

船舶初期計画のための 知的支援システムに関する研究

(A study on intelligent support system for ship initial design)

松村 竹実

目次

第I部 序論	1
第1章 船舶初期計画概論	2
1.1 船舶の初期計画ノウハウ	2
1.1.1 雛型設計プロセスと課題	2
1.1.2 設計変数空間の拡張	3
1.1.3 本研究の目的と概要	4
1.2 設計における回帰的アプローチ	6
1.2.1 従来手法に対する考察	6
1.2.2 ニューラルネットワークの導入	7
1.2.3 船舶海洋分野への適用事例	9
第2章 設計プロセスとシステム入出力	11
2.1 船舶の製品アーキテクチャ	11
2.1.1 軽荷重量比率	11
2.1.2 主機関と推進器	13
2.1.3 抵抗推進特性と船型設計	15
2.2 初期計画システムの基本構造	19
2.2.1 ネットワークの構成	19
2.2.2 随伴ネットの学習概要	21
2.2.3 本論で構築するシステム概要	22
第II部 各種船舶の初期計画支援システム	26
第3章 滑走艇の初期計画システム	27
3.1 システム基本構造と構築法	27
3.1.1 滑走艇設計における写像関係	27
3.1.2 システム構成と教示データ	28
3.1.3 ニューラルネットと教示学習	31
3.2 未学習他船型への適用例	34

3.2.1	抵抗および姿勢推定事例	34
3.2.2	他推定法との比較	37
3.2.3	建造船への適用事例	38
3.3	システム構築に関する考察	42
第4章	高速船の初期計画システム	44
4.1	高速船の設計プロセス	44
4.1.1	船型と抵抗推進特性	44
4.1.2	馬力係数による高速船試運転情報の整理	46
4.1.3	高速船のデザインスパイラルとプロペラ要目計画	51
4.2	システム基本構造と構築法	53
4.2.1	高速船設計における写像関係	53
4.2.2	システム構成と教示データ	54
4.2.3	ニューラルネットの教示学習	56
4.2.4	中間層におけるニューロン数の影響	63
4.3	未学習他船型への適用例	64
4.3.1	プロペラ計画および馬力推定の検証	64
4.3.2	検証用高速艇の追加学習	67
4.4	システム構築に関する考察	69
第5章	低速船の初期計画システム	71
5.1	低速船の船型計画プロセス	71
5.1.1	モジュラー型設計と造波抵抗推定	71
5.1.2	横切面積曲線計画の従来手法	73
5.2	システム基本構造と構築法	74
5.2.1	低速船計画における写像関係	74
5.2.2	システム構成と教示データ	76
5.2.3	フォワードモデルの学習構築	80
5.3	未学習他船型に対する推定例	86
5.3.1	多賀野法との比較検証	86
5.3.2	未学習船型に対する検証	87
5.4	横切面積曲線の非線形計画例	91
5.4.1	調整ネットと目的関数	91
5.4.2	目的関数値の最小化プロセス	92
5.4.3	標準化学習	93
5.4.4	最適化学習	95

5.5 システム構築に関する考察	98
第 III 部 結論	102
第 6 章 結論	103
6.1 初期計画支援システムの基本構想	103
6.2 具体的システム構築のノウハウと成果の要点	104
謝辞	107
参考文献	109
付 録 A ニューラルネットワーク	115
A.1 ニューラルネットワークの数学モデル	115
A.2 初期計画システム各ネットの結合荷重と閾値	116
A.2.1 滑走艇用システム	116
A.2.2 高速船用システム	119
A.2.3 低速船用システム	122
付 録 B Series 60	125
B.1 Series 60 のデータ再解析	125
B.2 Series 60 の造波抵抗係数範囲	125

目 次

1.1	雑型設計の概略プロセス	2
1.2	設計変数によるパラメータ空間の拡張	4
1.3	本研究で構築する知的支援システムの概略構成	6
1.4	シグモイド非線形演算素子とニューラルネットの基本構造	8
2.1	様々な種類の船舶の設計アーキテクチャと軽荷重量比率	12
2.2	世界最大のウォータージェット ²⁷⁾ とユニット一体型ウォータージェット ²⁸⁾	13
2.3	スクリュープロペラとウォータージェットの推力原理と船尾配置	14
2.4	速力フルード数に対する船体の造波波長の変化模式図	16
2.5	速力フルード数に対する船体姿勢および抵抗係数の変化	16
2.6	各種船型と初期計画上の重要入出力パラメータ	18
2.7	ニューロ型計画システムの基本構成	19
2.8	滑走艇初期計画システムの基本構成	23
2.9	高速船初期計画システムの基本構成	24
2.10	低速船初期計画システムの基本構成	25
3.1	滑走艇初期計画システムの基本構成 (再掲)	28
3.2	Series 62 モデルの正面線図	29
3.3	滑走艇計画システムにおける入出力パラメータ	30
3.4	滑走艇初期計画システムにおけるニューラルネットワーク構造	30
3.5	(滑走艇用) 推定ネットの教示データとプレイバック推定結果との比較	32
3.6	MODEL4666 試験データとプレイバック推定結果との比較	33
3.7	Series 62 のデータ密度分布 (随伴ネット出力値)	34
3.8	No.7 モデル (TMB3626) および No.8 モデル (TMB3941) の正面線図	35
3.9	No.7 モデル (TMB3626) の推定結果	36
3.10	No.8 モデル (TMB3941) の推定結果	37
3.11	Savitisky 手法と本手法の抵抗推定比較 (No.7 および No.8 モデル)	38
3.12	漁業取締艇における L_{WL}/B_C および L_{CG}/L_{WL} と抵抗特性の関係	39
3.13	漁業取締艇”つるぎ”の速力馬力特性	40
3.14	小型滑走艇の波浪中抵抗推力特性	41

3.15	小型滑走艇の平水中速力馬力特性と姿勢変化	41
4.1	高速船型 4 種の横切面積曲線	44
4.2	高速船型 4 種の浸水面積係数	45
4.3	高速船の C_{adm} 分布	47
4.4	高速船の $BHP/(\Delta L^{1/2})$ 分布	48
4.5	高速船の BHP/Δ 分布	48
4.6	丹羽による高速船馬力推定チャート	49
4.7	丹羽チャートによる推定値と実績値との相関	50
4.8	丹羽チャートによる推定値の誤差分布	50
4.9	高速船のデザインスパイラル	51
4.10	高速船初期計画システムの基本構造 (再掲)	53
4.11	高速船計画システムにおける入出力パラメータ	54
4.12	高速船初期計画システムにおけるニューラルネットワーク構造	55
4.13	学習点集合 T_L の分布 (高速船試運転実績データの分布)	57
4.14	随伴ネットの出力分布	58
4.15	プロペラ計画ネットの推定出力値と実績値との相関	60
4.16	プロペラ計画ネットの出力分布図 ($M_n = 6.5$)	61
4.17	馬力算定ネットの推定値と実績値との相関	62
4.18	馬力算定ネットの出力分布図 ($M_n = 6.5$)	62
4.19	随伴ネットの中間層ニューロン数と平均誤差エネルギーおよび出力分布	64
4.20	検証用高速艇の試運転結果と馬力算定ネットによる速力馬力推定曲線	66
4.21	検証用高速艇に対する馬力算定ネットの推定値と実績値との相関	66
4.22	検証用高速艇の追加学習による随伴ネットの出力値変化	67
4.23	検証用高速艇の試運転結果と再構築後のネットによる速力馬力推定曲線	69
5.1	低速船初期計画システムの基本構造 (再掲)	74
5.2	低速船計画システムにおける入出力パラメータ	76
5.3	低速船初期計画システムにおけるニューラルネットワーク構造	77
5.4	Series 60 のエントランス部横切面積曲線群	79
5.5	Series 60 のエントランス部横切面積曲線 1 次微係数	79
5.6	Series 60 の造波抵抗曲線	80
5.7	(造波抵抗) 推定ネットの推定値と試験結果との相関	81
5.8	(造波抵抗) 推定ネットによる Series 60 造波抵抗のプレイバック推定曲線	81
5.9	随伴ネットによる Series 60 データ ($C_B = 0.65, 0.75$) のプレイバック出力	83
5.10	パラメータ超空間における既学習点までの距離と随伴ネットの平均出力	84

5.11	積分ネットの推定値と解析計算値の相関	85
5.12	多賀野法によるプレイバック推定値と水槽試験結果の相関	86
5.13	推定ネットによるプレイバック推定値と水槽試験結果の相関	87
5.14	未学習な検証船に対する随伴ネットの出力値	88
5.15	未学習な検証船に対する推定ネットの出力値	89
5.16	未学習な検証船に対する多賀野法に基く推定値	90
5.17	低速船初期計画システムにおけるニューラルネットワーク構造 (再掲)	91
5.18	調整ネットの標準化学習と最適化学習	93
5.19	Series 60 における C_P と上限 F_n の関係	94
5.20	ペナルティ係数 β と随伴ネット出力値 γ の平均および分散	95
5.21	本提案システムによるエントランス部最適横切面積曲線と造波抵抗係数	97
5.22	ペナルティ係数 β を変えた場合の最適化学習 (CASE D-alt)	98

表 目 次

3.1	No.7 モデル (TMB3626) および No.8 モデル (TMB3941) の主要目等 . . .	35
3.2	富山県漁業取締艇”つるぎ”概略要目表	39
4.1	検証用高速艇の主要目と実績値、およびネット出力推定値	65
4.2	検証用高速艇の主要目と実績値、および再構築後のネット出力推定値	68
5.1	Series 60 の要目パラメータ範囲	78
5.2	推定ネットの入力パラメータ範囲	78
5.3	随伴ネットによるプレイバック検証のための Series 60 モデル	83
5.4	未学習な検証船の主要目データ	88
5.5	調整ネットの入力パラメータ範囲	92
5.6	標準化学習結果に基づく目的関数値の要素	94
5.7	4 種の設計条件に対する横切面積曲線の最適化事例	96

第I部

序論

第1章 船舶初期計画概論

1.1 船舶の初期計画ノウハウ

1.1.1 雛型設計プロセスと課題

船舶は実質的に試作が不可能という点で、非常に製造リスクの高い製品である。このため、実務における設計は実績のある既存設計の雛型修正に頼ることが多い。具体的には、まず類似の既存雛型が選択され、設計要求との差異に応じて難易度や実現性が評価される。次に雛型との差異がもたらす影響が推定され、必要な修正度合いが検討される。そして設計要求と性能面、構造面、艤装面の整合性がとれるまで、雛型に微調整が加えられる。つまり設計とは、要求と雛型の相違を把握した上で整合性を再構築する作業といえる。図 1.1 に雛型設計の概略プロセスを示す。

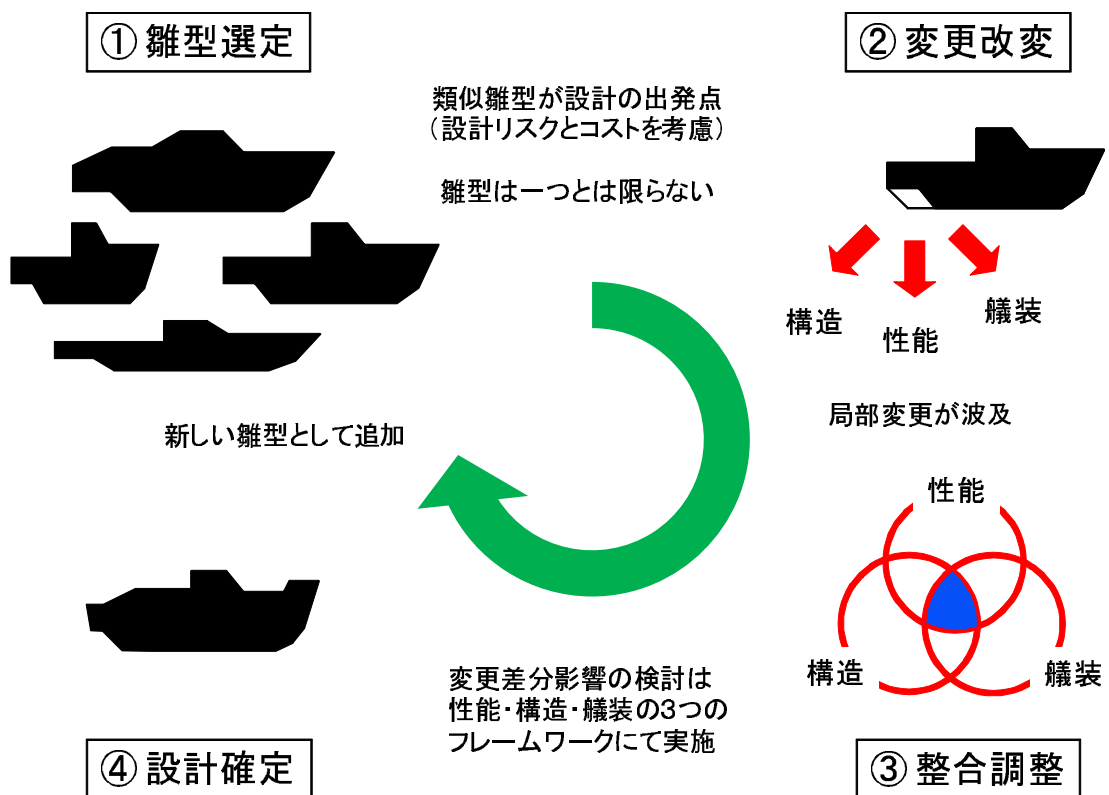


図 1.1: 雛型設計の概略プロセス

この場合、設計要求と既存雛型の類似度に応じて設計に必要な知識は変化する。類似していれば、変更も限定的かつ具体的で容易だが、類似していない場合には変更も広範囲に及び、抽象的な思考も要求される。場合によっては開発プロジェクトとしての投資を要することもある。プロの設計ノウハウは、この類似度の変化に柔軟に対応する。それは多様な経験から様々な実績の分布や傾向を把握しているため、類似度に応じた補間推定が可能なほか、個々の実績の分布に潜む特有の事情や失敗知見を芋づる式に引き出せるからである。前者のノウハウは形式知の類であり、後者は暗黙知の類といえる¹⁾。

