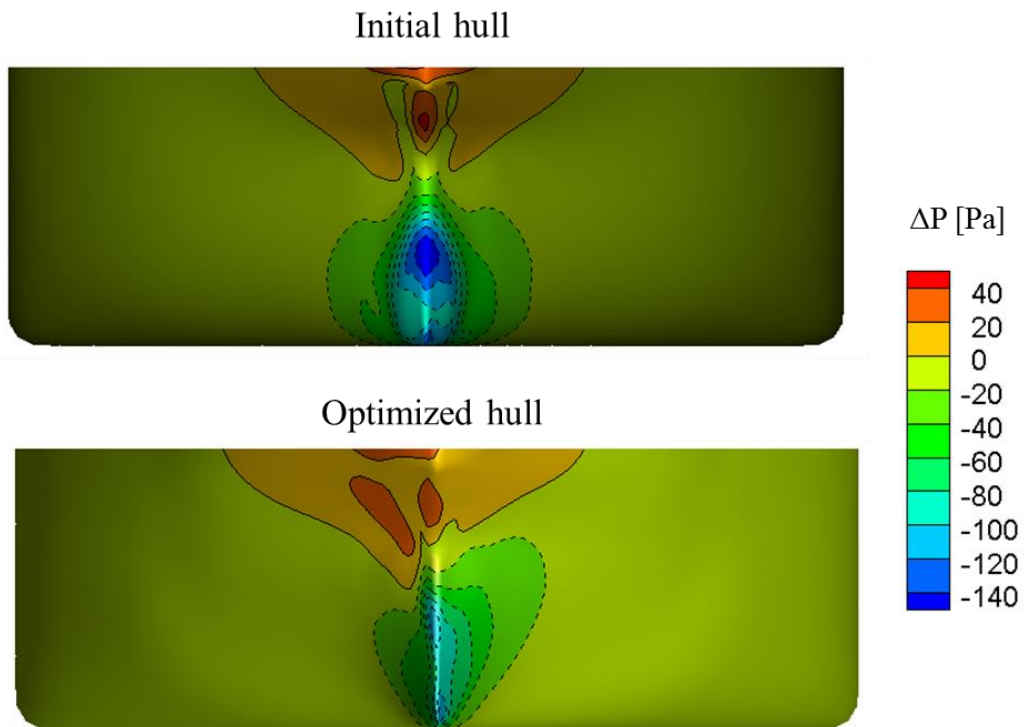


Fig. 5.8 Comparison of ΔP by optimization with SQP.

SBO による最適化では設計空間内を、ある程度網羅した探索を行うため、様々な形状を有する船型の計算結果が得られる。多種形状の計算結果を得ることで、各性能要素間の関係を調査することが可能となる。例えば、 $1+K$ と $1-w_s$ の関係を Fig. 5.9 に、 $1-t$ と $1-w_s$ の関係を Fig. 5.10 に、EHP と BHP の関係を Fig. 5.11 に示す。経験的に、縦渦が減少し抵抗低減する、つまり $1+K$ が減少すると、WAKE が悪化することが知られているが、Fig. 5.9 においても $1+K$ と WAKE 間に同様の関係があることを確認できる。ただし、 $1+K$ が 1.4 を超えると $1-w_s$ のバラつきが大きくなり、 $1+K$ と $1-w_s$ の相関は弱くなる。また、 $1-t$ と WAKE も相反する要素として、一方が改善すれば、一方が悪化し易いことが知られているが、本計算結果からも同様の傾向が確認できる。Fig. 5.11 からは、EHP が小さい、つまり低抵抗型の船型で BHP が小さくなる傾向があることが読み取れる。このように、SBO による船型最適化では副次的な効果として、各要素の相関を調査することが出来るため、主機配置による船尾端幅の制約による BHP への影響や、排水量増加による BHP への影響等を簡易的に求めるなどに利用できる。

本最適化事例では、低抵抗型の船型で BHP が減少傾向にあるが、通常の開発では、主機による船尾端厚の制約があり船尾端を自由に薄くできない。実際の開発に本最適化手法を用いるには、主機幅の制約条件等を追加した最適化を実施する必要がある。また、省エネ付加物によるエネルギー回収との関係から、必ずしも低抵抗型の船型が最良な船型であるとは限らないことに注意が必要である。ESD 効果を考慮した船型最適化については 6 章に記載している。

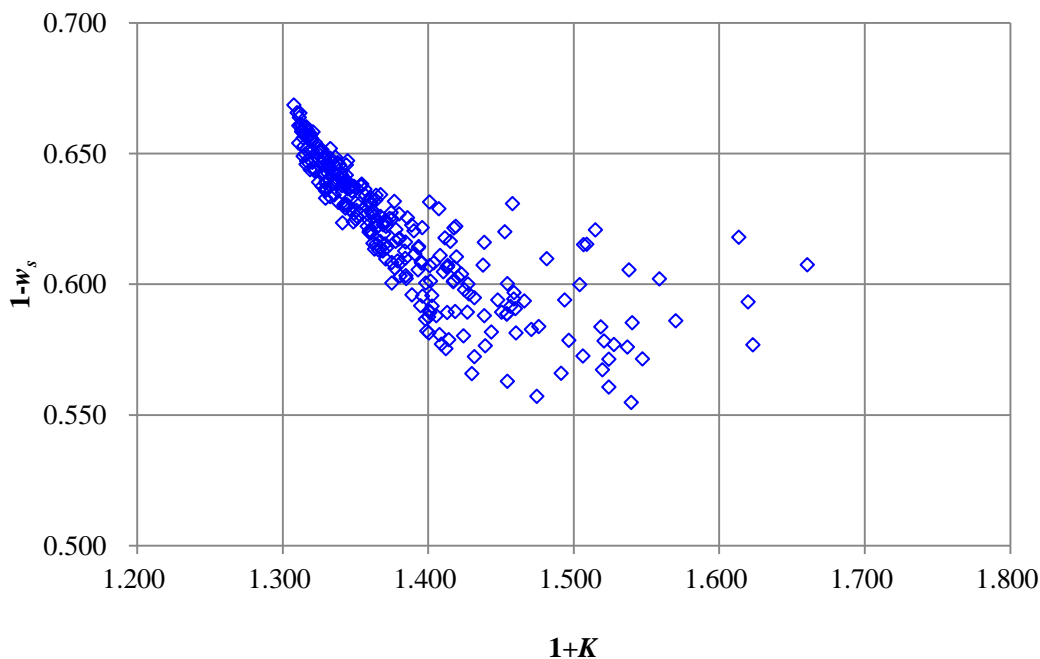


Fig. 5.9 Relationship between $1+K$ and $1-w_s$.

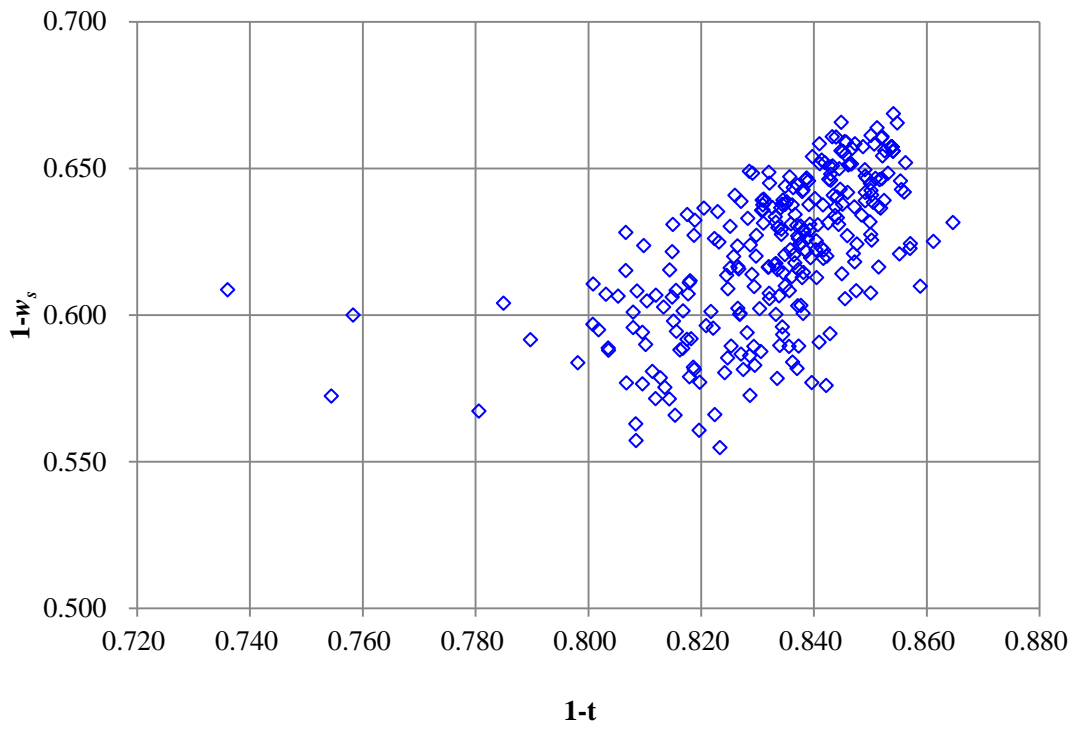


Fig. 5.10 Relationship between $1-t$ and $1-w_s$.

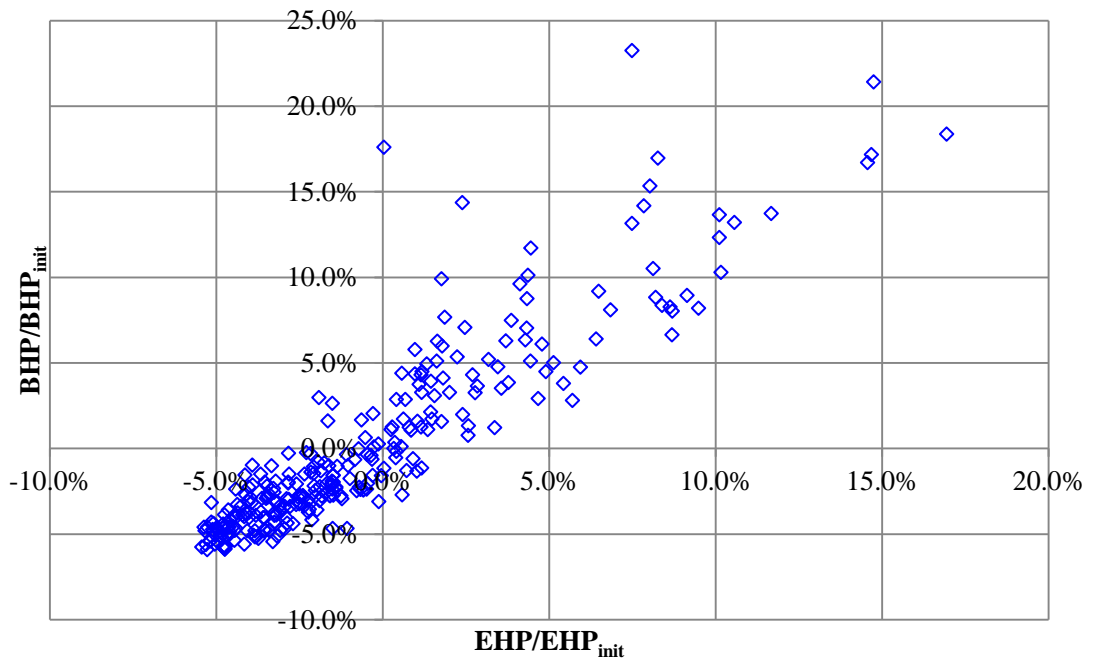


Fig. 5.11 Relationship between EHP and BHP .