然るに、近年の商業船舶設計の傾向として、仕様の標準化と作業の効率化が推し進められた結果、特定雛型が造船所標準としてそのまま採用される事例が非常に増加してきた。このため、標準から逸脱した船舶の設計事例が極端に少なく、雛型となるべき実績データも、設計者個人の経験も、多様性を失いつつある。加えて、緻密なモデルを対象に詳細検討をするパワー CAE ツール²⁾は充実しても、設計初期のラフな情報をもとに広範囲な簡易検討を行うライト CAE ツール²⁾はあまり進歩していない。結果として、狭く深い検討はできても、浅く広い検討は相対的に不得手となりつつあり、初期計画時の方向性を間違える確率が高くなってきたと言える。

1.1.2 設計変数空間の拡張

このような問題の解決には、大勢の多様な経験やデータをまとめて知識化した簡易システムが必要になる。類似度合の見極めは、多様な経験やデータとの相互参照があって初めて可能になるからである。それは、多くの点在する既存設計において新設計の位置づけを行い、周辺の具体的知識を抽象的な知恵に集約し、また新設計に具体展開する。言わばノウハウを点から面へと拡張し、具体と抽象を往復するシステムといえる。

実は、実績点をプロットした古典的な設計チャートが、このようなシステムに相当する。これは、グラフの縦軸と横軸と両者の関数により形式知の枠組みが提供され、実績点の散在具合により暗黙知の糸口が提供されていると考えると解りやすい。プロの設計者は計画対象に対して、類似する雛型実績と自己の経験実績を形式知の枠組み上で照らし合わせ、各々に潜んだ暗黙知を引きだしているのである。逆に、実績点のない平均線のみが描かれたチャートは形式知のみしか保有しておらず、プロの設計者にはかえって有効な利用が難しい。有意な座標軸の枠組みの中で、全体を貫く平均像(形式知)と、個々の事実がもつ分布や偏差(暗黙知)の双方が描かれている必要があるからである。従って、高度な設計ノウハウを捉えるためには、まずこの種の2次元平面のグラフを多次元超空間に拡張し、座標の枠組みに汎用性を持たすことが必要になる。次に、その超空間に散在した実績点群から全体傾向を抽出すると同時に、実績点相互

の相対的位置関係や密度分布を把握する仕組みが必要になる。図 1.2 に設計変数によるパラメータ空間の概念を示す。

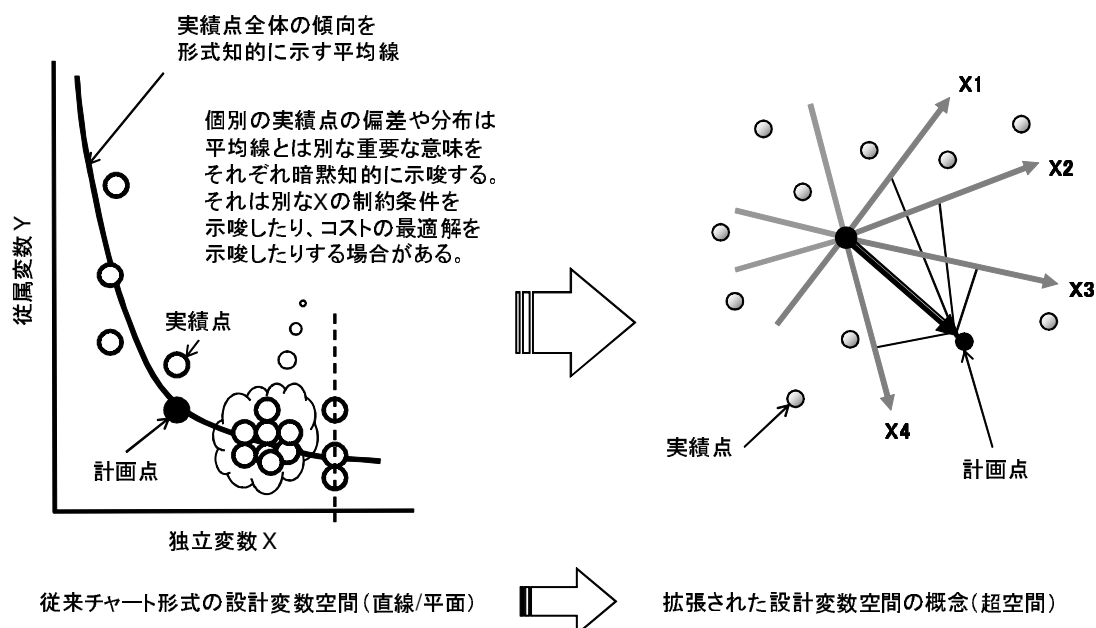


図 1.2: 設計変数によるパラメータ空間の拡張

1.1.3 本研究の目的と概要

本研究では、従来のチャートや統計回帰式のもつ限界や硬直性にとって代わる、船舶の浅く広い検討を得意とした新しい回帰型推定・初期計画システムの構築を目的とする。初期検討時の性能推定や計画を低コスト短期間に済ますことは非常に重要で、従来より回帰的な簡易推定手法は各方面で様々に考案されているが、このようなライトCAEツール²⁾は、本来以下の3つの機能を持つのが理想である。

- 実用的な推定精度を有する各種性能推定
- 計画や推定値に対する妥当性の評価、および開発の必要度合の判定
- 要求仕様条件から目安となる最適な計画設計値の導出

そこで本研究では、既存の試運転結果や水槽試験結果を点群として保持する離散的なデータベースに加えて、ニューラルネットワーク³⁾を用いて、その分布を連続的な面として記憶汎化し、各種推定や計画を柔軟に行う設計支援システムを構築する。ニューラルネットワークは多入力多出力系の多様なベクトル間写像を回帰的に構築する技術であり、記憶と演算が混然一体となった脳の情報処理をモデル化したものである。2次

元の設計チャートを多次元に展開するとき極めて有効な技術であり、しかも単調増加性と飽和特性の2つを持つ非線形な写像関係を構築できる利点がある。

システムの構築に際しては、まず、設計ノウハウを表現する多次元の形式的枠組みを製品アーキテクチャ⁴⁾の視点から再整理する。アーキテクチャは、すり合わせ型(インテグラル)と組み合わせ型(モジュラー)に大きく分かれるが、船舶は軽荷重量と載荷重量の比率に応じて分類できることを示す。軽荷重量比率が高いインテグラル型の船舶では、設計過程において全体の重量や重心が大きく変化するため、設計者はその変化が諸性能全体に与える影響を常にフォローしていく必要がある。一方、モジュラー型の船舶では、載荷状態が全体の重量重心状態をほぼ決定するため、船首尾の局所的な形状と抵抗特性が設計者の主な考察対象となる。さらに船舶は計画速力域に応じて、大きく滑走艇、高速船、低速船の3種に分けられ、それに応じて設計上のアプローチやパラメータの種類も大きく異なる。本研究では、これら船舶のアーキテクチャと計画速力域を吟味し、船舶の初期計画システムとして、実用的な精度を得るに必要な十分な入出力パラメータを提示する。その上で、ニューラルネットワークを用いた各種回帰推定を試みる。

次に、システムの出力に信頼性基準を持たせるため、回帰推定の基になる実績データ(試運転実績や模型試験結果等)との類似度を定量的に表すことを試みる。ひとつの設計実績の入力パラメータ群は設計変数超空間上の1点で表現される。これより実績点密度の高い入力領域では、出力も信頼性の高いことが期待される。ここでは設計実績の分布をニューラルネットに学習させ、その学習点密度を導出することにより、回帰推定の基になる実績データとの類似度を端的に示すことを試みる。これよりシステムは計画対象が既存の設計範囲なのか未知の開発領域なのかを学習点密度により設計者に示唆することができる。

さらに、初期計画では設計を進めていく上での原型(プロトタイプ)を用意する必要があるため、既存設計の範囲内で最適な入力パラメータを備えたプロトタイプをシステムに提示させることを試みる。具体的にはシステムの出力からなる目的関数を設定し、その目的関数が最小となる入力パラメータを設計仕様条件から逆算出する仕組みを構築する。

図1.3に船舶の初期計画に必要な以上3つの要素と本研究で構築する知的支援システム構成との概略関係を示す。

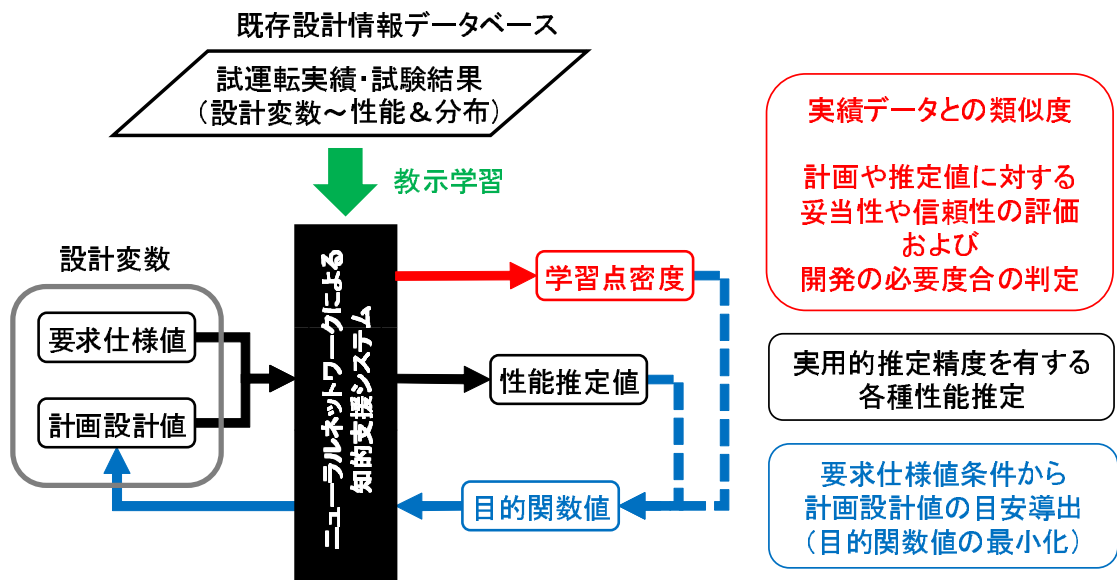


図 1.3: 本研究で構築する知的支援システムの概略構成

以上のシステムコンセプトの下、本研究では具体的な対象として以下の3種の船舶をとりあげ、その構築プロセス、適用実施例、および従来手法との比較考察を述べていく。

- 滑走艇を対象とした抵抗および航走姿勢推定システム
- 高速船を対象とした馬力推定およびプロペラ計画システム
- 低速船を対象とした抵抗推定および船型計画システム

1.2 設計における回帰的アプローチ

1.2.1 従来手法に対する考察

船型初期計画の段階では、少数の入出力と比較的軽い演算で定性的解析や定量的解析を広範囲に行う必要がある。合理性確保の観点からは線型理論や数値解析等をベースとした演繹的アプローチの採用も考えられるが、設計の現場における実用性の点からは既存データをベースとした帰納的・回帰的アプローチの採用が望ましい。ある程度の定量的な精度を確保する必要があるからである。

回帰的アプローチは、既存の実績情報や水槽試験結果等を保持するデータベースと、それらの離散的な情報を集約処理する近似・補間を骨格とする。形態が電算上のソフトウェアであれ、紙面上のチャート図表の類であれ、同種のアプローチは広く採用されており、既存の離散的な知識 (Information) から知恵 (Intelligence) を創出する仕組み

は様々に工夫されている。例えば滑走艇の分野では Savitsky⁵⁾、中高速船では丹羽⁶⁾、低速船では多賀野⁷⁾ による研究等が挙げられる。

従来より用いられている設計チャート図表の類は、図 1.2 に示すような設計パラメータの多次元超空間を船舶流体力学等の知見に基づいて直線や平面に低次元化 (1~2) し、集約された主要パラメータと抵抗等の特性値とを結びつけたものである。また、統計回帰式は予め関数構造を与えてパラメータ超空間を適当に変換し、変換後のパラメータ空間と特性値との間に線型な関係を最小二乗法⁸⁾ を用いて構築したものである。しかしながらこれらの汎化手法には以下のような欠点が挙げられる。

- 取り扱えるパラメータの種類や数に限界がありチャート図表では 2~3 が限界である。このため現象の本質が捉えきれず、推定精度上問題のある場合が多い。統計回帰式の場合はパラメータ数を多くすると必要なデータ数が極端に増加してしまう。データ不足のまま統計解析を実施すると適切な汎化は行われない。
- 統計回帰式では推定式の骨格を予め決定してしまうため、多様なデータを単一の推定式で扱うことには無理がある。そのためデータをある程度分類した上で各カテゴリごとに推定式を用意する必要がある。
- この様なデータを基にした推定手法では、データの存在領域を示して推定対象が既存データの補間領域にあるか補外領域にあるかを示唆する必要がある。本来ならパラメータ超空間内でのデータ分布や密度を定量的に示すことが望ましいが、通常は単にパラメータ毎のデータ範囲が示されるのに留まる。
- 実際の物理現象や機械の特性は大なり小なり非線形特性を有している。通常の工学解析手法ではこれを近似的に線形と見なして取り扱うことが多いが、広範囲のパラメータを統一的に扱う場合には非線形特性を無視することができない。特に静的な設計パラメータ問題においては飽和特性を考慮する必要があるが、従来の回帰分析では捉える事ができない。

多くの造船所における設計の現場では、これらの欠点に対処するため推定対象船舶と類似の既存船データを別途調査・選定し、チャートや回帰推定式との相関を予め調査した上で利用するのが普通である。