5.3. SBO と SQP による船型最適化結果の比較

SBO による船型最適化結果と SQP による最適化結果の比較を Table 5.3 に示す。SQP による船型最適化手法では BHP が初期船型から 4.3%減少するのに対し、SBO を用いた手法では同 5.9%減少している。更に CFD の計算回数も SQP の 1,000 回以上と比較して 290 回と 1/3 程度と少ない計算回数で、BHP を小さくする船型が得られている。各手法で得られた最適化結果の船型を Fig. 5.12 に示す。SBO による最適化結果では船尾端部におけるフレームラインが SQP による結果と比較して、より V 字傾向が強まり、低抵抗型のフレームライン傾向となっている。SBO による結果では、船底付近が痩せた分、比較的性能要素への影響が少ないと考えられる、S.S.1/2 付近かつ $d/2$ より上方で排水量を増加させ排水量の制約条件を満足させている。また、Fig. 5.13 に各 W.L.位置 ($i=1,2,3,4$ at $z=0, d/3, 2d/3, d$) での形状変形関数を示す。SBO では SQP と比較して C_i の値が大きく、SQP での最適解より外側に他の最適解が存在しているため、SQP を用いると局所的な最適解に陥り、SBO では局所最適解を回避していると考えられる。以上より、SQP による船型最適化では局所最適解に陥る可能性があるが、SBO では効率的かつ SQP と比較して BHP のより小さい解が得られる可能性があると考えられる。

Table 5.3 Optimization results by SQP and SBO.

	BHP / BHP_{ini}	$1 + K$	$1 - t$	$1 - w_s$
Initial hull	1.000	1.395	0.823	0.592
Optimized hull by SQP	0.957	1.323	0.839	0.646
Optimized hull by SBO	0.941	1.319	0.854	0.656

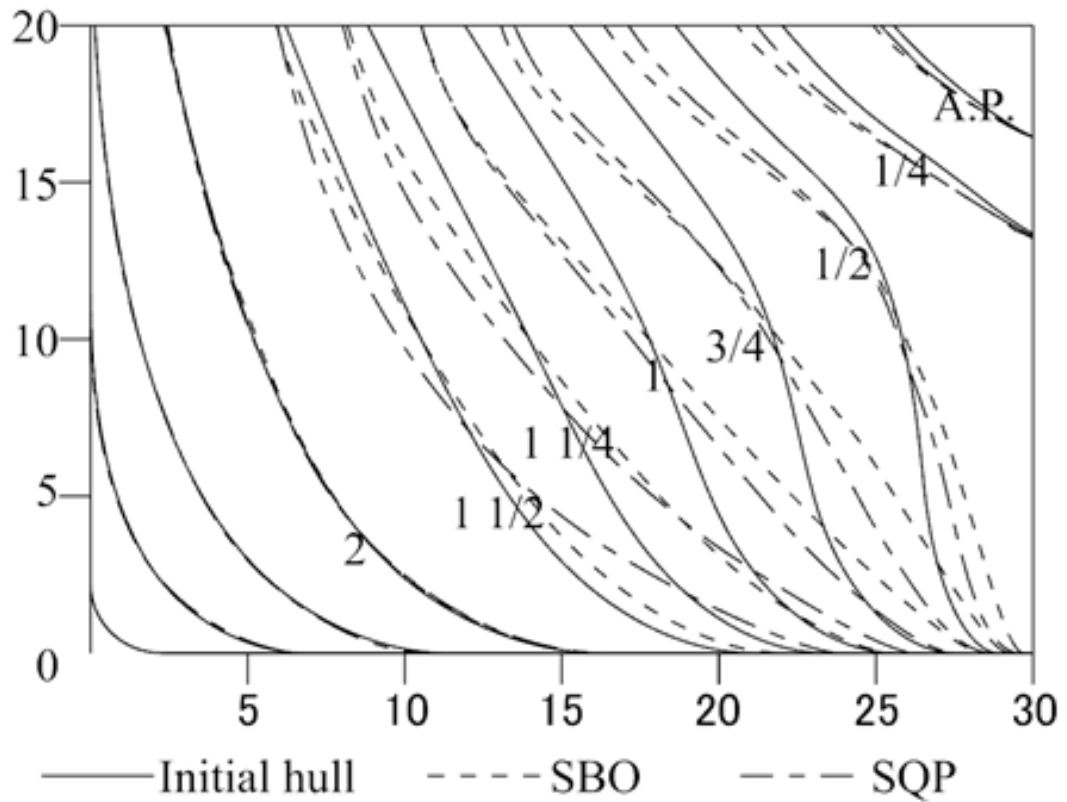


Fig. 5.12 Body plans optimized by SBO and SQP.

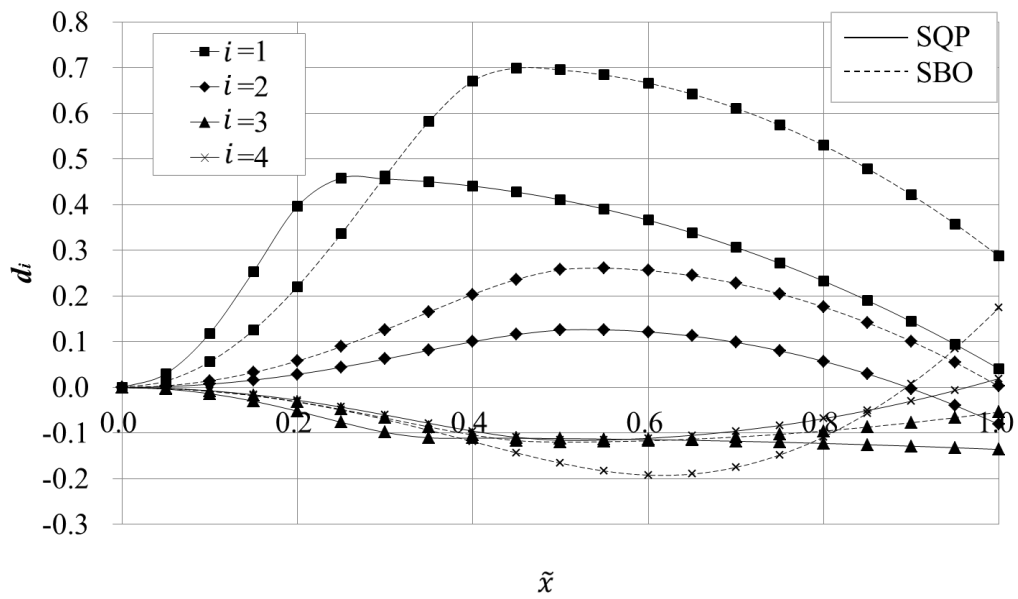


Fig. 5.13 Deformed function optimized by SQP and SBO.

6. 船尾ダクト効果を考慮した船型最適化

船舶には省エネ付加物（ESD：Energy Saving Device）と言われる、船舶性能を向上させる付加物が装着されることが一般的となっている。そこで、本章では省エネ付加物の 1 つである、船尾ダクトを考慮した船型最適化について検討している。また、前章までの最適化事例では、簡略化のため形状変化に伴うプロペラ設計を省略していたが、本章では形状変形後に効率が最大となるようなプロペラ設計後、設計されたプロペラの推定 POC を用いて馬力推定を行い、船型最適化を実施している。

6.1. ダクト効果を考慮した船型開発の現状

現在まで、船首、船尾、プロペラ、舵に装着する多くの ESD が開発され、ほとんどの船舶に 1 つ、もしくは複数の ESD が装着されている。ESD の中には 5%以上の省エネ効果をもたらすものも存在し、種類によっては、船体形状に依存して効果が大きく左右される場合がある。そのため、船型開発する上で、ESD 効果を考慮した船体形状の検討が進められる。従来の船型開発の流れを以下に示す。

1. 裸殻状態において船型を絞り込む
(経験的な知識・ノウハウから、ESD 効果が小さくなるような形状は避ける)
2. ESD 効果の推定及び効果向上検討

経験的な知識やノウハウから、ESD 効果が発揮されるような形状を念頭に入れて船型開発を行うが、裸殻状態における性能を推定し、船型絞り込みを実施した後に ESD 効果の推定及び ESD の形状や位置検討がされており、ESD 効果を完全に考慮した形で船型が検討されていない。船型最適化においては、裸殻状態で船体形状を最適化する手法や、船体形状決定後に ESD の形状を最適化する手法²⁸⁾が既に報告されているが、ESD を考慮して船体形状を最適化した例はほとんどない。

完全に ESD 効果を考慮して船体形状を最適化するには、常に ESD 効果を推定し形状を探索する必要がある。次節より ESD の 1 つである船尾ダクトの効果を考慮した船型最適化手法について検討する。船尾ダクトは船体形状の影響を受けやすく、船体形状によって効果が大きく左右される場合がある ESD である。

6.2. ダクト効果を考慮した船型最適化手法

船尾ダクトとしては、JMUにて開発された SSD (Super Stream Duct)²⁹⁾ を用いる。SSD には次のような効果があり船体性能を向上させる。

- 船尾流れをスラストに変換する
- プロペラへの流れを整流し推進効率が向上する

つまり、SSD 周りの流場が変化すると、効果が変化 ESD である。

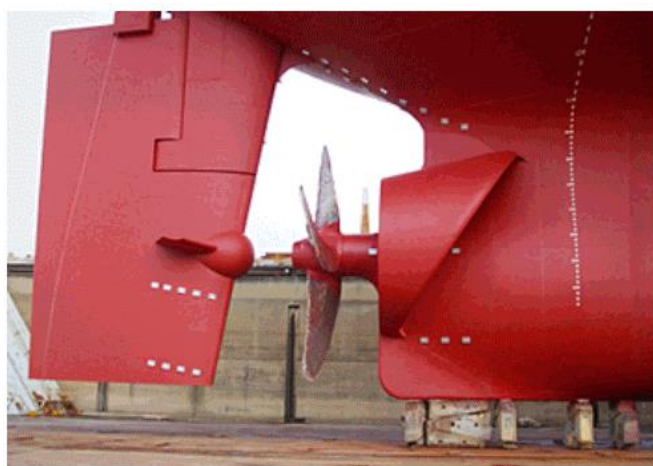


Fig. 6.1 Energy saving device: SSD and SURF BULB. 文献 30 より引用

裸殻状態と合わせて、SSD を装着した状態で CFD 計算を実施する。SSD を考慮した線船型最適化における馬力推定の流れを Fig. 6.2 に示す。SSD 付船体の $1+K, 1-t, 1-w_r$ を CFD を用いて推定し、得られた各値を基に 2.2 節で示した、裸殻状態と同様の手法で馬力推定を実施する。矢崎チャートにおける伴流の尺度修正は、裸殻状態を想定しているため、ESD 付の尺度修正には適していない可能性がある。ここでは、ダクトによる伴流改善効果は、尺度影響が十分小さいと仮定して、式 (6.1) を用いて伴流尺度修正を行う。ここで ε_0 は裸殻状態で算出した矢崎法による尺度修正値、 $1-w_{r0}$ は模型スケールでの裸殻状態による有効伴流係数で、 $1-w_r$ は模型スケールでの船尾ダクト付の有効伴流係数である。

$$1-w_s = \varepsilon_0(1-w_{r0}) - (w_r - w_{r0}) \quad (6.1)$$

船体に船尾ダクトが装着されていると、裸殻状態と同様の手法で構造格子をベースとした計算格子を作成するのは困難である。そこで、Fig. 6.3 に示すように、船尾端部には Tetra メッシュを用いて格子を生成する。SSD 付の計算格子生成及び CFD 計算手法は参考文献 31 を元にしており、水槽試験と CFD 結果の相関を用いれば定量的に SSD 付船体性能を推