1.2.2 ニューラルネットワークの導入

本論では、前述の従来手法の欠点に対処する新しい回帰型アプローチとして、階層型ニューラルネットワーク⁹⁾ を導入する。階層型ニューラルネットワークは多数の非線形計算素子 (ニューロン) を結合荷重を通して層状に連結させたものであり、学習や

記憶、及び判断などの直感的情報処理を得意とする。このようなプロセスは繰り返し収束計算を要求する陰な非線形演算とは異なり、簡潔で陽な非線形関数となるため、表計算ソフト等の軽い計算プラットフォームとも親和性が極めて良い。

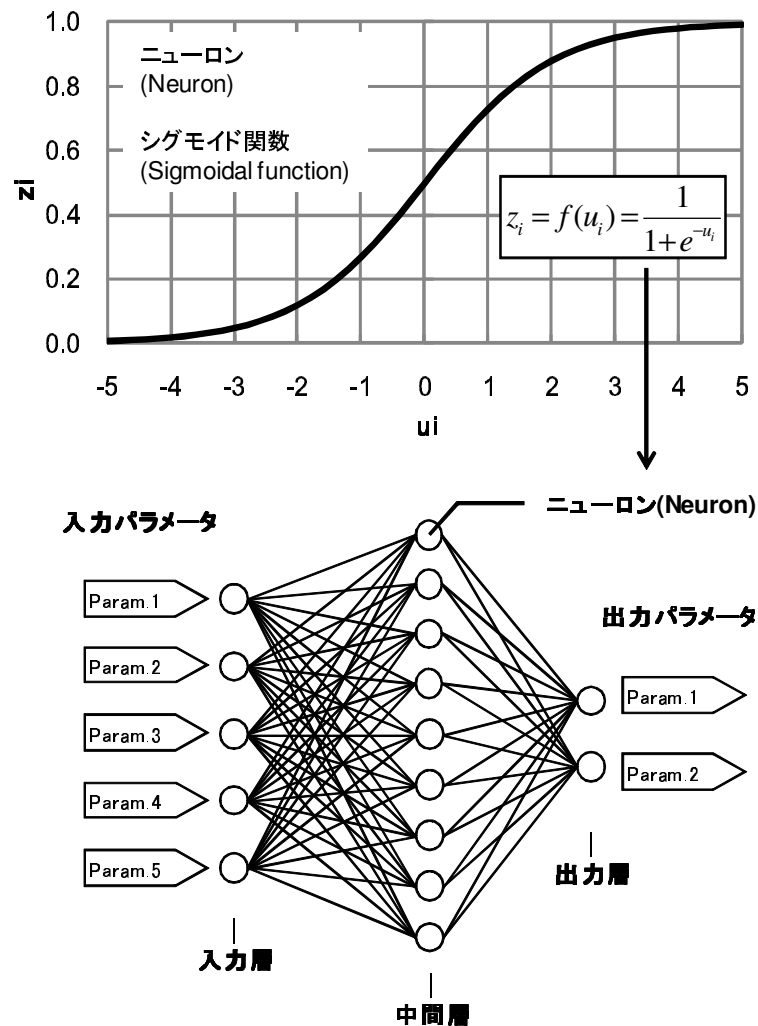


図 1.4: シグモイド非線形演算素子とニューラルネットの基本構造

ネットの構造は図 1.4 に示す様に多数の非線形演算素子 (ニューロン) を結合荷重を通して層状に連結させたものであり、学習や記憶、及び判断などの直感的情報処理を得意とする。記憶と演算が一体となったアルゴリズムであり、多数の教示入出力パターン組の学習を通して入出力間に陽な非線形写像関数を構築することが可能である。

非線形演算素子 (ニューロン) には同図 1.4 に示す様な単調増加性と飽和性を兼ね備えたスカラー関数 (シグモイド関数) が採用される。飽和性はニューラルネットの出力範囲を規定するため、非線形計画法に応用した場合の不等号制約条件の扱いが容易になる。

学習は結合荷重を調整して、ネットの出力パターンと教示出力パターンとの誤差を最小化することにより行われる。ネットの入出力には多次元ベクトルが採用可能で、いわゆる超空間から超空間への写像にも対応できる他、以下の様な特徴を持っている。

- 明示的な規則が特に与えられていなくても具体的な学習パターンに潜む一般則が結合荷重の強度に集約され、未学習な新たな入力にもかなり良く対応する汎化能力を示す。
- 学習パターン中に少々の誤差や攪乱が存在しても構築されるネットワーク全体の機能はそれ程低下しない。
- 新たな未学習パターンが得られた場合でも既存の学習パターンに追加して学習させ直すことにより、学習領域の拡大は容易に実行できる。
- 教示出力パターンとの誤差関数信号 E を出力層側から入力層側に逆伝播できる。これよりネットの学習に誤差逆伝播アルゴリズム⁹⁾が適用できる。誤差逆伝播アルゴリズムは信号 E の逆伝播の際に結合荷重を最急降下法¹⁰⁾に従って修正するアルゴリズムだが、 E を目的関数信号 J に置きかえると、非線形計画法の最適化アルゴリズムに等価となる。

反面、欠点として

- 構築される写像関数がブラックボックス的で内部の詳細な解析が難しい。
- ネットの学習はやや試行錯誤的であり一般性に欠ける面がある。
- 厳密で論理的な扱いを要求する問題には不向きである。

等の点が挙げられる。従って概略検討におけるライト CAE ツールへの適用には非常に理想的だが、高精度が要求される詳細検討への適用は難しい。

但し、システムの入出力パラメータを、扱う問題の特性やプロセスに基づいて必要最小限に的確に選定すれば、設計者がネットの定性的出力傾向を物理的な考察と照らし合わせることが可能になる。また、学習点の分布範囲や密度を示す仕組みを設けることにより、推定精度に対する信頼性評価も可能である。これらの対策により、ブラックボックス的でも、その出力に信頼性を持たすことができる。

1.2.3 船舶海洋分野への適用事例

ニューラルネットワークは従来よりパターン認識や制御分野で様々な応用が試みられており、特に文字認識¹¹⁾やロボットのマニピュレーター制御¹²⁾への適用が有名で

ある。そのほか学習型エキスパートシステムの構築や脳のシミュレーションへの応用等³⁾も盛んに研究されている。

船舶海洋分野への適用例としては、浦等¹³⁾および藤井等¹⁴⁾による海中ロボットの運動制御への応用がある他、岡崎等¹⁵⁾による最短時間操船に関する研究、および佐藤等¹⁶⁾による赤外画像からの船種判別に関する研究がある。

さらに設計に関する適用事例としては、豊田等¹⁷⁾による振動推定、および金井¹⁸⁾による船型最適化への応用例がある。Clausen 他¹⁹⁾は線形回帰式、ニューラルネットワーク、およびベイジアンネットワークを用いて、極めて単純な回帰推定式を船舶の初期計画を対象に導き、比較検証を行っている。但し船舶流体力学的な知見や設計プロセスを無視して、単に載荷重量から主要目を直接導くことを試みているため、構築されるシステムは完全にブラックボックスであり、設計者にとっては提示された主要目の解釈が難しい。設計値を決めていく初期計画というよりも、業界標準要目の把握を目的としたレベルと捉えた方が適切である。

著者は既に修士論文研究²⁰⁾として、中高速船と低速船を対象に、実用的な推定精度と学習点密度に基づく信頼性評価機能を備えた初期計画システムの原型を提案²¹⁾²²⁾している。

本論では、それに加えて低速船を対象に目的関数が最小となる船型パラメータを要求仕様条件から逆算出する仕組み²³⁾を新たに適用し、節 1.1.3 で述べた初期計画に必要な3要素に対応させる。さらに、重量重心影響が諸性能を支配する滑走艇を対象に実用システムへ展開²⁴⁾し、モジュラー型の船舶からインテグラル型の船舶に至るまで、その設計プロセスと流体特性の相違を踏まえた初期計画のための総合型知的支援システムへと発展させる。

なお、本研究で採用するニューラルネットワークの数学モデルと、その学習法に関しては付録 A.1 に示す。

第2章 設計プロセスとシステム入出力

2.1 船舶の製品アーキテクチャ

2.1.1 軽荷重量比率

工業製品のアーキテクチャはインテグラル型とモジュラー型に大きく分けられるとされるが⁴⁾、船舶の場合は軽荷重量比率によって分類される。軽荷重量比率は満載喫水状態での全排水量に占める船体自身の重量、すなわち軽荷重量 (Lightweight) の比率である。一般に巡視船や調査船、および旅客船の類に代表される特殊船舶は艤装密度が高く軽荷重量比率が高い。船型も高速瘦型船型が主となる。一方、タンカーやバルクキャリア等の汎用船舶は載荷重量 (Deadweight) が全排水量の大部分を占め、逆に軽荷重量比率は低く船型も低速肥大船型が主となる。そして両者の狭間にはフェリー等の準特殊船舶とでも呼ぶべき領域が存在する。

図 2.1 に様々な種類とサイズの船舶の軽荷重量比率を示すが、この比率は船の種別には影響を受けてもサイズにはあまり影響を受けない。軽荷重量比率の小さい商業汎用船は貨物倉部を切り離して考えることができるため、性能設計、構造設計、艤装設計をある程度独立して考えることが可能なモジュラー型の設計アーキテクチャとなる。この場合、載荷状態が全体の重量重心状態をほぼ決定するため、結果的に船首尾の局所的な形状と抵抗特性が設計者の主な考察対象となる。

これに対し軽荷重量比率の高い特殊船舶は、部分変更が全体に容易に波及するため、各分野の設計は擦り合わせながら進めていく必要がある²⁵⁾。すなわちインテグラル型の設計アーキテクチャと言える。この場合、ひとつの機器変更が諸々の配置や構造の変更を伴いやすく、設計過程において全体の重量や重心が大きく変化するため、設計者はその変化が諸性能全体に与える影響を常にフォローしていく必要がある。

このように、同じ船舶でもそのアーキテクチャは船種によって異なり、高速化に伴ってその設計はモジュラー型からインテグラル型に遷移することが解る。この関係はパソコンとスパコンの関係、もしくは自転車とオートバイの関係に類似する²⁶⁾。

機能が分割できる
モジュラー型製品(組合わせ作業)

機能が分割不可な
インテグラル型製品(すり合わせ作業)

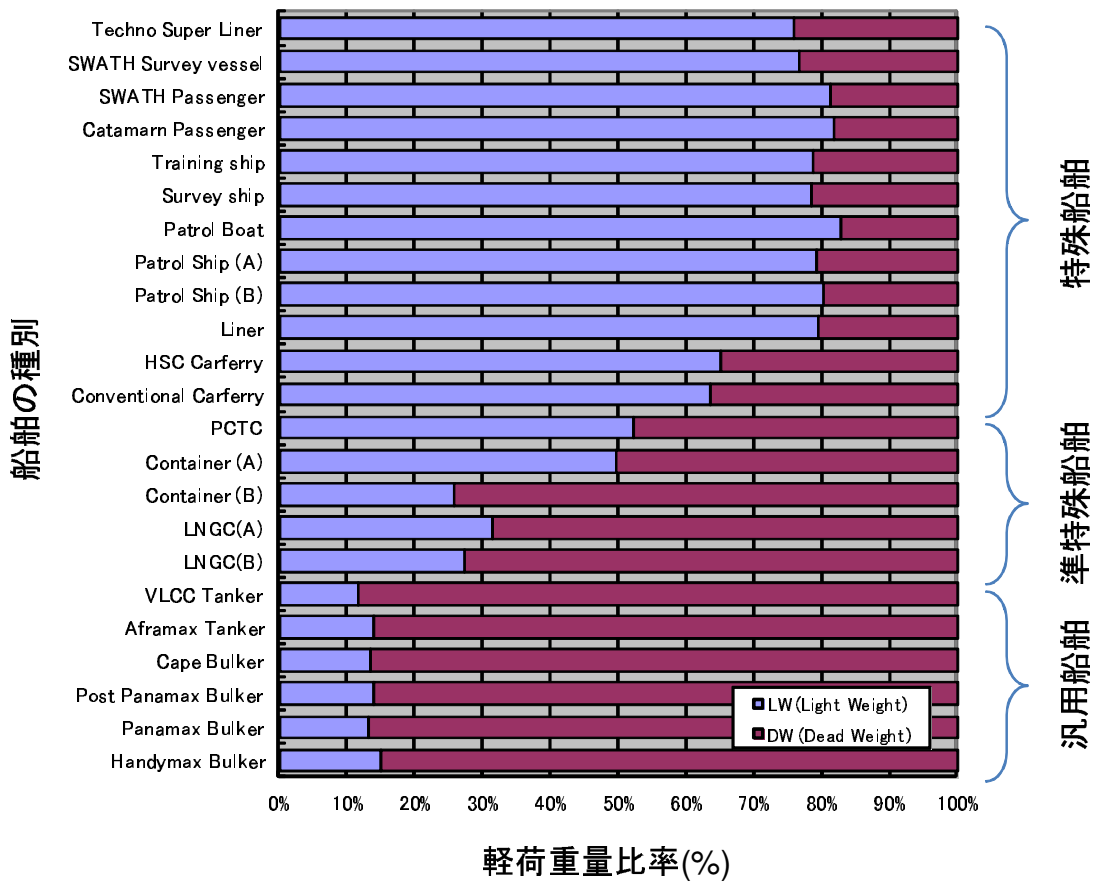
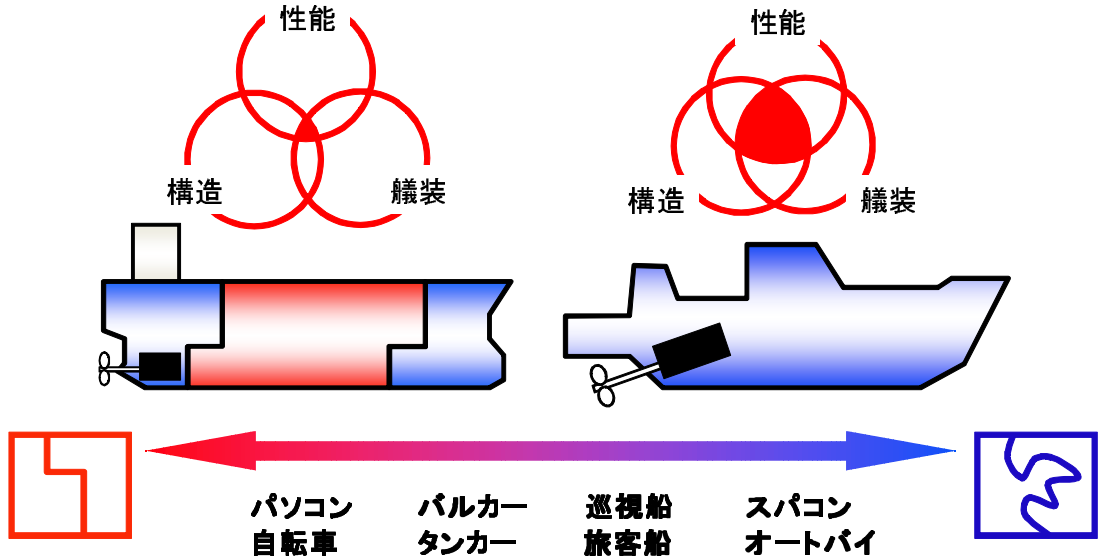


図 2.1: 様々な種類の船舶の設計アーキテクチャと軽荷重量比率

2.1.2 主機関と推進器

設計速力の高速化に伴って、採用される推進主機関も低回転から高回転仕様に変化する。汎用的な業務用船舶を対象とした場合、現状ではディーゼル機関が主流であり、低速ディーゼルから中速ディーゼル、さらには高速ディーゼルへと速力域に伴って回転数が変化する。低速ディーゼルの場合には推進器を機関クランク軸に直結するのが通常だが、中速ディーゼルや高速ディーゼルでは減速器を介して回転数を落としてから推進器に連結する。

また、推進器も低速船ではスクリーブプロペラ (SP) が主流だが、高速船や滑走艇ではむしろウォータージェット (WJ) の方が普通になりつつあり、大型高速船をはじめ巡視船や漁業取締艇にも装備されるのが通例となっている。図 2.2 の上段に大型高速旅客船に採用された世界最大の WJ の事例²⁷⁾を示す他、下段には小型取締艇に採用されたユニット一体型 WJ の事例²⁸⁾を示す。

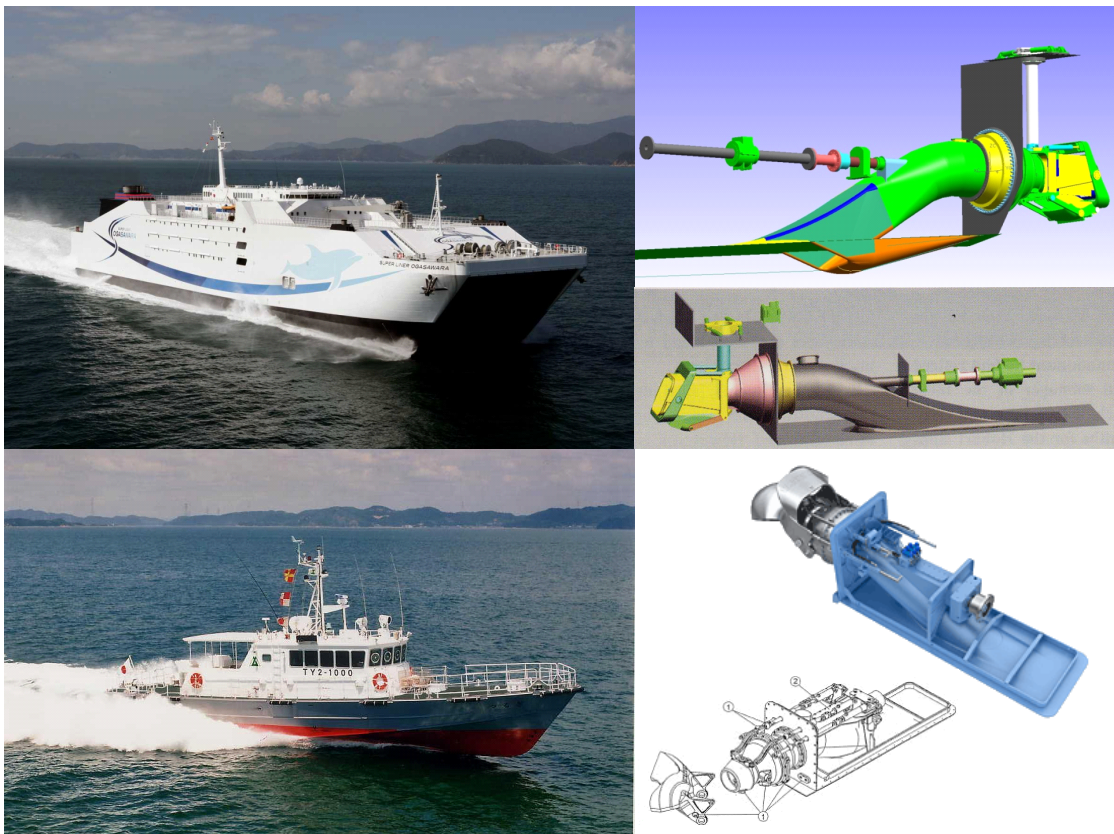


図 2.2: 世界最大のウォータージェット²⁷⁾とユニット一体型ウォータージェット²⁸⁾

スクリーブプロペラ (SP) もウォータージェット (WJ) も同じ船用推進器ではあるが、両者の推力原理は根本的に異なる。まず SP の本質は揚力の利用にあり、その推力はプロペラディスク前面における減圧効果に依存する。従って高速域における耐キャビテー

ション特性という点から言えば自ずと限界が生じることになる。

これに対し WJ は船底からインレットおよびダクトを通して吸い込まれた海水をポンプにより昇圧する。増圧された水流は整流板等を経てノズルに導かれジェット噴出され、推力は海水噴射の反動により得られる。即ち WJ の本質はノズル噴射による反動力の利用にあり、その推力はポンプインペラディスク後面の昇圧に負う。加えて船速の動圧をポンプの有効吸込揚程に利用できるため、高速域における耐キャビテーション性能は WJ の方が SP よりも本質的に優れる。逆に低速域では船速に基づく動圧が不足し、ポンプ直前での有効圧力が低下してキャビテーションに悩まされることがある。

一般に SP のキャビテーションは高速域で問題になるが、WJ では低速域で問題になることが多く、これは極論すれば推力の源が減圧なのか昇圧なのかの違いに由来する。これが、低中速域では SP が有利であり、高速滑走域では WJ が有利となる主な理由である。図 2.3 に両者の静圧変化の模式図²⁹⁾、および低速船型と高速船型の各船尾形状に SP と WJ の推進器を配置した様相を示す。

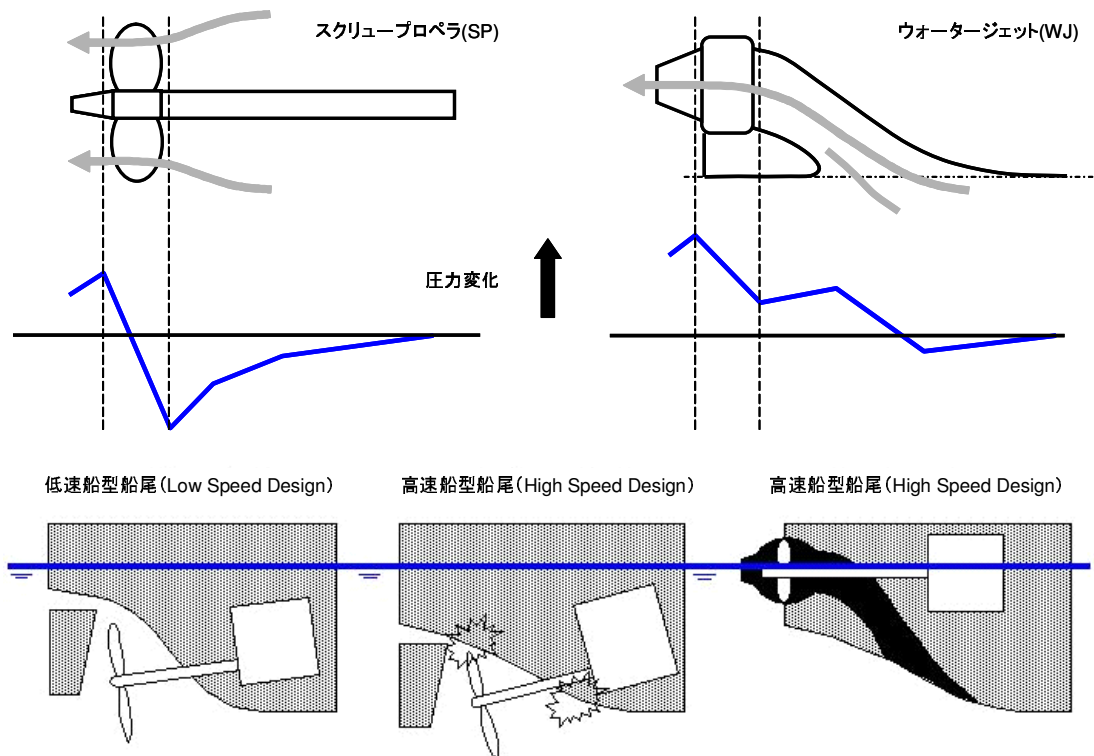


図 2.3: スクリュープロペラとウォータージェットの推力原理と船尾配置

WJ は基本的に船底突起物がないので高速域における抵抗面で有利である。また、浮心が後方で船尾トランサム²⁹⁾の没水度が深い高速船型には配置面でも好都合である。但し、低速域での利用には不向きで、効率も悪い上、低速用に設計された船型とは配置

面で干渉してしまう。なお、WJはサイズが型番形式でシリーズ化されているのが通常であり、初期計画における型番の選定でほぼ推進器系の全てが決定される。性能面も内部流体のために表計算レベルで解析的に推定することが可能な他、配置面も船体にモジュラーに組み込むイメージで実現するため非常に簡明な設計となる。

これに対しSPの場合、低速船型には効率の良い低回転大直径のSPが配置的に好都合となる。しかし高速船型になると大直径SPの採用が難しくなるため、効率面よりもキャビテーション防止を優先した展開面積比の高い小直径高回転のSPとせざるを得ない。軸レーキを過大につけて、無理に大直径SPを採用すれば、ルート部にエロージョンを発生することを覚悟しなければならず、補修を繰り返して用いることになる。特に中高速ディーゼルを採用したプロペラ推進による高速船では、減速器による回転数設定に自由度があるため、配置さえ許せば低回転大直径プロペラが採用可能になる。このため初期計画上の課題は、高速船尾形状とプロペラ要目を配置的に擦り合わせることに集約される。

なお、WJに関しては拙著³⁰⁾の他に、Allison³¹⁾、成合³²⁾、上出³³⁾による文献に詳細な解説がある。

2.1.3 抵抗推進特性と船型設計

一方、船舶の抵抗特性は速力域に応じて大きく変化する²⁵⁾。特に抵抗係数 C_T は、船体造波の波長船長比 λ/L に強く影響を受けるため、速力フルード数 F_n により整理することができる。ここで船長を L 、船速を V 、重量加速度を g 、抵抗を R 、浸水面積を S とすれば、フルード数 F_n 、波長 λ 、および抵抗係数 C_T はそれぞれ以下のように表わされる。

$$F_n = \frac{V}{\sqrt{Lg}}, \quad \frac{\lambda}{L} = 2\pi F_n^2, \quad C_T = \frac{R}{(1/2)\rho S V^2}$$

図2.4に F_n に対する船体造波の横波波長 λ の変化を模式的に示す。基本的には船首波と船尾波の位相が一致するときに造波抵抗は極大値(ハンブ)を示し、逆位相のときに極小値(ホロー)を示す。図に示される通り、船尾波と位相が一致する船首波の船長波長比 L/λ は概ね0.75, 1.75, 2.75, ...であり、速力フルード数 F_n にして0.46, 0.30, 0.24, ...となる。

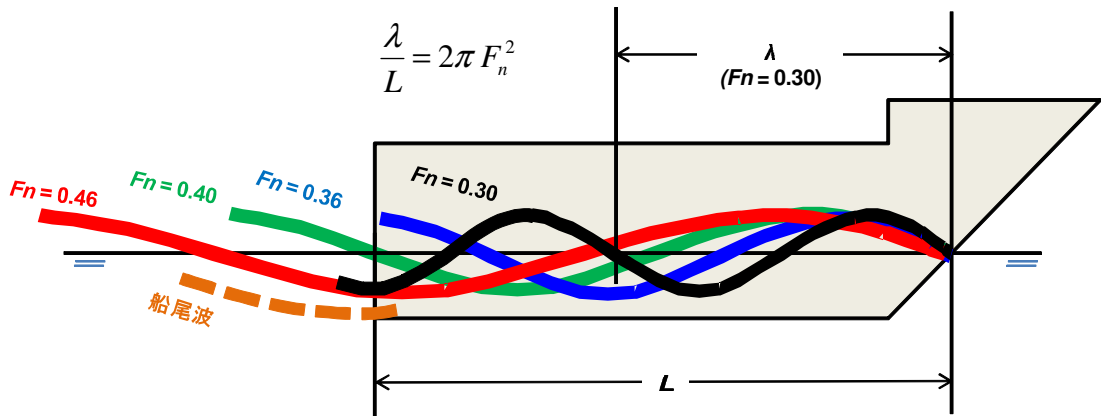


図 2.4: 速力フルード数に対する船体の造波波長の変化模式図

さらに図 2.5 に代表的な単胴高速船型の速力フルード数 F_n に対する船体姿勢および抵抗係数 C_T の変化を示す。抵抗曲線のハンプホローは船首波と船尾波の干渉が織りなす造波抵抗の増減に起因するが、姿勢変化すなわちトリム・シンケージ変化と密接に関係する。抵抗特性は大きく低速域、中高速域、滑走域の 3 つ分類して考えることができる。