定可能であることが既に報告されている。

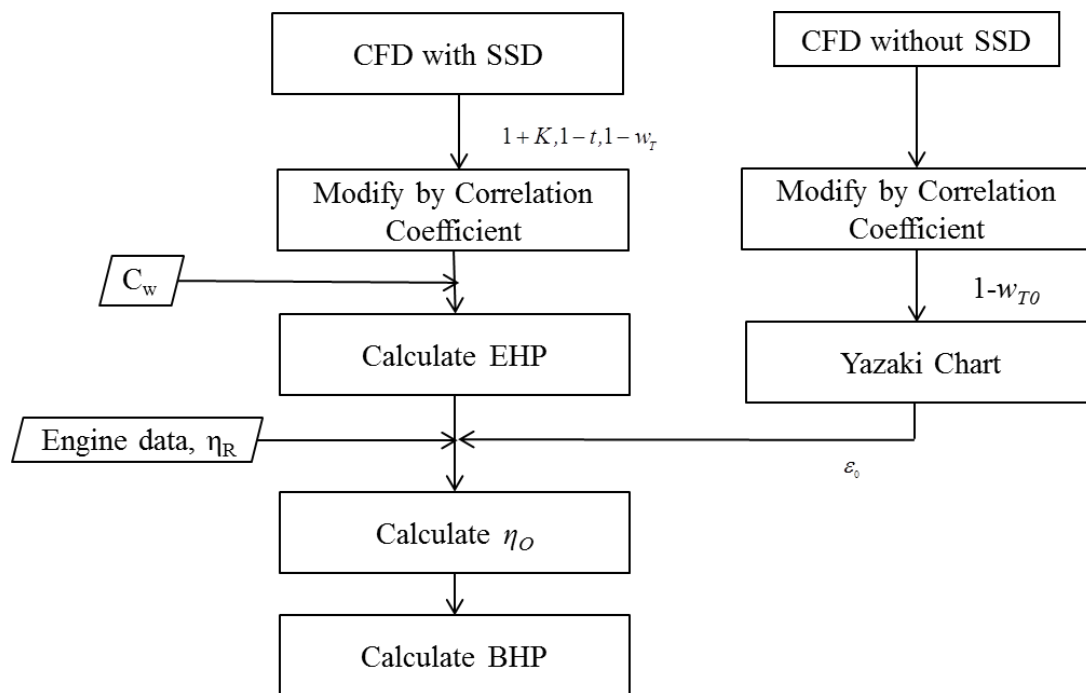


Fig. 6.2 Flow of BHP estimation with SSD.

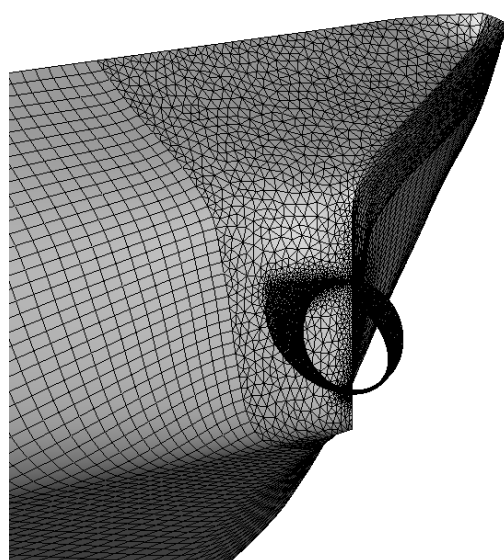


Fig. 6.3 Hull girder around SSD.

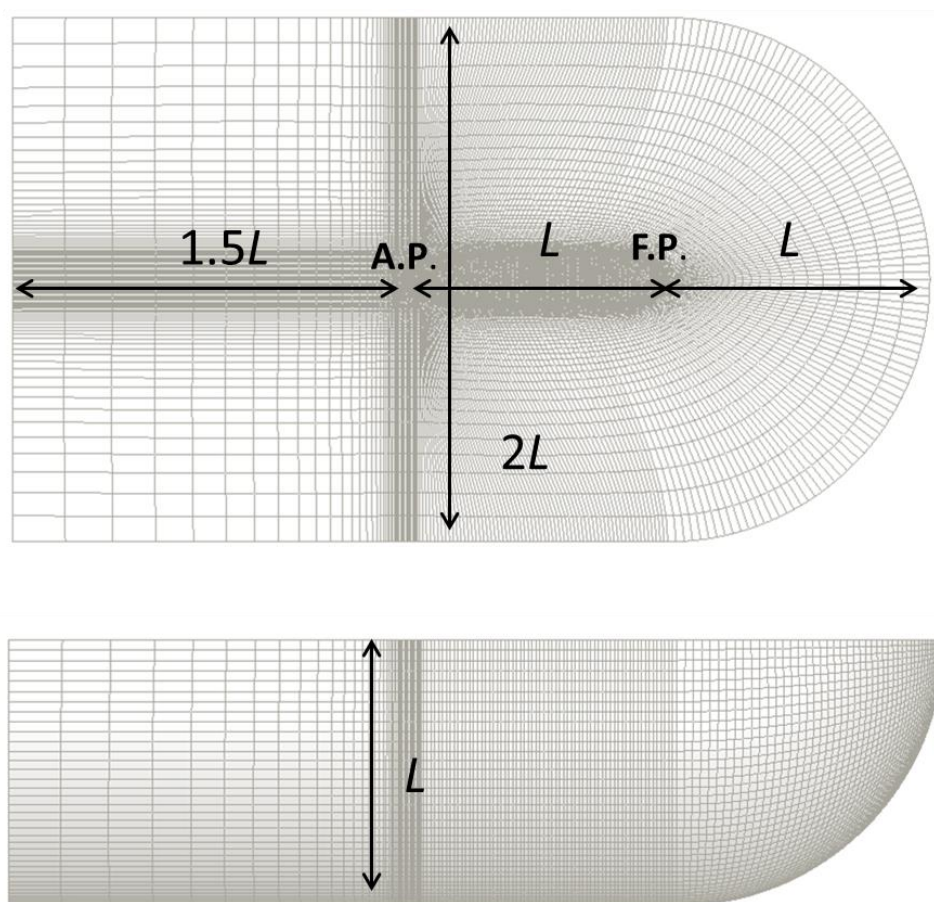


Fig. 6.4 Topology of computational grid with SSD.

6.3. プロペラ設計及びダクト効果を考慮した VLCC 船型の最適化事例

3 章ではプロペラ設計を省略していたため、まずは、裸殻状態でプロペラ設計を組み込み、船型最適化を実施する。最適化アルゴリズムとしては SQP を使用している。プロペラ設計のルーチンを組み込んだ最適化結果であり Fig. 6.5 より、プロペラ設計を組み込まなかった 3 章に示す最適化結果と同様に、BHP が減少する解を探索できており、最適化過程における BHP 変化がプロペラ設計有りの場合と無しの場合でよく似ている。プロペラ設計による船型最適化への影響を調査するため、Fig. 6.6 にプロペラ設計有無での最適化形状の比較、Table 6.1 にプロペラ設計有無で最適形状における各性能要素を示す。プロペラ設計の有無の最適船型は、船底部の痩せ方が僅かに異なるが、ほぼ同形状である。最適化形状に大きな変化がないため、各性能要素もほぼ一致している。船型最適化におけるプロペラ設計有無で得られた船体形状の船尾圧力分布 (Fig. 6.7)、公称伴流分布 (Fig. 6.8)、 ΔP 分布 (Fig.

6.9) を比較しても大差がない。

プロペラ設計を考慮せずに船型最適化して得られた船型について、プロペラ設計を行い馬力推定を実施すると、初期船型から 4.8%の BHP 減であった。プロペラ設計を考慮して最適化した場合には同 4.2%であり、BHP もほぼ同等である。プロペラ設計を考慮して最適化を実施した場合の方が、プロペラ設計を考慮せずに最適化した場合より、プロペラ設計後の BHP は小さくなるべきであるが、CFD 計算誤差や局所最適解による影響により、僅かに値が逆転してしまっていると考えられる。

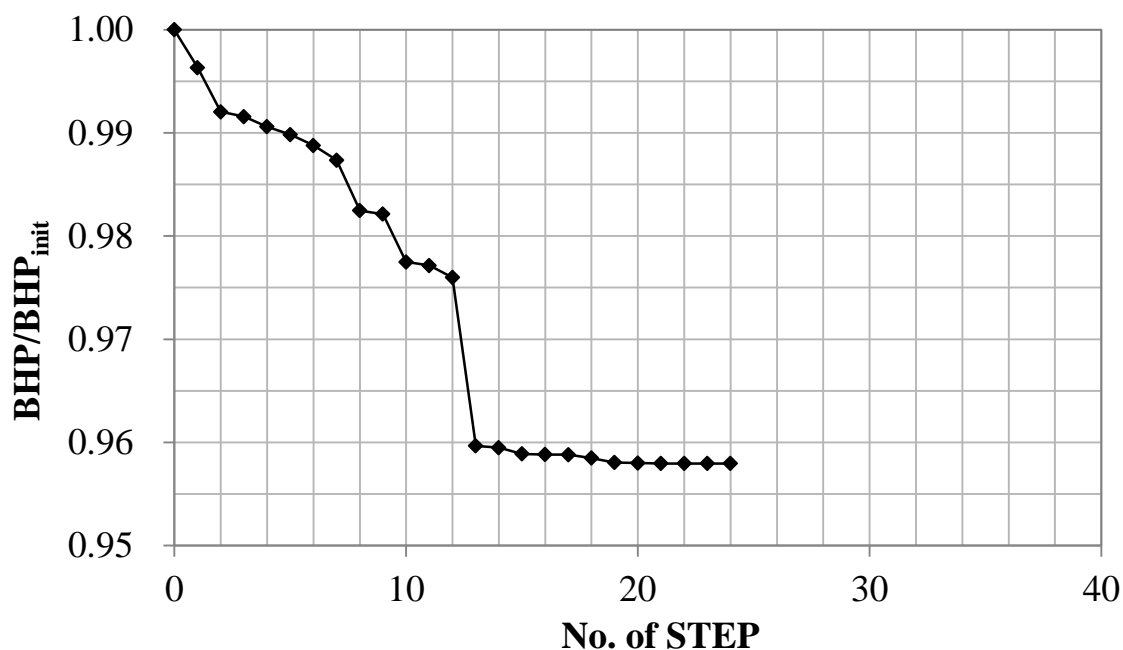


Fig. 6.5 History data of BHP optimized with propeller design by SQP.

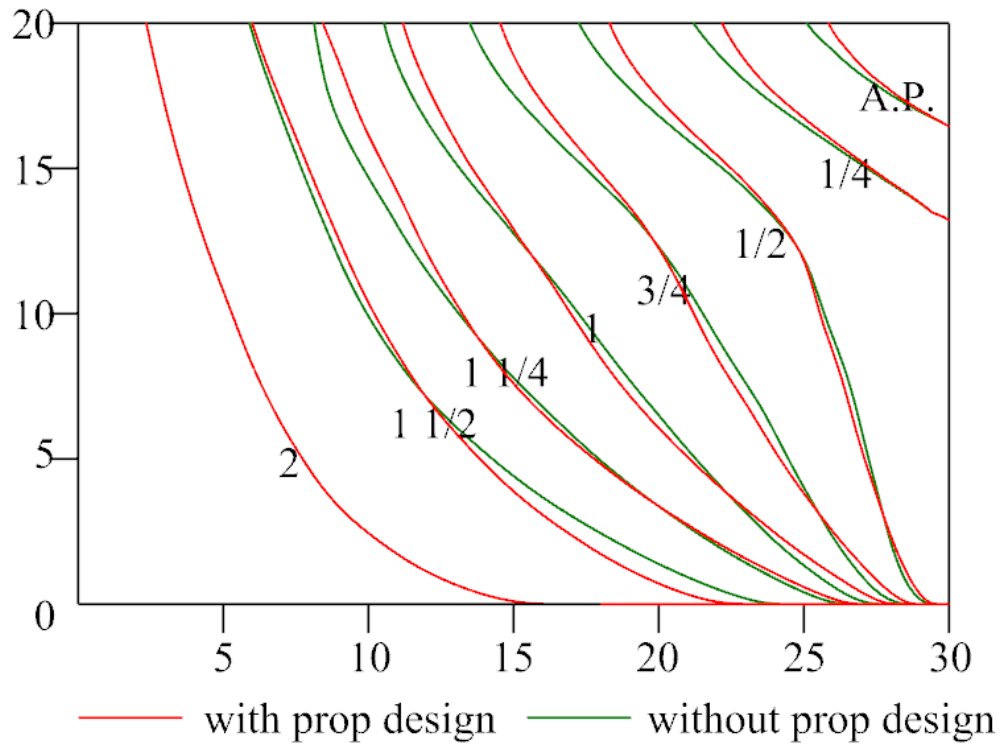


Fig. 6.6 Body plans optimized without and with propeller design.

Table 6.1 Results of the optimization without and with propeller design.

	$1+K$	$1-t$	$1-w_s$
Initial hull	1.395	0.823	0.592
Opt. with prop. design	1.324	0.834	0.645
Opt. without prop design	1.323	0.839	0.646

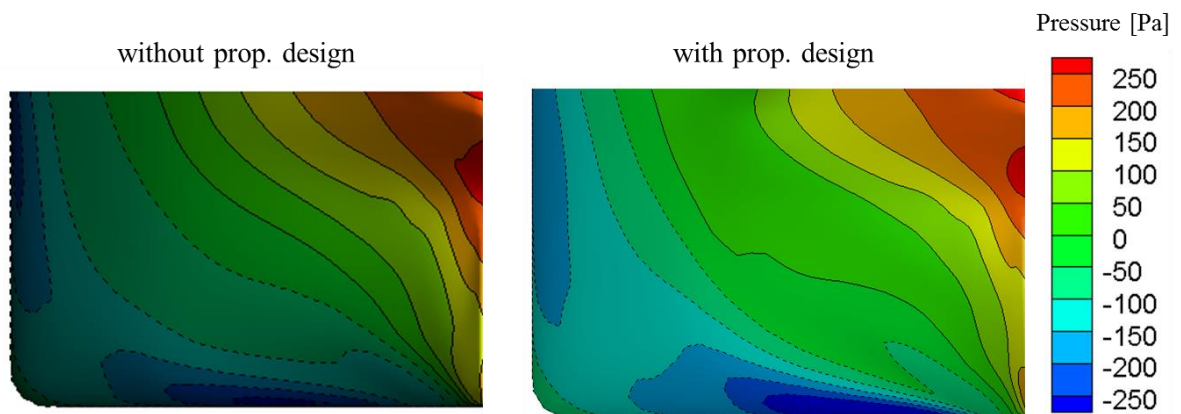


Fig. 6.7 Pressure distribution of optimized hull without and with propeller design

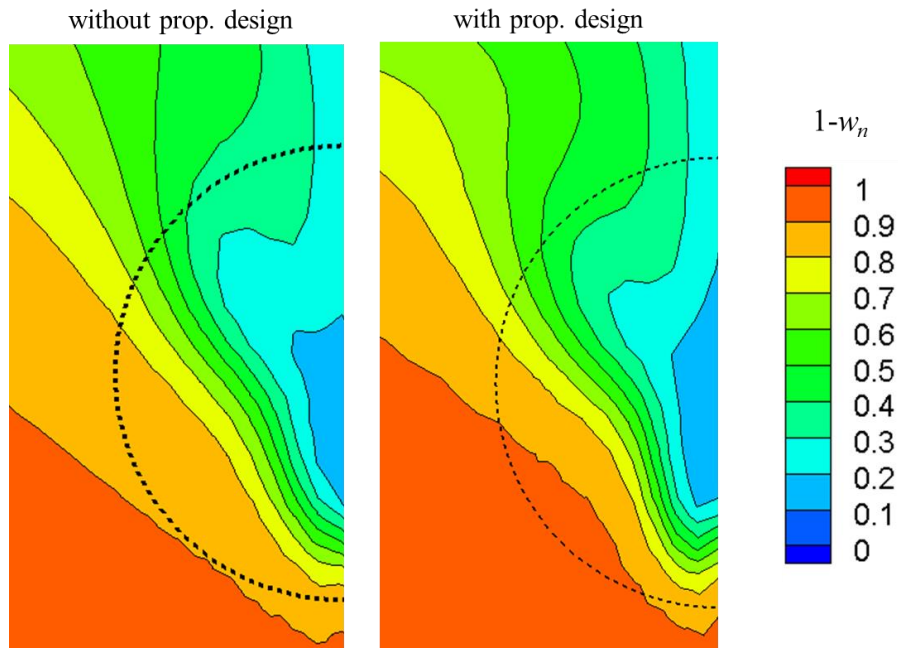


Fig. 6.8 Nominal wake distribution of optimized hull without and with propeller design

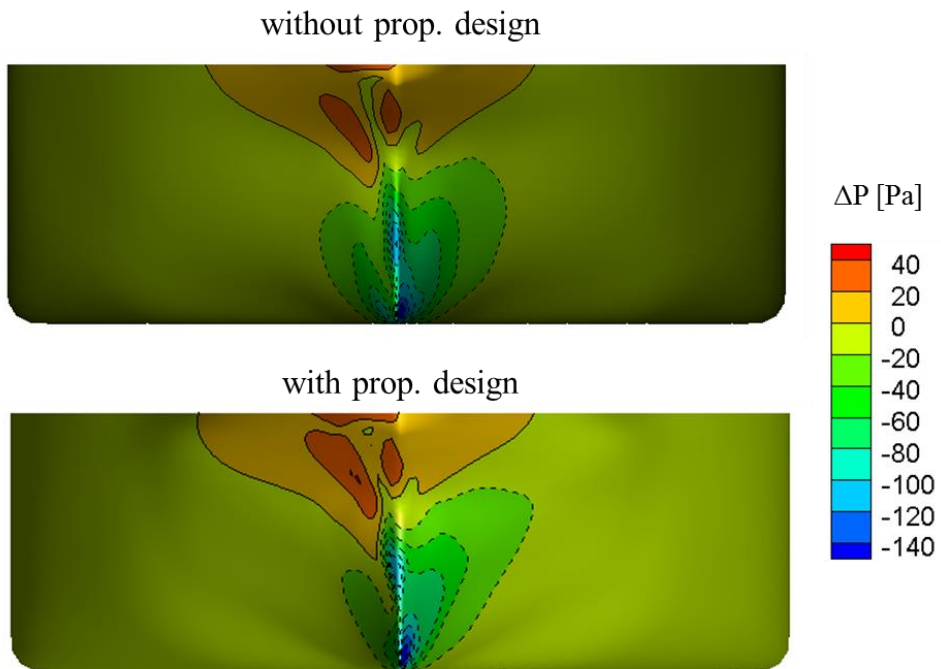


Fig. 6.9 ΔP of optimized hull without and with propeller

船尾ダクトの最適化事例として3章で示したSQPの最適化事例同様のVLCC船型を初期船型として、SSDを装着した状態 (Fig. 6.10) で、船型最適化を実施する。ここでは、最適化アルゴリズムをSBO、SQPを用い、それぞれプロペラ設計ルーチンを組込んだSSD付船型最適化を実施する。なお、SQP、SBOの計算設定はそれぞれ前章までに示したものを使用する。

Fig. 6.11、Fig. 6.12にSQP、SBOそれぞれの船型最適化結果を示す。SQPによる最適化ではSTEP7まではほぼ線形に馬力が減少し、それ以降は少しずつ馬力が減少する傾向にあり、STEP19で再度大きく馬力が減少し、収束に至っている。結果として、初期船型から4.9%の馬力改善となった。STEP19までの計算で400船型程度の評価を要しており、本ケースでは裸殻状態と比較して、少ない評価隻数で最適解を得ている。SBOでは最適化計算の前半では設計空間全体を探索しており、後半では比較的性能の良い船型を探索していることが分かる。設定した300隻以下の船型評価の間に、初期船型から7.1%馬力が低減する船型が得られている。

Fig. 6.13に得られた船体形状のBody Planを、Table 6.2に初期船型とSSD付最適化結果の各性能要素比較を示す。性能要素を見ると、 $1+K$ が減少し、WAKEは改善する結果となり、低抵抗型の船型となっている。プロペラ中心位置より下部は全体的に痩せているが、B.L.付近はU字傾向を保持している。経験的にSSDによる省エネ効果は、船底部の形状がV字傾向の場合より、U字傾向が強い形状において高いとされ、本最適化事例において、SSD効果が初期船型から減少しないような変形が行われていることが分かる。本計算事例では、最適化船型のフレームライン傾向が極端なV字形状とはなっていないため、初期船型と比較して大きな圧力回復は見られず (Fig. 6.14、Fig. 6.17 参照)、WAKEについても、全体的に悪化しているが、極端な悪化は避けられている (Fig. 6.15、Fig. 6.18 参照)。最適化船型では船尾が薄くなっており、 ΔP 分布から $1-t$ が改善していることを確認できる (Fig. 6.16、Fig. 6.19 参照)。SSDあり、なしの各性能要素の改善量を比較すると、初期船型海からの $1+K$ 変化率はSSD有無でほぼ変化がないが、同 $1-t$ の増加率はSQPで2.1%⇒4.0%、SBOで4.4%⇒5.8%と増加しており、SSDによる推進性能向上効果が、船型最適化により高まったと言える。これはWAKE分布から見ても分かるように、SSDなしでは最適化船型のWAKEは初期船型のものを比較して全体的に悪化しているが、SSD付では最適化船型のWAKE分布が初期船型のものに近づいている。

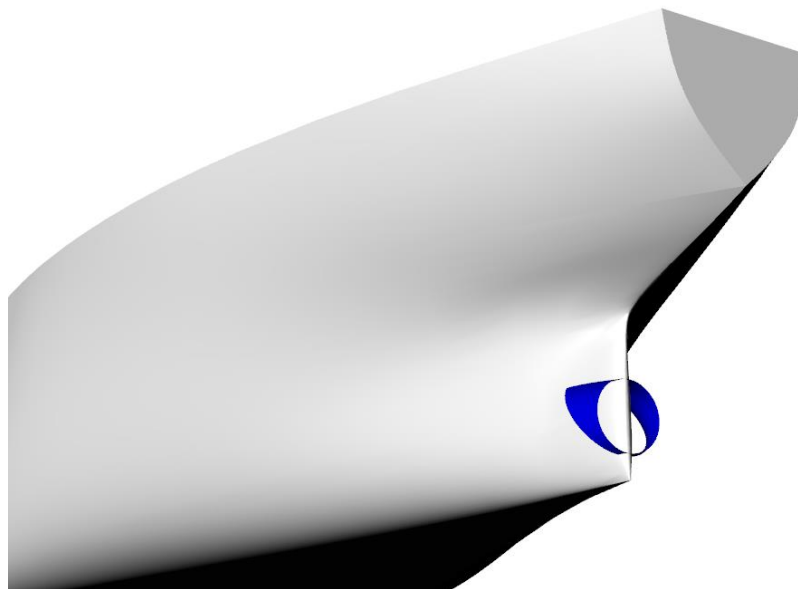


Fig. 6.10 VLCC with SSD.

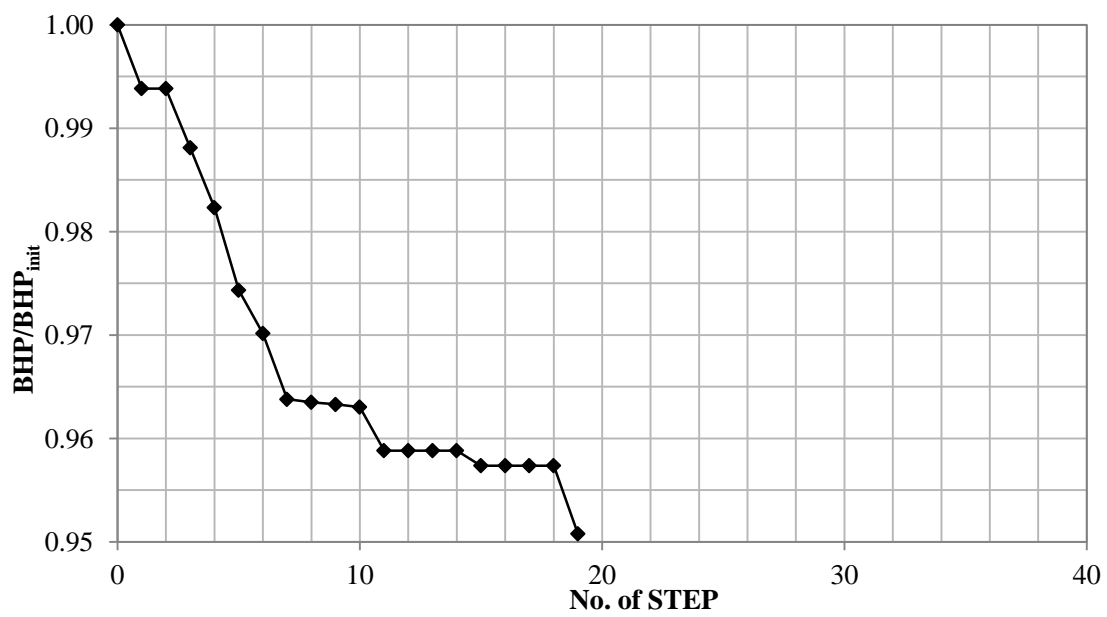


Fig. 6.11 History data of BHP optimized with SSD by SQP.