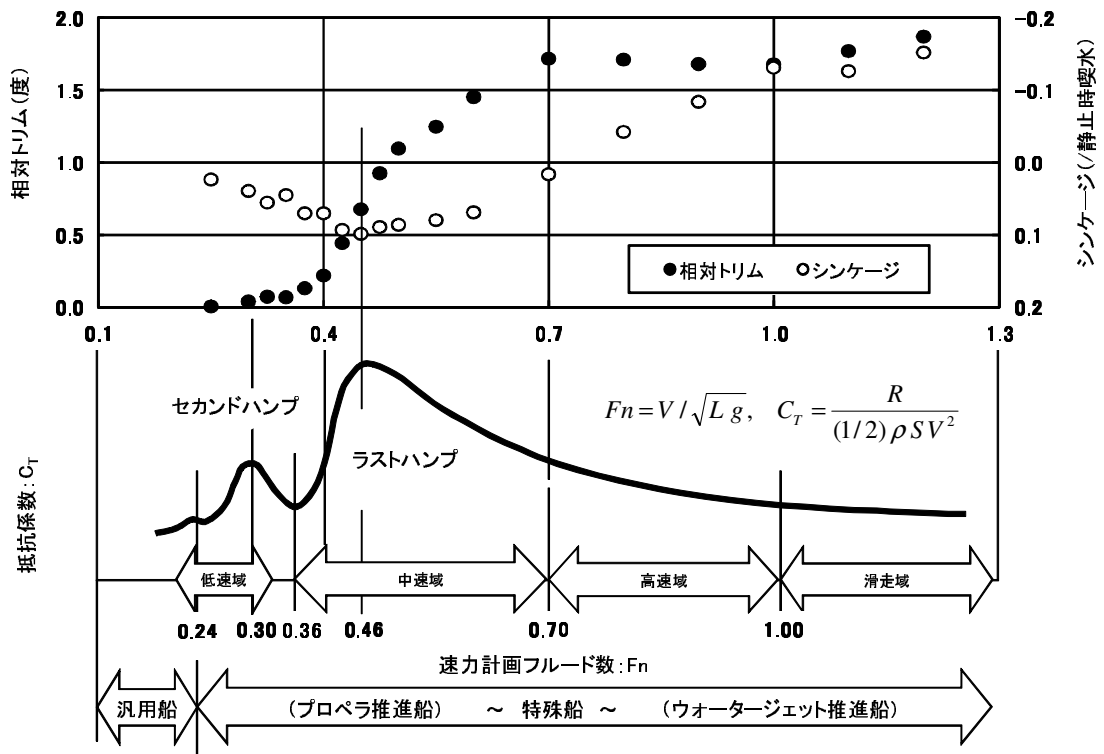


図 2.5: 速力フルード数に対する船体姿勢および抵抗係数の変化

低速域 フルード数が $F_n < 0.24$ の低速域には、バルクキャリア、タンカー等の多くの商業汎用船の速力域が該当する。この速力域では船体の主要目と横切面積曲線形状が第一義的に抵抗特性を決定するが、特に平行部を除いた船首部および船尾部の形状が重要な船型要素となる³⁴⁾。設計も船型可分原理³⁵⁾に従ったモジュラーなアプローチが可能である。

さらに $F_n = 0.24 \sim 0.30$ になるとコンテナ船、LNG 船、フェリーの類の航海速力が相当する。セカンドハンプと呼ばれる抵抗の極大値に至るこの速度域では、船体の主要目と横切面積曲線形状、特に船首部形状がセカンドハンプの抵抗特性を支配する³⁶⁾。

中高速域 フルード数が $F_n = 0.36 \sim 0.70$ の中速域は、ラストハンプと呼ばれる抵抗の極大域前後の速度域で、一部の大型巡視船や旅客船などの速力域が該当する。 $F_n = 0.40$ 付近になると船体造波の横波波長が船長と均しくなり、これを境に走行船尾トリムは著しく増大する。そして $F_n = 0.45$ 付近のラストハンプでは船体沈下量（シンケージ）が最大となる。中速域は造波抵抗成分が顕著となるため、その船型はハンプを抑制するために船体を軽く長くするのが基本となる。長さ排水容積比 $L/\nabla^{1/3}$ が船体抵抗に支配的な影響を及ぼす。

さらに $F_n = 0.70 \sim 1.00$ になると、巡視船や小型取締艇、および高速旅客船の速力域になる。船体が沈下から浮上に転ずる高速域であり、半滑走域とも呼ばれる³⁷⁾。抵抗はやはり長さ排水容積比 $L/\nabla^{1/3}$ に主に影響を受け、 $L/\nabla^{1/3}$ が高いほど抵抗的には有利である。

中高速域の船舶の推進器は、小型船ではスクリーブプロペラ (SP) の採用例が多いが、船速 35kts 以上の大型船の場合にはウォータージェット (WJ) の採用が主流になりつつある。SP の場合には節 2.1.2 に示したように、プロペラ要目の選定が重要課題となる。

滑走域 フルード数が $F_n > 1.00$ の滑走域では、静的浮力の他に滑走による動的揚力が生じるため、走行トリム (バウアップ) および浮上量はさらに増加する。船体抵抗は船型の滑走性能に左右されるようになり、重心位置 L_{CG} や滑走面積排水容積比 $AP/\nabla^{2/3}$ 、および滑走面形状などが重要な船型要素となる³⁸⁾。業務艇の推進器はウォータージェット (WJ) が主流である。

船型は滑走効率の高いものが抵抗的には有利で、一概に $L/\nabla^{1/3}$ や L/B の高い船型が有利とは限らない。これは滑走面のアスペクト比が高いほうが揚抗比も高くなるため、むやみに船長が長いと滑走効率の低下や浸水面積の増長をもたらすからである。

なお、初期計画においては、WJ の型番選定と主機関位置を含めた軸系設計、さらには全体ラフアレンジメントを重量重心を考慮しながら検討する点に特徴がある。また、姿勢変化や浮上量が著しく変化するため、初期計画段階で走行中のトリムや浮上量を

推定しておく必要がある。操舵室からの視界確保に留意する他、姿勢制御用トリムタブを設けたり、スプレー落とし等の付加物を計画するからである。また、浮上時の浸水面積を初期計画時に把握しておく必要もある。これは抵抗成分中レイノルズ数に依存する摩擦抵抗が不明だと、実船抵抗を推定する際にスケール効果を適切に考慮できず、実用的な推定精度が確保できないからである。

以上を総括すると、船舶設計は設計速力域が低速から高速に移るに従い、そのアーキテクチャがモジュラー型からインテグラル型へと変化し、初期計画上の要点も図 2.6 に示すように変化すると言える。従って、構築する初期計画システムの入出力も、速力や主要目等の要求仕様値に加えて、これらの要素パラメータに対応反映させるべきである。

船型(速力域)	低速船	(中)高速船	(高速)滑走艇
主機関種別	低速ディーゼル	中速ディーゼル	高速ディーゼル
推進方式	プロペラ		ウォータージェット
アーキテクチャ	モジュラー型	インテグラル型	
排水量支配要素	載荷状態 (積付条件)	軽荷重量・重心位置 (軽量化⇒計画対象)	
抵抗支配要素	船首尾 横切面積 曲線形状	長さ重量比 (長さ排水容積比)	重量・重心位置
			滑走面形状
設計留意ポイント	船首尾 比率・形状	プロペラ 直径・回転・配置	主要機器配置 付加物設置
設計留意指標	抵抗係数 容積係数	馬力係数 プロペラ出力係数 プロペラ直径係数	抵抗係数 走行トリム 艇体浮上量 走行浸水面積

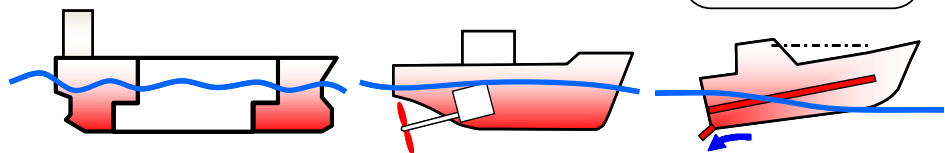


図 2.6: 各種船型と初期計画上の重要入出力パラメータ

2.2 初期計画システムの基本構造

2.2.1 ネットワークの構成

本論で提案するニューロ型初期計画システムを図 2.7 に示す。図 1.3 に示した 3 つの機能を、推定ネット、随伴ネット、調整ネットの 3 つのニューラルネットワークで実装し、既存のデータベースに付加した構成とする。

- データベースの写像関係に基づいて各種推定を行う推定ネット (Estimating Nets)
- データベースの既存学習点密度を提示する随伴ネット (Descriptive Net)
- 目的関数の最適化最小化を司る調整ネット (Optimizing Net)

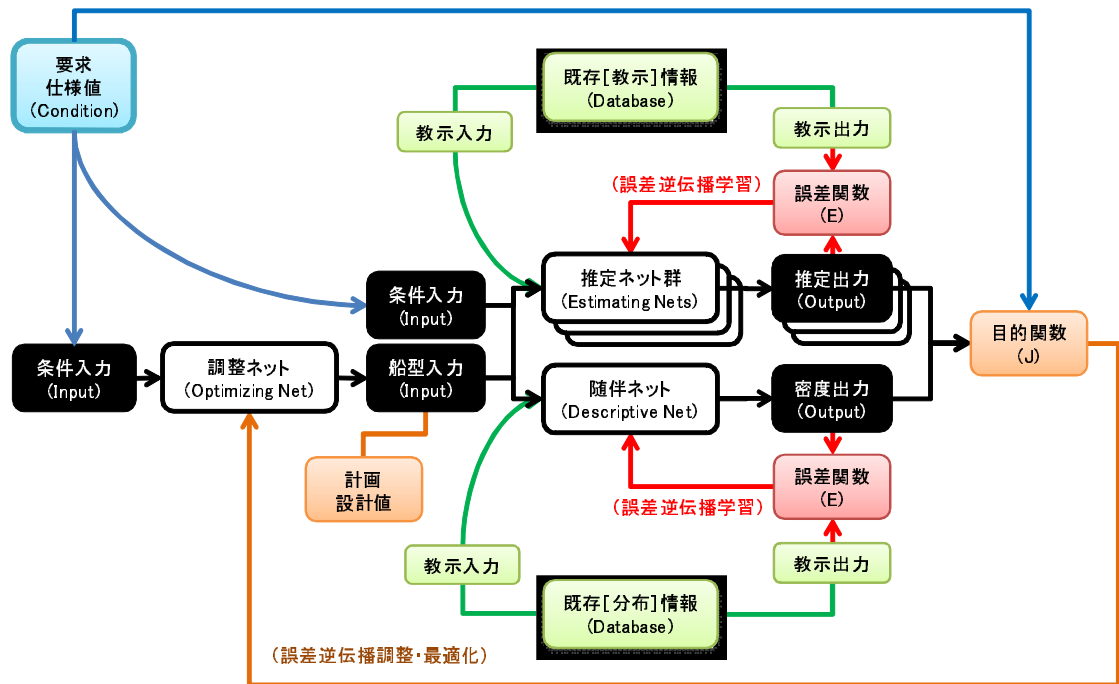


図 2.7: ニューロ型計画システムの基本構成

データベース部 個々の船型データと水槽試験結果や試運転結果等の既存情報が離散的に蓄積されたものである。1 隻 1 状態に対応した既存情報が図 1.2 に示す超空間における 1 つの離散点に対応すると同時に、一つの教示データの入出力ベクトルペアに対応する。

推定ネット部 上述のデータベース部に蓄積された既存情報の入出力関係を学習したニューラルネット群で、例えば船型要目から直接馬力や抵抗を推定するネットや、プロペラ要目を推定するネット、あるいは単に船型の積分情報(柱状係数等)を演算推定するネットなどが挙げられる。言わば回帰推定の心臓部である。ネットの学習は結合荷重を調整してネットの出力パターンと教示出力パターンとの誤差を最小化することにより行われる。教示出力パターンとの誤差エネルギー信号 E を出力層側から入力層側に逆伝播させる際に結合荷重を最急降下法¹⁰⁾に従って修正する。

随伴ネット部 推定ネットに既存情報を学習させた場合、その学習領域が不明だとネットの出力値に関する信頼性が不透明なことになる。回帰型アプローチを採用したシステムには常に同種の問題が付きまとうため、何らかの手法を用いて既存情報との類似度やその存在範囲を示す仕組みを備えさせる必要がある。随伴ネット³⁹⁾は、この問題に対処するニューラルネットで前述の推定ネット群に付随させるものであり、入力パラメータ超空間における教示学習点の擬似的密度分布を $0\sim 1$ の範囲で示す。随伴ネットの出力値が高くなる入力領域は学習点の密度が高く、計画点と類似の既存情報が豊富に存在することを意味する。また、随伴ネットは計画対象が既存の設計範囲なのか未知の開発領域なのかを学習点密度により設計者に示唆することができる。これにより計画初期段階で、開発投資の要否を判断することが可能となる。