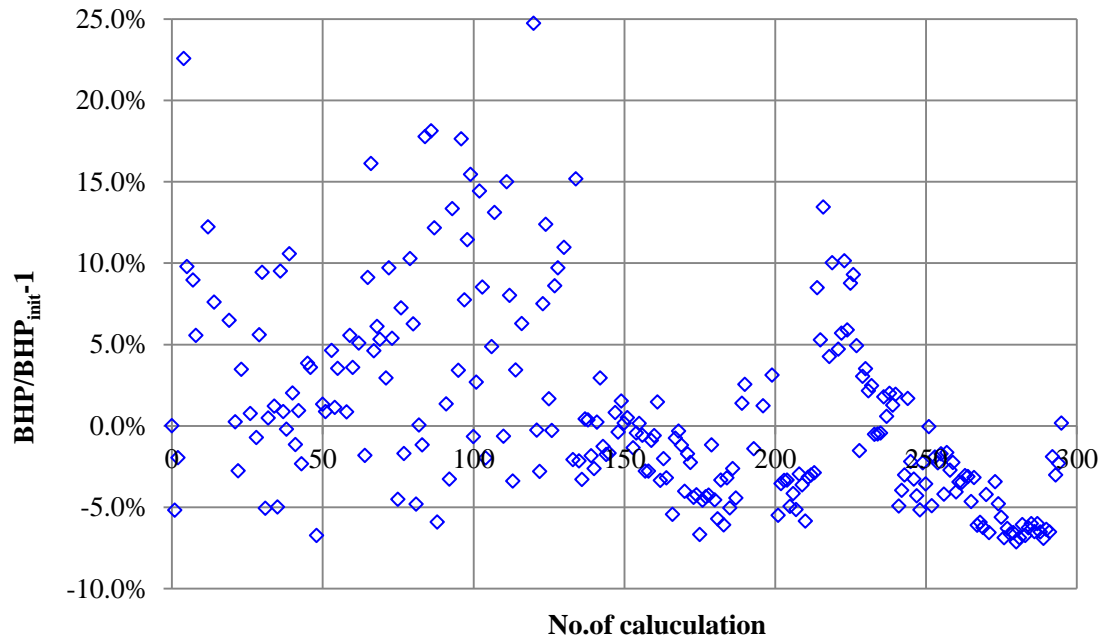


Fig. 6.12 History data of BHP optimized with SSD by SBO.

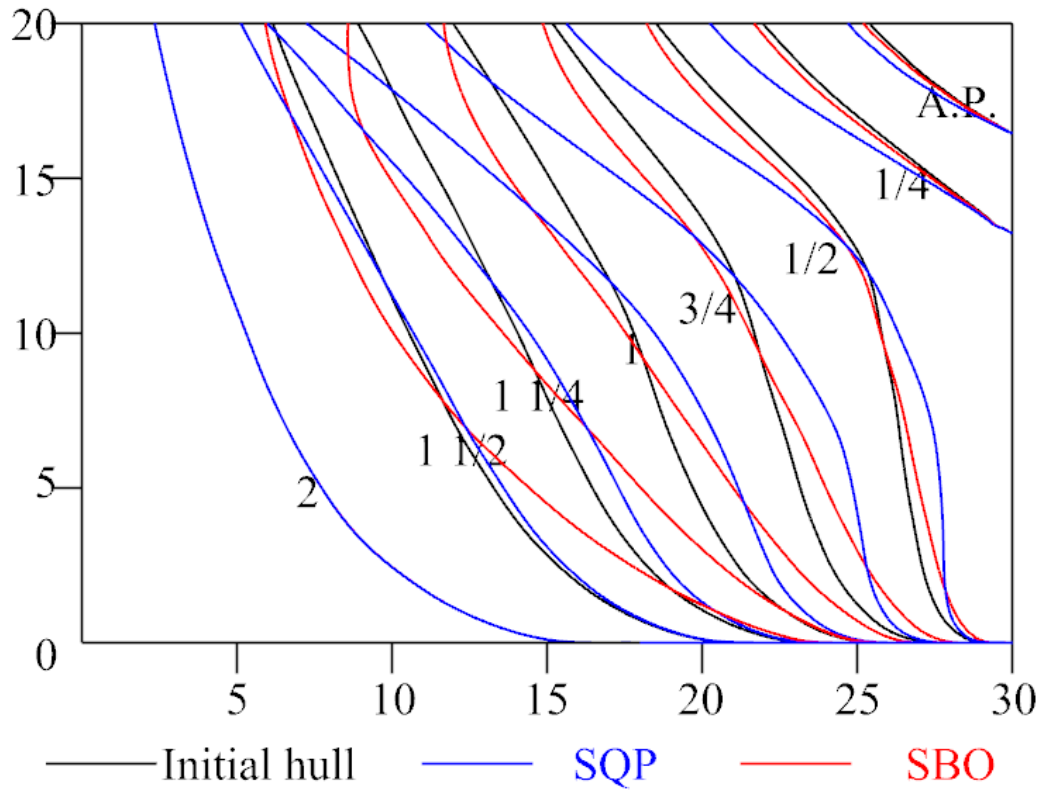


Fig. 6.13 Body plans optimized with SSD.

Table 6.2 Results of hull optimization with SSD.

	with SSD			without SSD		
	1+K	1-t	1-ws	1+K	1-t	1-ws
Initial hull	1.373	0.830	0.549	1.395	0.823	0.592
Optimization with SSD by SQP	1.354	0.863	0.562	1.373	0.841	0.629
Optimization with SSD by SBO	1.330	0.878	0.596	1.346	0.859	0.659

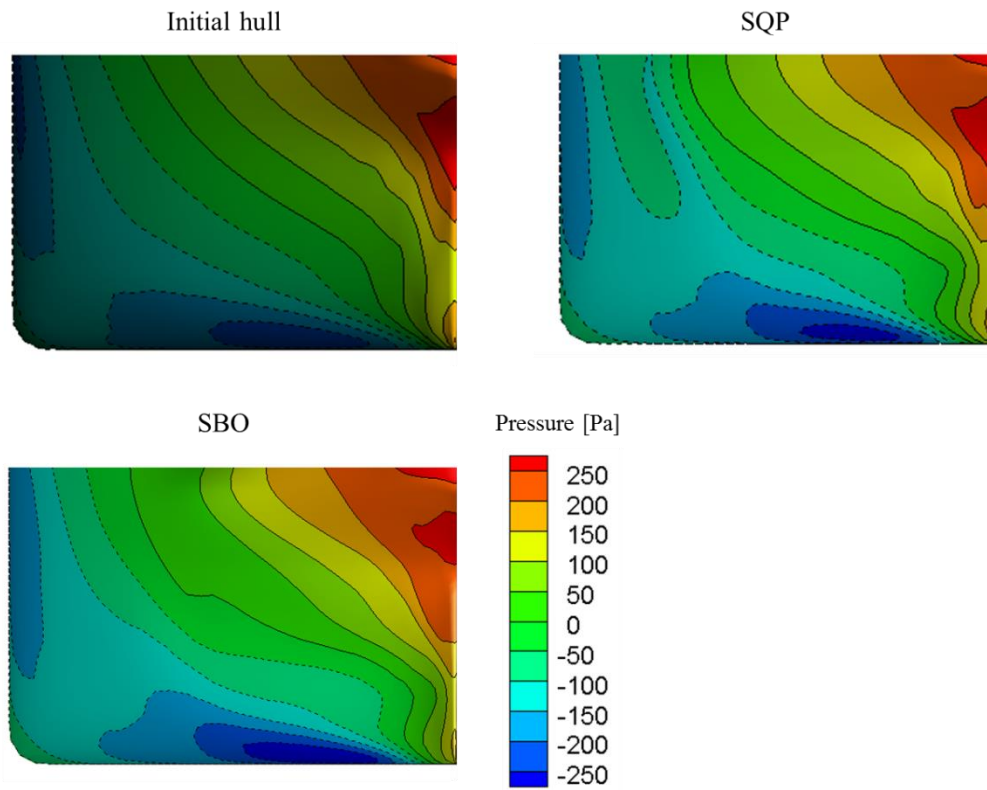


Fig. 6.14 Pressure distribution of optimized hull with SSD [Naked case].

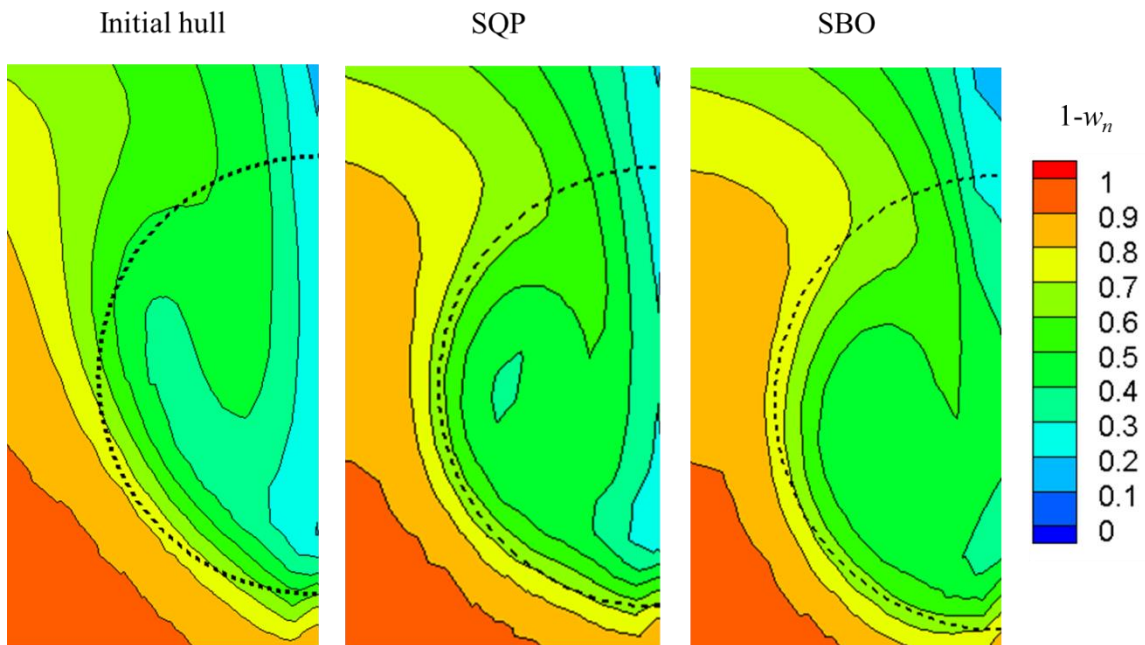


Fig. 6.15 Nominal wake distribution of optimized hull with SSD [Naked case].

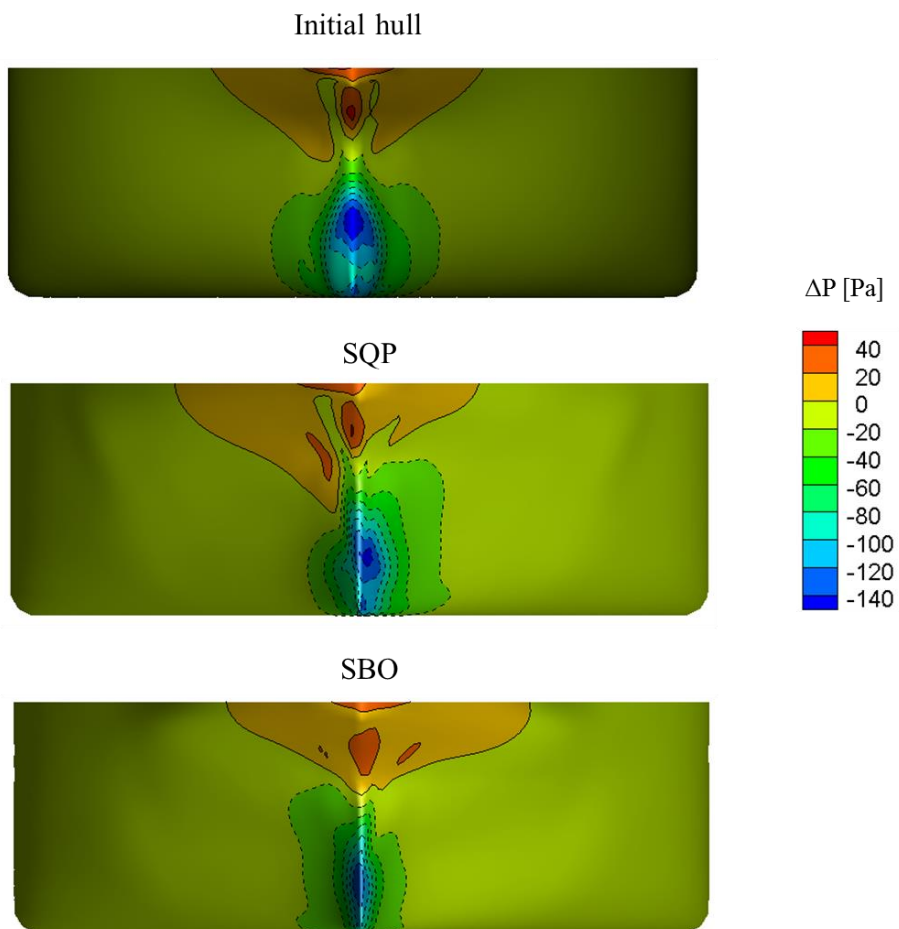


Fig. 6.16 ΔP distribution of optimized hull with SSD [Naked case].

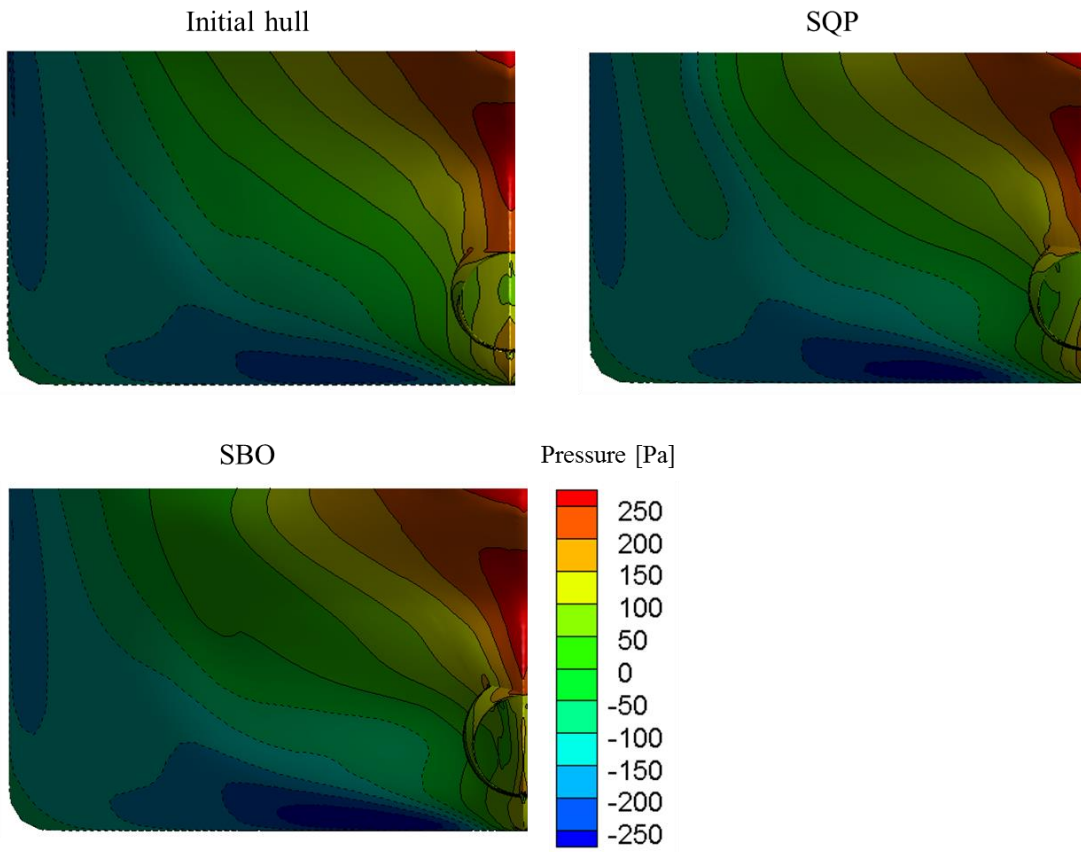


Fig. 6.17 Pressure distribution of optimized hull with SSD [SSD case].

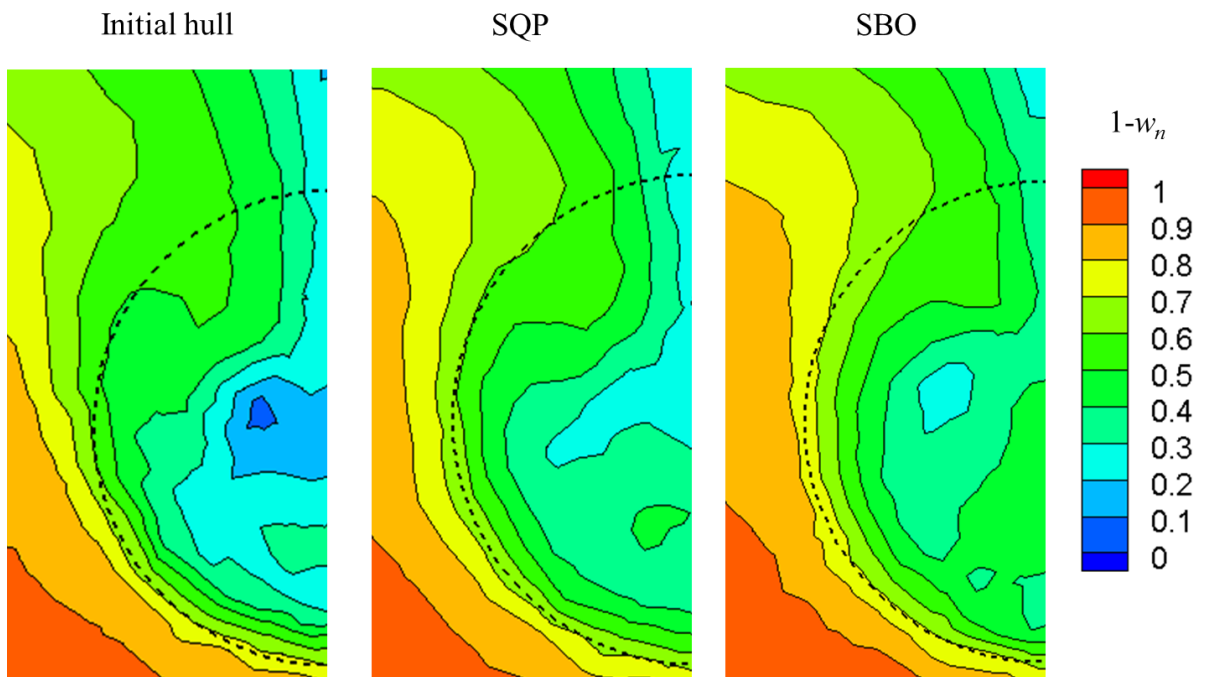


Fig. 6.18 Nominal wake distribution of optimized hull with SSD [SSD case].

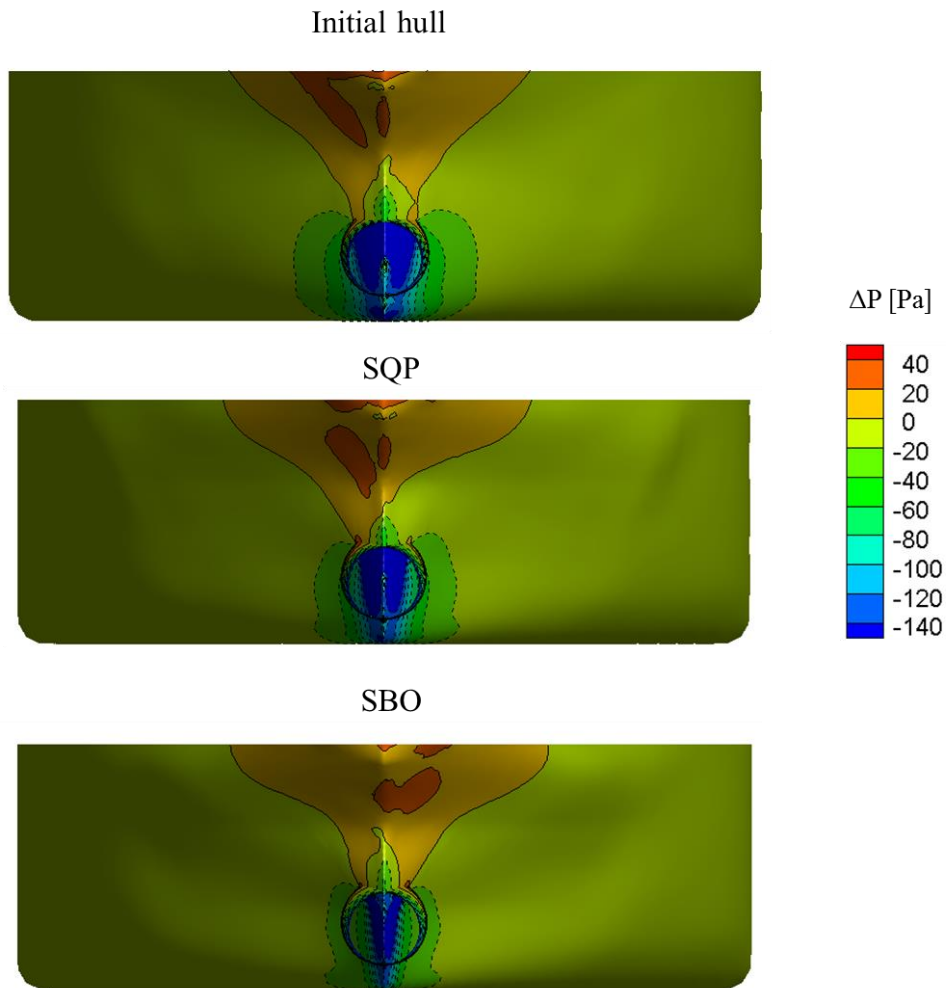


Fig. 6.19 ΔP distribution of optimized hull with SSD [SSD case].