調整ネット部 非線型計画法における目的関数の最小化に利用する。ネットの入力は要求仕様値(計画速力や主要目等の制約条件等)で、出力は計画設計値(船型パラメータ等)となる。出力先は推定ネットおよび随伴ネットの入力に連結させる。これより推定ネット、随伴ネット、調整ネットの3つのネットは全体として1つのネットワークを構成する。目的関数信号 J は推定ネットの出力、随伴ネットの出力、および制約条件で構成され、その最小化は図 2.7 に示すように、目的関数値の偏微分情報を推定ネットや随伴ネットの出力から入力に、さらに調整ネットへと逆伝播させることにより行われる。逆伝播の際には、推定ネットおよび随伴ネットの結合荷重は更新せずに固定値とし、調整ネットの結合荷重のみ最急降下法に従って逐次修正して J を最小にする。これにより調整ネットは J を最小にする船型パラメータを出力する様に調整される。すなわち、設計者は既存設計の範疇内で目安となる代表的な設計値を初期段階で得られることになる。

一般に非線形計画法は目的関数を反復評価する必要があり、パラメータ数が多次元になると演算が大規模になる。しかしニューラルネットの誤差逆伝播アルゴリズムを応用した本手法は、多次元問題に対しても最急降下法に基く非線形計画を比較的簡便な演算で実施することが可能である。しかもネットの演算素子(シグモイド関数)の性

質を利用すれば不等号制約条件も自然に対応できる利点がある。

データベース、推定ネット、および随伴ネットの3つは順問題に対応する一つのライトCAEシステムを構成する。これに調整ネットを付加させるとシステム全体は目的関数を最小にする逆問題にも対応できるようになる。但し実際の初期計画では、目的関数の最小化よりも順問題を広範囲に簡便に扱えることの方が重視される場合が多い。

2.2.2 随伴ネットの学習概要

随伴ネットには入力パラメータ空間における学習点の密度を出力させる。これは空間分割に類似した非線形性の強い写像関係で、その教示には多少の工夫を要する。基本的に学習データは以下の2種類の集合で構成する。

- 推定ネットの学習に用いた l 個の学習点に対応する集合で、その要素は入力パラメータ座標値と出力値 $\gamma = 0.9$ の組である。これを学習点集合 T_L とする。
- 入力パラメータ空間中に一様ランダムに分布した n 個の座標点に対応する集合で、その要素は入力パラメータ座標値と出力値 $\gamma = 0.1$ の組である。これをバックグラウンド集合 T_N とする。

以上、2つの集合を混ぜた学習データを随伴ネットに教示する。学習計算の際には T_N の要素をランダムに変化させる。すなわち n 個の要素点の座標値を学習の1ステップ毎に一様乱数にて生成する。これにより随伴ネットは学習点の擬似的な密度を出力するようになる。

但し、高次元空間を対象とする場合、線形合同法による乱数生成だと系列相関が生じて空間を埋め尽くせない恐れがある¹⁰⁾。そこで本論では最小乱数生成法に切り混ぜアルゴリズムを併用した手法¹⁰⁾を用いることにする。さらに次元数が多い場合には、バックグラウンド値が超空間全体に均一に行き渡らないことがあるため、パラメータ超空間の境界を構成する超立方体の各頂点座標と出力値 $\gamma = 0.1$ の組である境界点集合 T_M を別途 T_N に追加する。

また、バックグラウンド集合の要素数 n は大きすぎると T_L が T_N に埋もれて学習点が識別されなくなる。しかし小さすぎると学習点の汎化作用が強くて、全くの未学習領域に対しても $\gamma = 0.9$ 前後の値が出力されてしまう。用意できる教示データのサンプル数と扱うパラメータ超空間の次元数との兼ね合いにもよるが、 T_L を適当な数 j 回重複させた新たな $l' = j \cdot l$ 組の集合 T_L' を用意したり、学習の初期段階に段階的に n を増やしていく等の工夫を施す。

随伴ネットの詳細な構築法に関しては、後述の滑走艇、高速船、低速船の各初期計画システムを具体的に述べる節でそれぞれ示す。

2.2.3 本論で構築するシステム概要

第1部の序論に続き、第2部では具体的な各システムの構築について述べる。第3章では2軸ウォータージェット推進の滑走艇を、第4章では2軸スクリーブローラ推進の高速船を、そして第5章では1軸スクリーブローラ推進の低速船を対象とする。

第3章:滑走艇 滑走艇の抵抗特性や設計過程を吟味し、速力性能や艇体姿勢を導く写像関係を導く。典型的な擦り合わせ型のアーキテクチャを有する小型特殊艇となるため、部分的な設計変更が艇全体の性能へ影響を及ぼしてしまう点に特徴がある。設計進捗に応じて、軽量化目標が設定されるのが普通であり、全体の重量重心をフォローしながら艤装品選定や配置計画を初期の段階で実施する。

ネットワークの構成としては図2.8に示すように速力、滑走面形状、重量重心から、抵抗、走行姿勢、及び実績密度を導く一連の推定ネットと随伴ネットになる。

学習教示データにはこれらのデータが緻密に調査されている Series62³⁸⁾ を採用する。Series62 は典型的なハードチェーン船型 (角型船型) で、近年の業務用ウォータージェット推進艇の主流である。当然、本システムもハードチェーン船型を対象としたシステムとなり、実用的な推定および計画が可能である。

システムは計画艇の設計条件から数種の試験結果情報を自動的に集約処理し、(1) 艇体剰余抵抗、(2) 走行姿勢トリム、(3) 艇体浮上量、(4) 走行時浸水面積、(5) 類似実績頻度を直接引き出せるようにする。これより浸水摩擦抵抗のスケール影響 (レイノルズ数影響) を精度良く反映した速力性能推定が可能になる他、船橋視界、姿勢制御用トリムタブ、及びスプレー落とし等の付加物設置位置の検討が可能になる。

なお、この種の特殊船舶設計では目的関数の最小化よりも、目的関数で表すことのできない多くの要素のバランスに配慮する必要がある。そのため初期計画の支援システムとしては、調整ネットを導入するよりも推定ネットと随伴ネットに限定したシステムとし、広範囲なケーススタディを簡便に実施する仕組みを構築しておく方が望ましい。

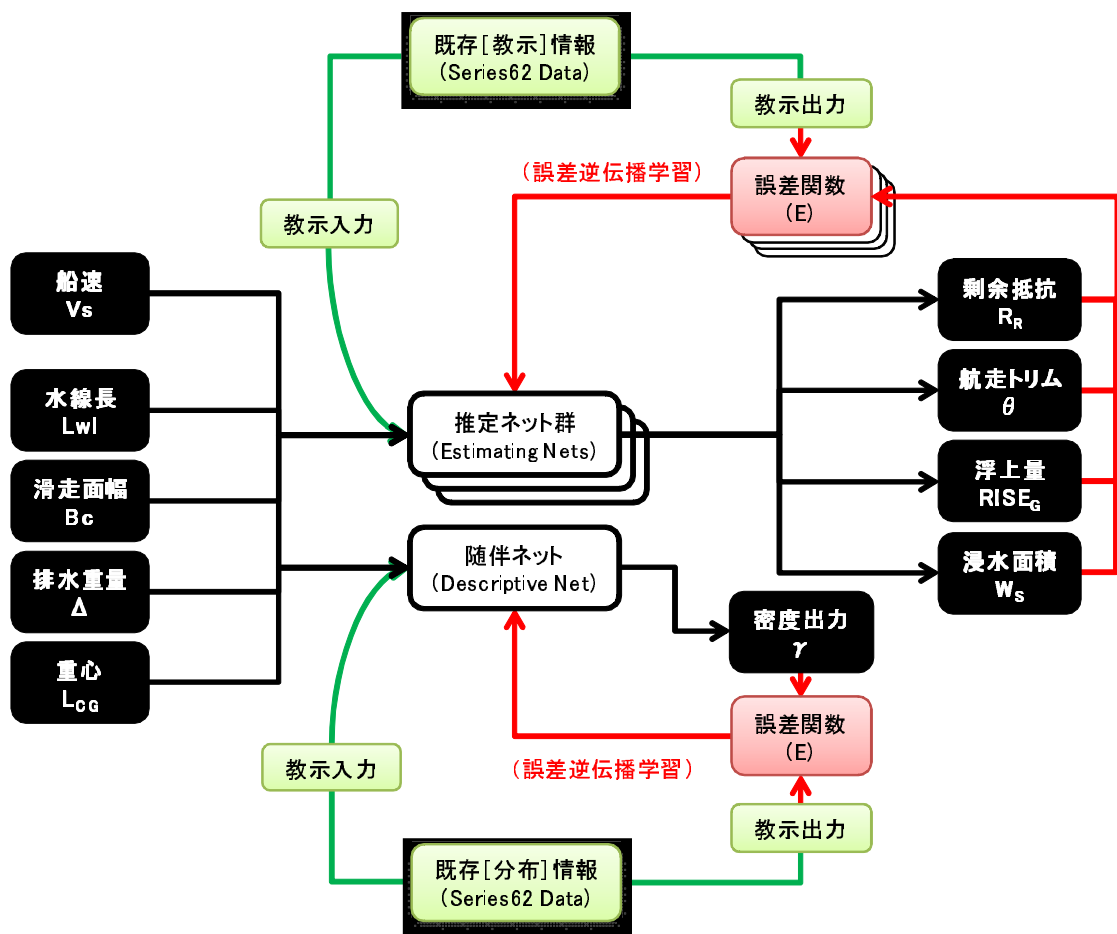


図 2.8: 滑走艇初期計画システムの基本構造

また、本章では未学習データに対する推定に関して本計画システムと従来手法との比較検証結果を示す他、実際に本システムを漁業取締艇の設計検討に適用した事例を紹介する。

第 4 章:高速船 高速船の抵抗推進特性や設計過程を吟味し、速力性能諸係数間の写像関係を明確にする。節 2.1.2 で述べたように、高速船ではプロペラ要目を初期計画時点で考慮する必要がある。

ネットワークの構成としては、図 2.9 に示すように、船体要目と設計速力からプロペラ要目と計画回転数、および所要馬力を導く推定ネット群と学習データの存在領域を示す随伴ネットになる。プロペラ設計点に関する情報は推進馬力の導出にも必要になるため、推定ネット群の入出力構成に従属関係を織り込む工夫を施す。

学習教示データには実際の試運転結果群を採用する。2 軸スクループロペラ推進による高速船の実績データであり、計画船の設計条件から、これら数種の実績情報を自動的に集約処理し、(1) プロペラ設計点 (直径、展開面積、回転数)、(2) 速力馬力性能、

(3) 類似実績頻度を直接引き出せるシステムとする。

また、比較のために従来チャートによる試運転情報の整理と馬力推定の例を示す他、未学習なトライアルデータを基に本システムの推定能力を検証する。さらに追加学習による本システムの拡張性を確認する。

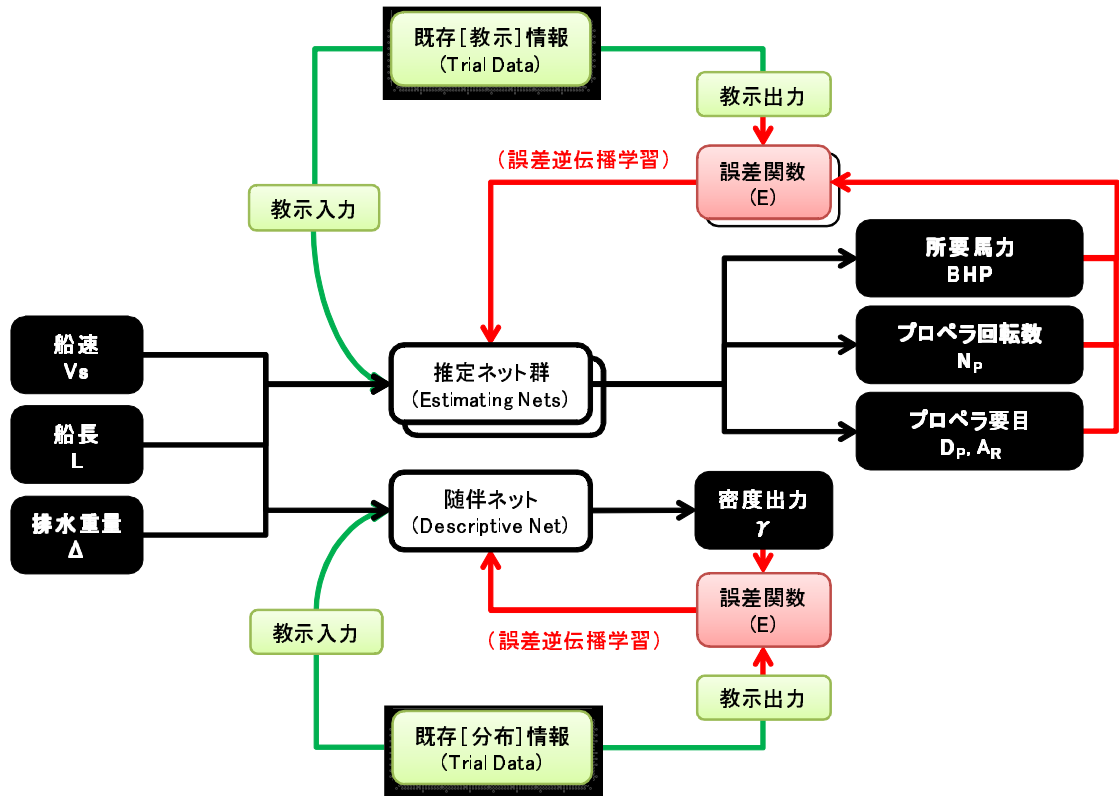


図 2.9: 高速船初期計画システムの基本構造

なお、本論では全て3層の階層型ニューラルネットワークを採用するが、中間層における最適なニューロン数に関する考察を随伴ネットを対象に本節で行なう。

第5章:低速船 低速船の横切面積曲線と造波抵抗との関係に着目する。ここではまず、従来の抵抗推定や船型計画手法を概観し、初期計画に適用する場合の問題点を把握する。次に、学習教示データとして Series60⁴⁰⁾⁴¹⁾⁴²⁾ の水槽試験データを教示データとし、主要目と横切面積曲線形状、及び速力から造波抵抗係数と排水容積を導く推定ネット群と学習データの存在領域を示す随伴ネットを構築する。

Series60 は古典的なバルブレス船型であるが、近年は載荷重量の増加傾向に伴って、貨物容積効率を最大限にしたバルブレス船型が見直されている。

本システムもバルブレス船型を対象とし、計画船の主要目と横切面積曲線の概略形状から、類似船型の情報を自動集約処理し (1) 造波抵抗特性、(2) 排水容積、(3) 類似船

型試験情報の頻度を直接引き出せるシステムとする。

さらに調整ネットを導入し、計画条件から目的関数を最小にする横切面積曲線形状を導出できるようにする。調整ネットの結合加重調整は、局所解に陥らないように2段階に分けて実施する工夫を施す。図 2.10 にシステム全体の構成を示す。

なお、比較のために回帰的従来手法による推定との比較結果を検証する。

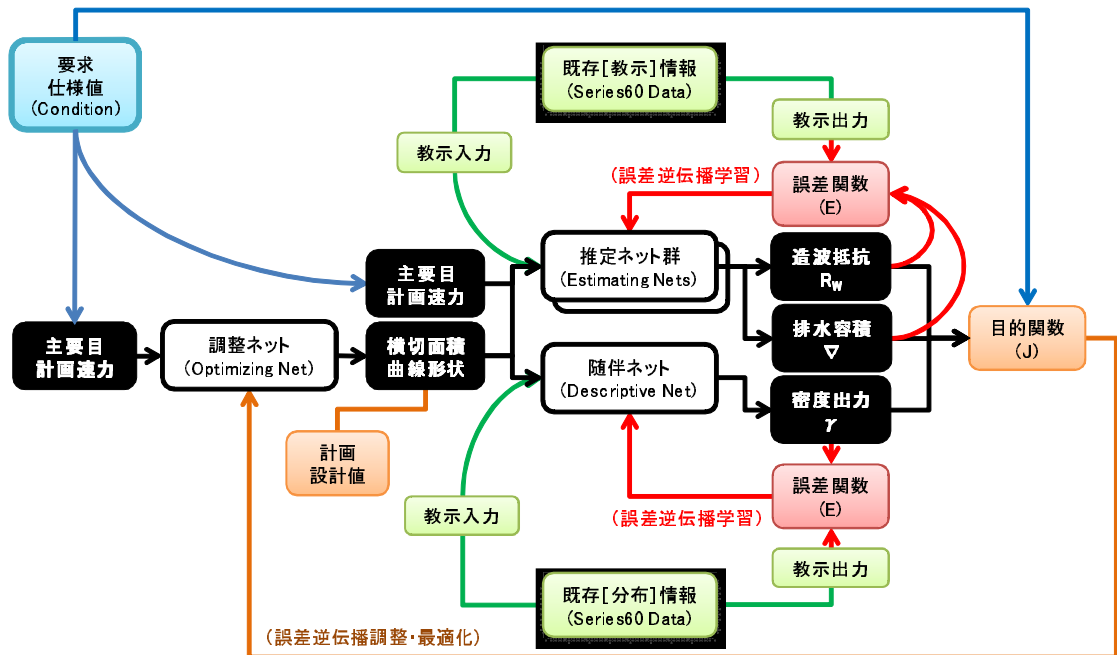


図 2.10: 低速船初期計画システムの基本構造

第II部

各種船舶の初期計画支援システム

第3章 滑走艇の初期計画システム

3.1 システム基本構造と構築法

3.1.1 滑走艇設計における写像関係

沿岸用漁業取締艇や巡視艇等に代表される小型滑走艇においては、部分的な変更が容易に全体に波及する。典型的なインテグラル型の製品である。そのため、諸性能のバランスが崩れやすく、初期計画におけるデザインスパイラルの収束が難しい²⁵⁾。

しかも抵抗特性には、(1)長さ幅比、(2)船体サイズ重量比とともに、(3)重心位置が抵抗特性に強く影響を及ぼすため³⁸⁾、初期計画の段階から主要目、配置、重量、重心、諸性能(復原性能、耐航性能、速力性能)の検討を渾然一体となって進める必要がある。従って、船速、要目、重量、重心からなる入力ベクトルと、抵抗や姿勢情報からなる出力ベクトルとの間の写像関係を把握しておくことは初期計画において非常に有益となる。

とりわけ近年の軽量大出力主機関およびウォータージェット推進を採用した滑走艇では、速力域も非常に速い滑走域で、従来の計画手法や推定図表では上述の写像関係が捉えきれない場合が多い。航走姿勢も大きく変化し、前方視界や諸々の付加物デザインに影響を与える。姿勢変化を含めた写像関係に現れる多次元パラメータを統一的に扱えるライト CAE ツール²⁾が新たに望まれている。

このような写像関係を捉える試みとして、池田⁴³⁾や横溝⁴⁴⁾は一連の完全拘束模型による3分力計測試験を実施し、その計測結果を流体力データベースとして用いたシミュレーション法を提案している。ただし計測精度、取得情報量、簡便さの点で現実的にはやや難しい面もあることが指摘されている⁴⁵⁾。一方、既存の多数の自由曳航模型試験や実船試運転の結果を流用して回帰的に近似・補間モデルを導くことも考えられる。しかし従来のチャートや統計回帰式に基づいた近似・補間モデル⁶⁾⁴⁶⁾は、多次元ベクトル間の非線形写像には不向きであり、しかも既存データ(推定用バックデータ)の存在領域を簡明に示唆・更新できない難点がある。

本章では、これらの難点を克服するシステムとして提案した節 2.2.3 に示すニューロ型初期計画システムの具体的なネットワーク構造およびネットワーク構築法を提示する。

3.1.2 システム構成と教示データ

ネットワークの構成としては図 2.8(図 3.1 再掲) に示すように速力、滑走面形状、重量重心から、抵抗、走行姿勢、及び実績密度を導く一連の推定ネットと随伴ネットになる。滑走艇の場合には船速に応じて航走姿勢や浸水面積が著しく変化するので、学習教示データには姿勢変化情報が詳細に調査された Series 62³⁸⁾ の自由曳航試験結果を採用する。

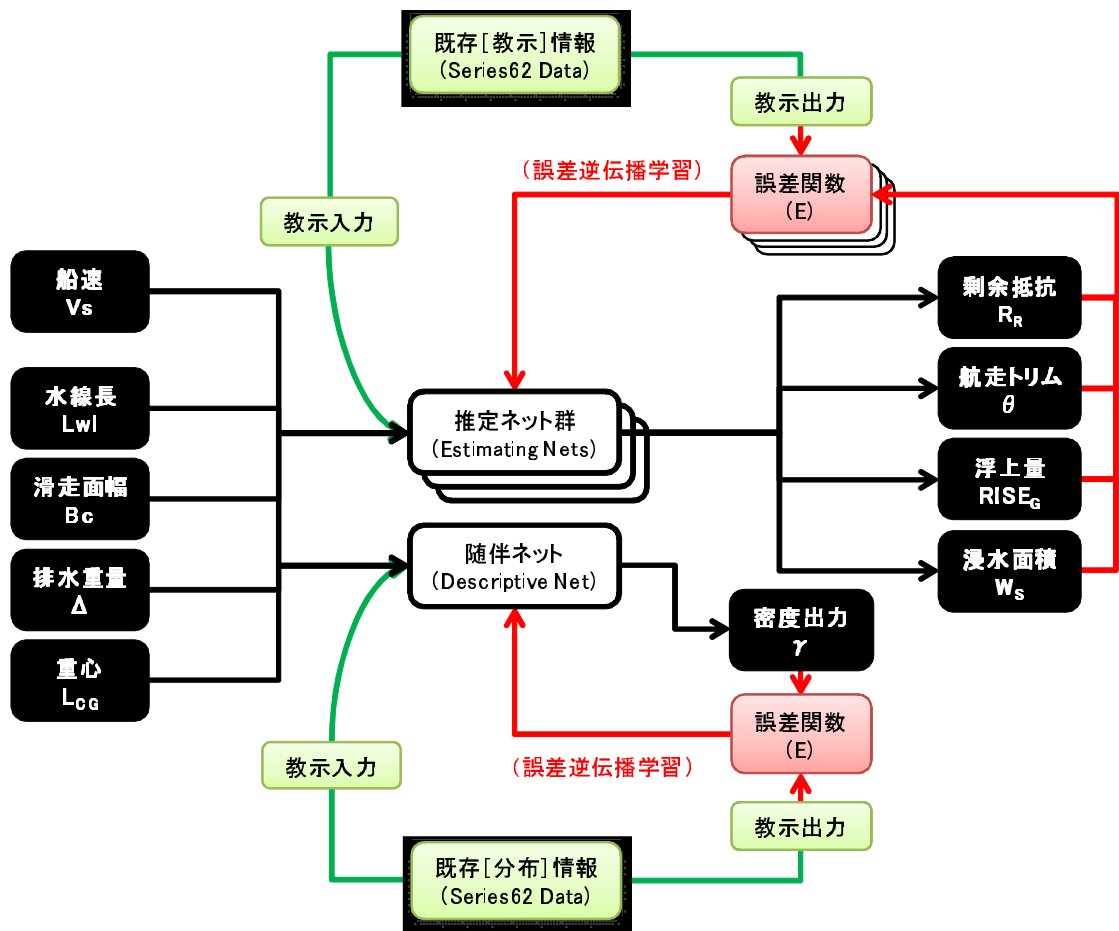


図 3.1: 滑走艇初期計画システムの基本構造 (再掲)

Series 62 の船型を図 3.2 に示す。船尾滑走面にヒネリのないモノヘドロンスターンを採用しており、従来のヒネリ(ワープ)のあるオメガ船型⁴⁷⁾とは異なる。相対的に船尾キールの没水度が深く、船尾デッドライズ角も比較的大きいので、保針性に優れ⁴⁸⁾、通常舵を装備しないウォータージェット推進艇には有効な雛型船型シリーズになる。特にインレットダクトまでユニット化されたタイプのウォータージェット推進器を採用する場合には、工作面でも非常にメリットのある船型であり、耐航性等を考慮して船首をコンケイブ(凹面)にすれば業務艇の実用船型になると考えられる。

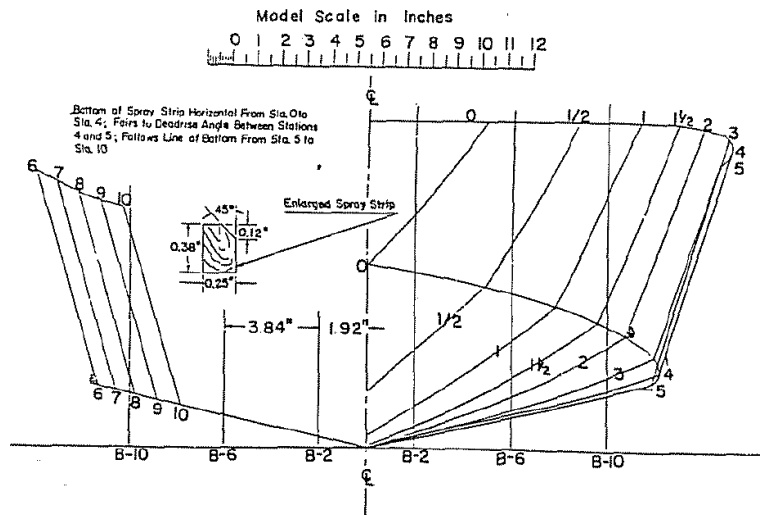


図 3.2: Series 62 モデルの正面線図

水槽試験データは長さ幅比 L/B の異なる 5 隻のモデルの自由曳航模型試験群に基づき、様々な状態 (総計 85 状態) に対応した抵抗、姿勢変化、浸水面積変化等が詳細に計測されている。Series62 モデルの特徴を以下に記す。

- チェイン長さ幅比 L_P/B_C は 2~7 までの 5 種
- トランサム後端でのデッドライズは約 12.5 度
- チェイン幅は船尾端で最大幅の約 65%
- 船尾滑走面はヒネリの無いモノヘドロン形状
- 船首滑走面はコンベックス (凸面) 形状

水槽試験は重量および重心位置を変更した総計 $5 \times 17 = 85$ の静止姿勢状態で行なわれ、船速 V_m に応じた抵抗 R_T 、浸水面積 S_W 、トリム変化 θ 、重心上昇 $RISE_G$ 等が計測されている。構築するシステムが対象とする船型もハードチェインモノヘドロンが基本となる。

これらのデータを、図 2.8(図 3.1 再掲) に示したネット構成を踏まえ、無次元化して学習教示データの入出力ベクトル要素とする。図 3.3 に入出力パラメータの全体構成を示す。ここに、長さ L_{WL} と幅 B_C はそれぞれ静止時水線長とチェイン最大幅を表し、艇体サイズは長さとの積で代表させている。また、剰余抵抗 R_R には走行中の浸水面積 W_S に基づいた実験解析に基づく値を採用している。速力は静止時排水容積 ∇ で無

次元化した排水容積フルード数 $F_{\nabla} = V/\sqrt{g\nabla^{1/3}}$ で代表させる。教示データの入出力ペアとしては総数 1725 組に上る。これより入力ベクトルは 4 次元となり、4 次元パラメータ超空間中に 1725 点の水槽試験点が散在することになる。