初期船型と最適化結果との馬力比較を Fig. 6.20 に示す。SQP による船型最適化では、裸殻状態における初期船型からの馬力改善量は 1%程度だが、SSD の効果が 3.4%向上し、SSD 付の馬力では初期船型から 4.9%改善している。SBO による船型最適化では、裸殻状態における初期船型からの馬力改善量は 4.5%で、更に SSD の効果が 2.5%向上し、SSD 付の馬力では 7.1%改善している。SQP、SBO による SSD 付での船型最適化により得られた両最適船型は、SSD 効果が初期船型から向上しており、SSD 効果を考慮した最適化がなされていることが確認できる。また、SQP による最適化結果と比較して、SBO による最適化結果の方が小さい馬力となる船型を得られており、本結果からも 5 章同様、SQP では局所最適化に陥っていた可能性が考えられる。

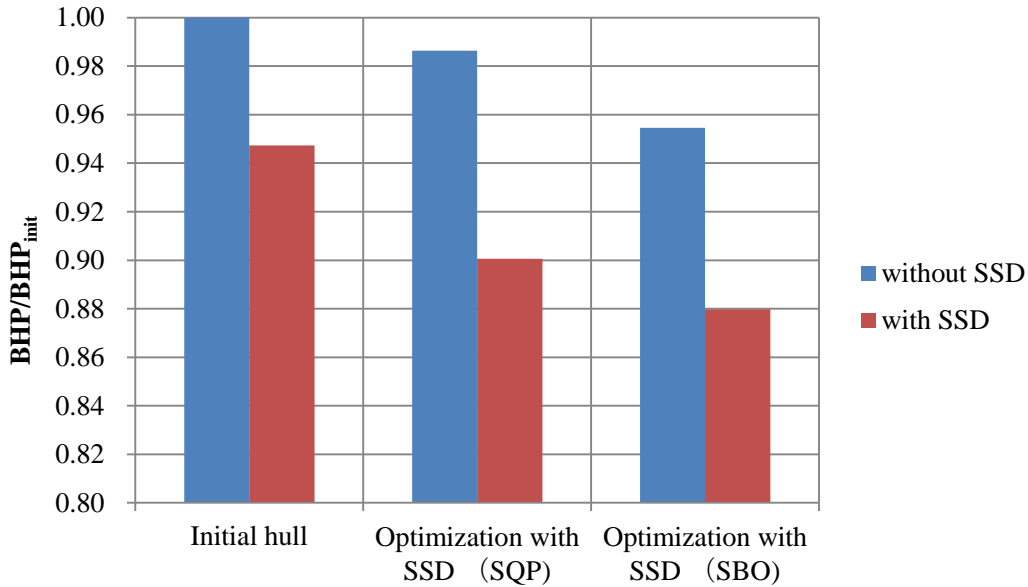


Fig. 6.20 BHP change rate of optimization with SSD.

6.4. ダクト効果有無による最適化結果の比較

SSD 効果を考慮して最適化して得られた船型が、裸殻状態で最適化して得られた船型より、SSD 付の馬力が小さくなっているかを確認するため、裸殻状態における最適化船型に SSD を装着し馬力推定を実施する。ただし、SBO による裸殻状態の船型最適化にはプロペラ設計が組み込まれていないため、プロペラ設計なしで最適化された船型に対して、プロペラ設計を行い、馬力を算出している。裸殻状態の最適化結果に SSD を装着して CFD 計算及び馬力推定を実施した結果を Table 6.3、Fig. 6.21、Fig. 6.22 に示す。

[SQP の場合]

裸殻状態で最適化した結果では、裸殻における馬力は 4%強と大きく減少しているが、SSD 効果が初期船型の 5.3%から 2.5%に減少しており、SSD 付での馬力を比較すると、1%強と馬力改善量が小さくなる。Fig. 6.23 の SSD 効果の考慮有無で最適化して得られた船型比較を見ると、裸殻状態での最適化船型では、極端に船底部が痩せている。裸殻状態での最適化船型で SSD 効果が大きく減少した理由は、船底部が極端に痩せたことにより、SSD による縦渦のエネルギー回収量が減少していると考えられる。また、裸殻状態の最適化船型において、プロペラ面に対して WAKE 分布が上方にシフトした形となっており、SSD が適した位置でないため、SSD による WAKE 改善効果が薄れたと考えられる。一方、6.2 節で示した通り、SSD 付最適化では裸殻状態での馬力は 1%強の減少と大きく改善はしていな

いが、SSD 効果が大幅に向上し、SSD 装着時の馬力では 4.9%改善している。

[SBO の場合]

裸殻状態で最適化した結果では、裸殻における馬力は 6%強と大きく減少しているが、SSD 効果が初期船型の 5.3%から 1.6%と大きく減少しており、SSD 付で馬力を比較すると 2%以下と馬力改善量が小さくなる。Fig. 6.24 の船型比較を見ると、SQP による最適化結果同様に、裸殻状態での最適化船型では極端な V 字傾向のフレームラインとなっており、上記同様の理由で SSD 効果が減少したと考えられる。一方、6.2 節で示した通り、SSD 付最適化では裸殻状態での馬力は 4.5%減少、SSD 効果が 2.5%大幅に向上し、SSD 装着時の馬力では 7.1%改善している。

従って、船体形状の影響を受けやすい ESD では、ESD 効果を考慮して船型最適化を実施しなければ、船体トータルでの馬力改善にはなりにくく、ESD を考慮して最適化を実施することで、裸殻状態での最適化と比較して ESD 付の船体性能が改善することを確認した。

Table 6.3 Results of hull optimization without SSD.

	with SSD			without SSD		
	$1+K$	$1-t$	$1-w_s$	$1+K$	$1-t$	$1-w_s$
Initial hull	1.373	0.830	0.549	1.395	0.823	0.592
Optimization with SSD by SQP	1.324	0.843	0.623	1.324	0.834	0.645
Optimization with SSD by SBO	1.315	0.856	0.637	1.319	0.854	0.656

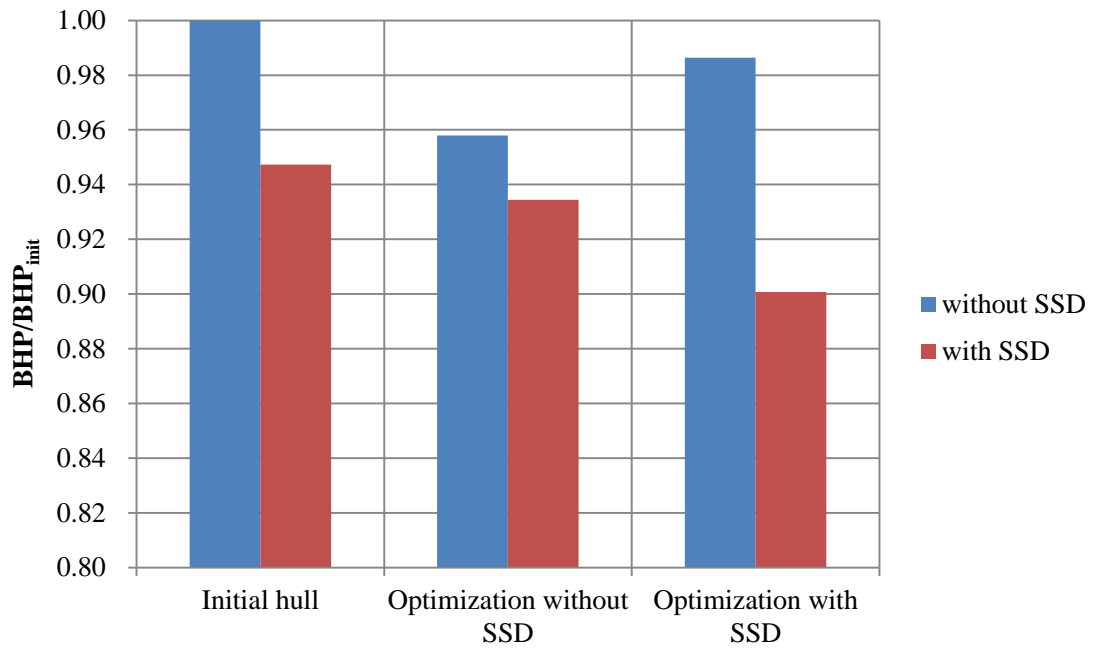


Fig. 6.21 Optimal results by SQP. (with SSD VS without SSD)

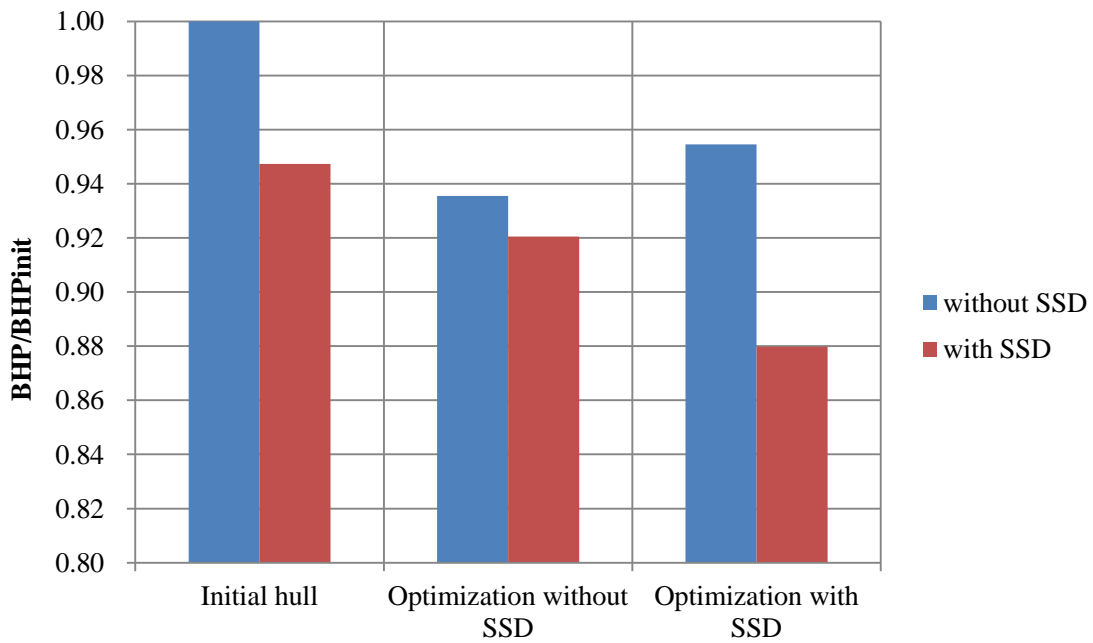


Fig. 6.22 Optimal results by SBO. (with SSD VS without SSD)

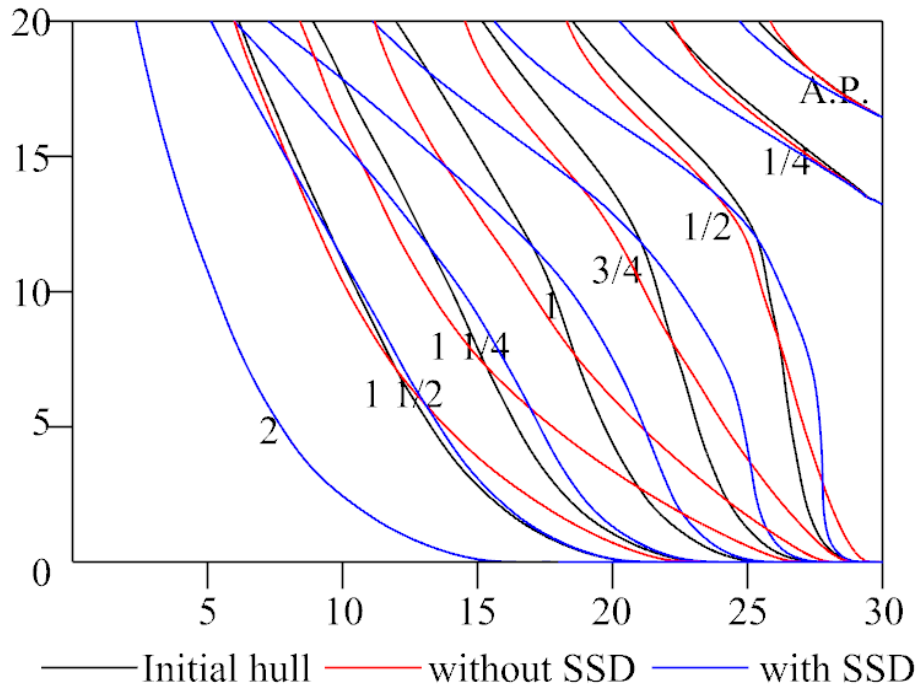


Fig. 6.23 Body plans optimized with and without SSD by SQP.

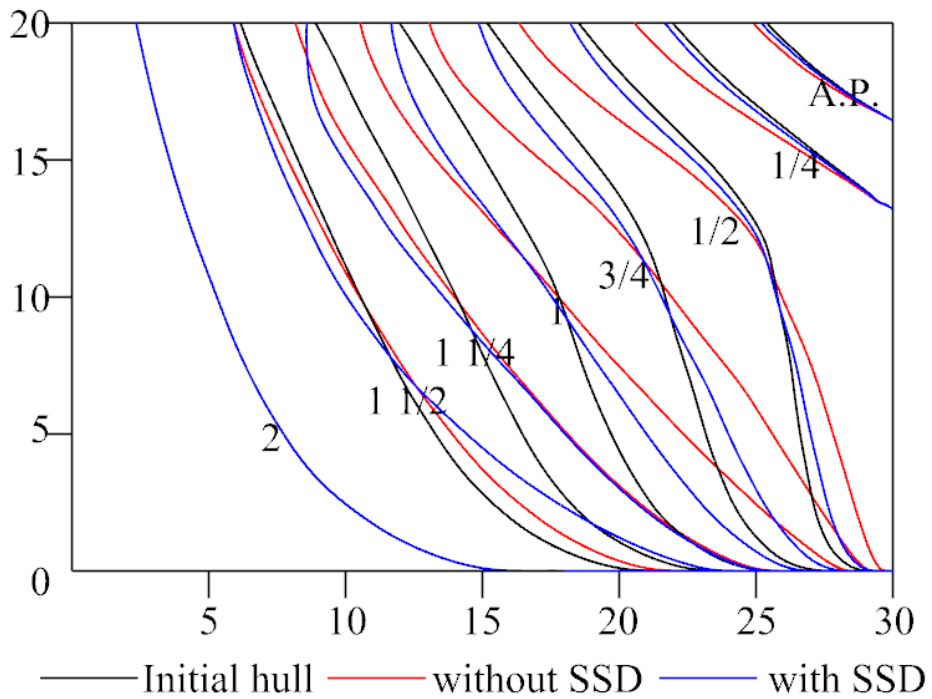


Fig. 6.24 Body plans optimized with and without SSD by SBO.

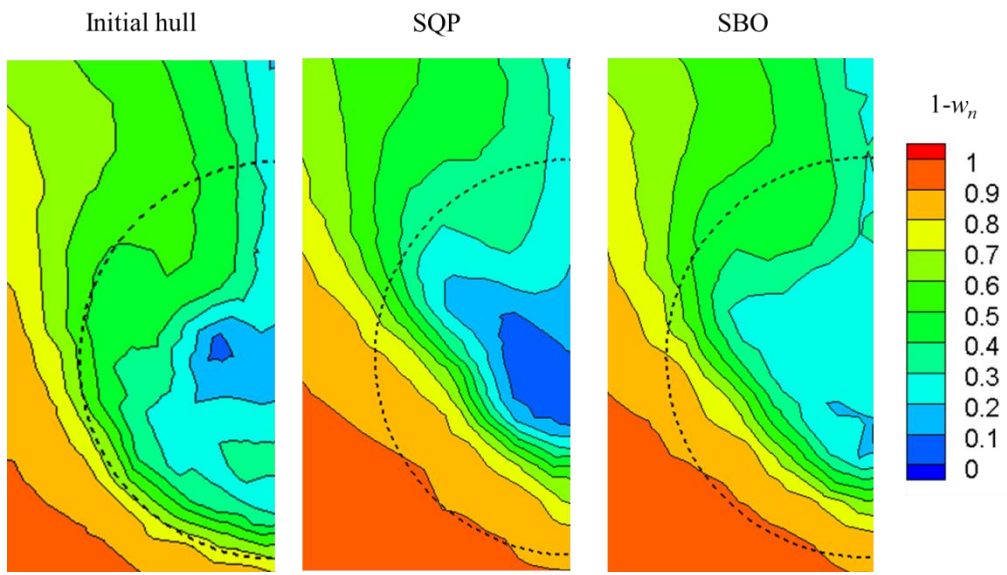


Fig. 6.25 Nominal wake distribution of optimized hull without SSD [SSD case].

7. 結言

本研究では、BHP 低減を目的とした船型最適化手法を提案し、最適化手法には SQP 及び SBO、2 種類の船型最適化手法を用いて、VLCC 船型を原型とした最適化を試みた結果、以下の結論が得られた。また、船尾ダクト効果を考慮して同船型を最適化した結果、以下の結論が得られた。

- ・ 粘性圧力抵抗と自航要素のバランスを見ながら経験的に BHP を最小化する船型設計に対し、BHP を目的関数とした船型最適化手法を構築することで、自動的に BHP が小さくなる船型を得ることが可能であることを確認した。
- ・ 水槽試験結果から、SQP を用いた本船型最適化手法が有効であることを確認したが、SQP による最適化手法では、局所最適解に陥る可能性があることが分かった。
- ・ 局所問題への解決策として、SBO を用いた船型最適化手法を構築し、SQP による船型最適化手法で得られた最適解より馬力が小さい船型を短時間で得ることができることを確認した。
- ・ 省エネ付加物なしで船型最適化を実施すると、付加物による馬力低減効果が減少する可能性があることを示した。省エネ付加物を考慮した船型最適化手法を構築することで、省エネ付加物効果を含めた船型最適化が行え、裸殻状態における最適船型より、省エネ付加物付において性能面に優れた形状を得られることを確認した。

本研究により、最適化手法の検討及び、省エネ付加物効果を考慮した船型最適化を構築し、その有用性を示すことが出来た。今後は、設計現場における船型最適化システムとして実用化を目指す。

謝辞

本研究を進めるにあたり、指導教官としてご指導いただきました鈴木和夫教授、また、貴重なご助言をいただきました日野孝則教授に心より感謝致します。

最適化手法に関するご助言をいただきました、株式会社 IHI の佐藤氏に深く感謝申し上げます。

また、社会人ドクターコースでの学位取得にあたり、通常業務並びに、本研究に対しご支援いただきました、JMU 技術研究所技監の方々、同流体研究グループの皆様、模型製作・水槽試験を実施頂きました同試験解析グループの皆様に感謝致します。

参考文献

- 1) 一般財団法人 日本海事協会 EEDI 室 : EEDI の概要および認証について, KANRIN 日本船舶海洋工学会誌, 第 53 号, p.p.12-20, 2014.
- 2) 鈴木和夫 : 流体力学的形状最適化問題, 試験水槽委員会シンポジウム - 船型設計と流力最適化問題 -, 日本造船学会, pp.67-89, 1999.
- 3) 乾崇夫 : 実験船型学と造波抵抗理論, 造波抵抗シンポジウム, 日本造船学会, pp.27-47, 1965.
- 4) 別所正利 : 極小値問題について, 造波抵抗シンポジウム, 日本造船学会, pp.17-27, 1965.
- 5) 鈴木和夫 : 非線形計画法による船型設計の基礎的研究 (第 2 報) , 日本造船学会論文集, 第 150 号, pp.49-55, 1981.
- 6) 鈴木和夫 : Rankine source 法に基づく造波抵抗最小船型の計算, 日本造船学会論文集, 第 185 号, pp.9-19, 1999.
- 7) 濱崎準一, 姫野洋司, 田原裕介 : 非線形計画法による船型最適化の試み (第 3 報) - 粘性抵抗最小化を目指した船体後半部の形状の改良 -, 関西造船協会誌, 第 225 号, pp.1-6, 1996.
- 8) 田原裕介, 西田隆司, 安東潤, 姫野洋司 : CFD によるタンカー船型の船尾形状最適化(第 3 報) - 自航シミュレータを用いた伝達馬力最小化 -, 関西造船協会誌, 第 234 号, pp.41-50, 2000.
- 9) 日野孝則 : CFD による船型最適化の問題と現状, 試験水槽委員会シンポジウム - 船型設計と流力最適化問題 -, 日本造船学会, pp.91-109, 1999.
- 10) Pamela P. Walatka, Pieter G. Buning, Larry Pierce and Patricia A. Elson : PLOT3D User's Manual, NASA Technical Memorandum 101067, 1990.
- 11) 増子章, 増田聖始, 正司公一, 尾崎伯哉, 水野滋也 : ジャパンマリンユナイテッドの船舶用試験水槽設備, 日本マリンエンジニアリング学会誌, 第 49 巻 第 3 号, 2014.

- 12) 矢崎敦生：模型船による水槽試験から実船の伴流係数を推定するための図表について，日本造船学会誌，第 480 号，pp.24-26, 1969.
- 13) ANSYS, Fluent, <http://ansys.com/Products/Fluids/ANSYS-Fluent>.
- 14) ANSYS, Inc./ANSYS Japan K.K. : ANSYS FLUENT 12.0 理論ガイド, 2010.
- 15) F. R. Menter : Two-Equation Eddy-Viscosity Turbulence Models for Engineering Applications, AIAA Journal, 32(8), pp.1598-1605, 1994.
- 16) 山崎隆介：簡易プロペラ理論について，関西造船会会報，第 95 号，pp.251-271, 1998.
- 17) 児玉良明：シミュレーション援用船型設計，試験水槽委員会シンポジウム - 船型設計と流力最適化問題 - ，日本造船学会，pp.51-65, 1999.
- 18) 森下美津恵，赤木新介，山田篤志：シミュレーテッドアニーリング法による超高速船の船型最適化と性能評価，関西造船協会論文集，第 242 号，pp.111-118, 2004.
- 19) 平山明仁，安東潤：造波抵抗と砕波の低減を目的とした船型改良法に関する研究 - 実数値遺伝的アルゴリズムを用いた多目的船型最適化 - ，日本船舶海洋工学会論文集，第 5 号，pp.185-193, 2007.
- 20) 中山弘隆，岡部達哉，荒川雅生，尹禮分：多目的最適化と工学設計，現代図書，pp.153-187, 2007.
- 21) M. Y. M. Ahmed, N. Qin : Surrogate-Based Aerodynamic Design Optimization: Use of Surrogates in Aerodynamic Design Optimization, 13th International Conference on AEROSPACE SCIENCES & AVIATION TECHNOLOGY, 2009.
- 22) ASNOP 研究会：パソコン FORTRAN 版 非線形最適化プログラミング，日刊工業新聞社，1991.
- 23) 北川敏男：実験計画法講義 I 基礎編（1），培風館，1955.
- 24) Carl Edward Rasmussen, Christopher K. I. Williams : Gaussian Processes for Machine Learning, MIT Press, 2006.

- 25) DATADVANCE, MACROS, <https://www.datadvance.net/product/macros/>.
- 26) DATADCANCE : GTOpt Generic Tool for Optimization, 2013.
- 27) DATADCANCE : GTApprox Generic Tool for Approximation, 2013.
- 28) 田原裕介, 新郷将司, 金井亮浩 : 重合格子技術と非線形最適化理論を導入した CFD 援用最適省エネルギーデバイス設計法 - 特に最適解の評価について -, 日本船舶海洋工学会講演会論文集, 第 27 号, pp.353-356, 2013.
- 29) 宮本雅史, 藤本留男 : 船舶の性能開発の現状と展望, 日立造船技報, 第 54 卷 1 号, 1993.
- 30) ジャパンマリンユナイテッド株式会社ウェブサイト:
<https://www.jmuc.co.jp/rd/development/hydrodynamics/energy-saving/>
- 31) 牧野功治, 増田聖始 : CFD による省エネデバイス付船体周りの流場解析, 日本船舶海洋工学会講演会論文集, 第 6 号, pp.135-138, 2008.
- 32) 荻原誠功, 山崎正三郎, 芳村康男, 足達宏之 : 船舶海洋工学シリーズ⑩ 船舶性能設計, 成山堂書店, 2013.