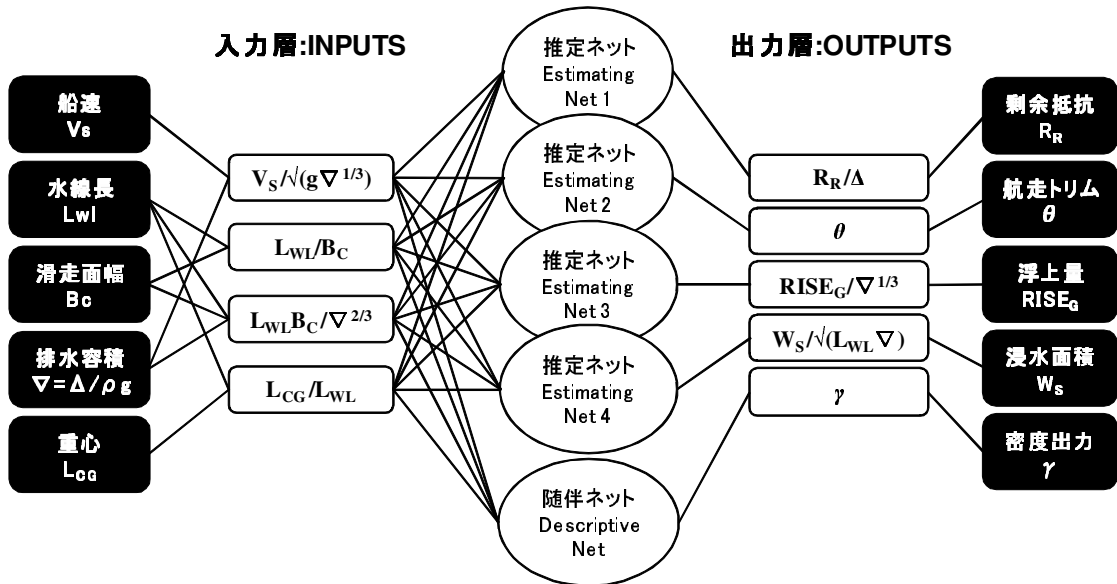


図 3.3: 滑走艇計画システムにおける入出力パラメータ

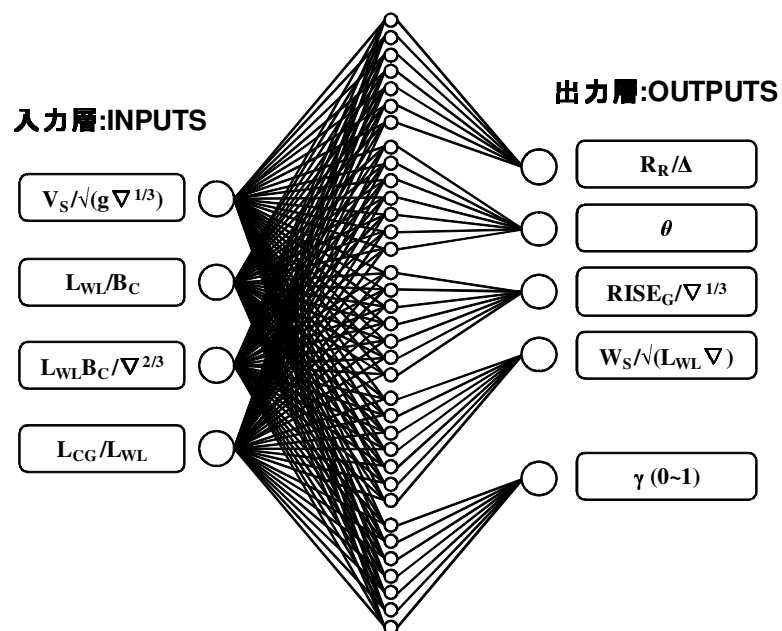


図 3.4: 滑走艇初期計画システムにおけるニューラルネットワーク構造

3.1.3 ニューラルネットと教示学習

推定ネットと随伴ネットの具体的な構造は3層構造とし、中間層のニューロン数はどのネットでも7としている。図3.4に図3.3に対応した具体的なネットワーク構造を示す。先述の4次元パラメータ超空間中に散在する1725点の水槽試験点を基に、4つの推定ネットと1つの随伴ネットを教示学習する。

なお推定ネットの学習は誤差逆伝播法⁹⁾による。収束に要する計算時間を実用的なものにし、かつ構築されるネットワークの推定精度を向上させるため、学習データの入出力パラメータは特定の範囲内に変換しておく。ここではSeries62のデータ範囲を参考に、各ネットワークの入力パラメータ域を下式に示すように設定し、各パラメータの上下限値を1.0及び-1.0になるように線型変換を施しておく。

$$\left. \begin{array}{l} 0.18 \leq V_S/\sqrt{g\nabla^{1/3}} \leq 6.06 \\ 1.93 \leq L_{WL}/B_C \leq 6.94 \\ 4.55 \leq L_{WL}B_C/\nabla^{2/3} \leq 10.30 \\ 0.37 \leq L_{CG}/L_{WL} \leq 0.50 \end{array} \right\} \quad (3.1)$$

さらに出力パラメータ域に関しても下式に示すように設定し、各パラメータの上下限値を1.0及び0.0になるように線型変換を施す。

$$\left. \begin{array}{l} 0.000 \leq R_R/\Delta \leq 0.317 \\ -3.750 \leq \theta \leq 15.900 \\ -0.140 \leq RISE_G/\nabla^{1/3} \leq 0.290 \\ 0.530 \leq W_S/\sqrt{L_{WL}\nabla} \leq 4.650 \end{array} \right\} \quad (3.2)$$

学習回数 1725 points × 50,000 steps のときの教示データと再現推定値 (プレイバックデータ) の比較を図3.5に示す。相関係数は0.962 ~ 0.988 となっている。

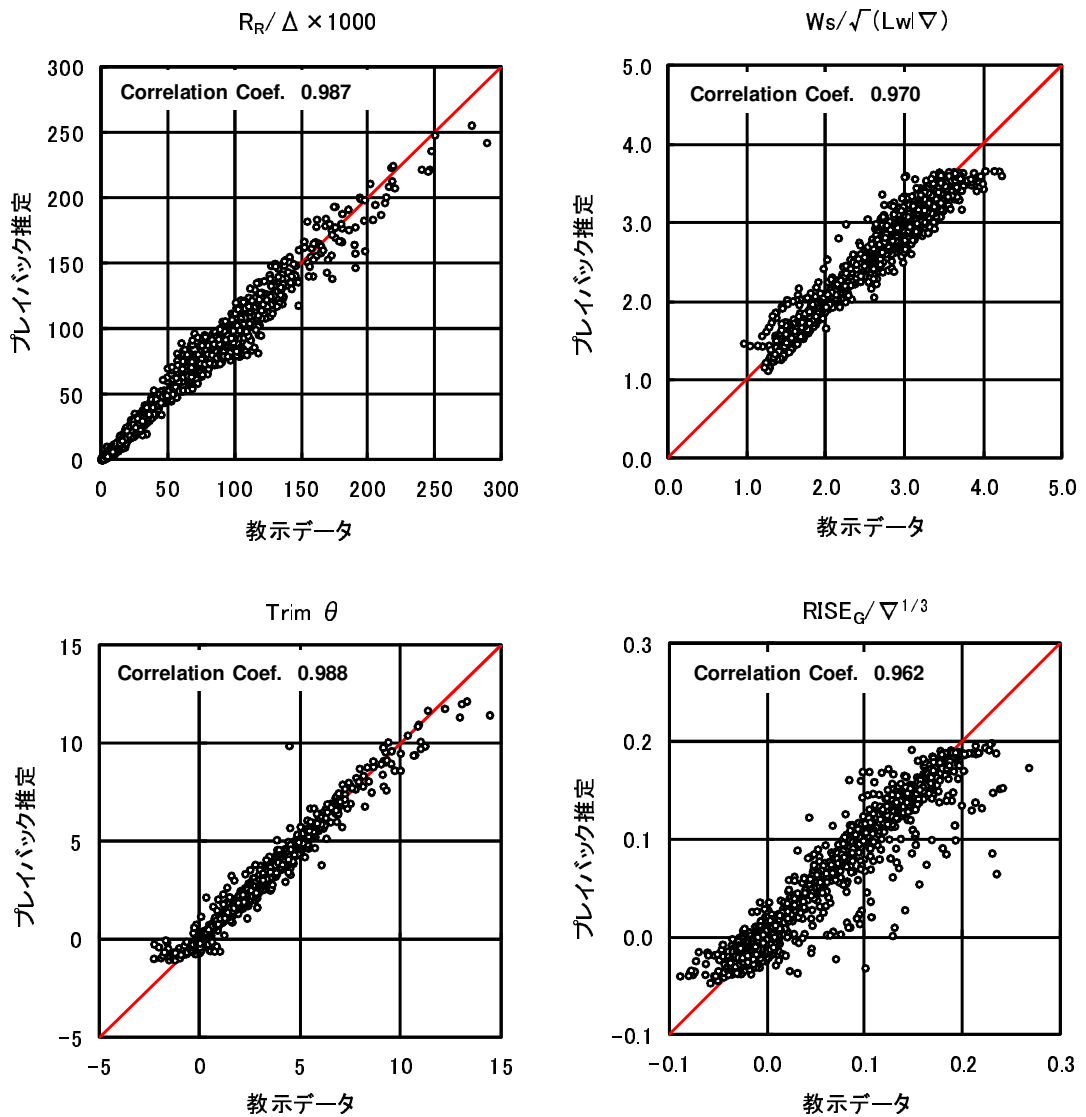


図 3.5: (滑走艇用) 推定ネットの教示データとプレイバック推定結果との比較

構築された推定ネットにより、教示データを再現推定した結果の一例を図 3.6 に示す。対象は SERIES 62 モデル番号 4666、試験番号 10 に相当する実験データ³⁸⁾である。推定曲線は全体的に平滑化されているが、実験データのハンプホローの傾向は適切に捉えられているのが解る。

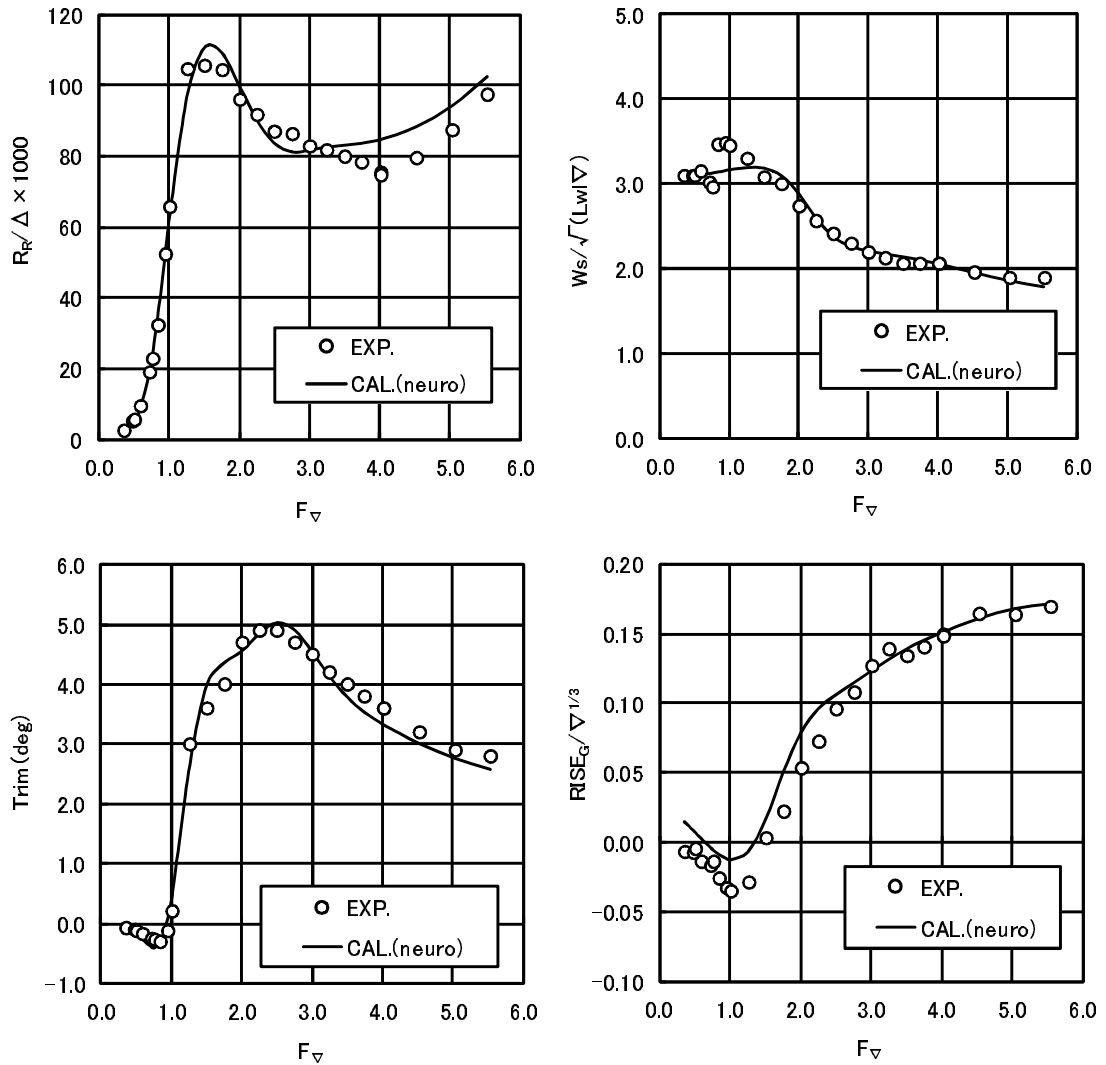


図 3.6: MODEL4666 試験データとプレイバック推定結果との比較

随伴ネットに関しては節 2.2.2 に従い、1725 点の学習点集合 T_L に対し、同様に 1725 点のバックグラウンド集合 T_N を用意し、 $(1725 + 1725)\text{points} \times 50,000\text{steps}$ に及ぶ学習計算を実施した。教示データは本来 4 次元超空間を占めるが、図 3.7 に示すように F_{Δ} と $L_{WL}B_C/\Delta^{2/3}$ の 2 次元平面にその分布を投影すると、高速域で船体サイズが小さく重量の重い領域ではデータの密度が低くなっているのが解る。学習済みの随伴ネットによるプレイバック推定値を同図に併せて掲げているが、随伴ネットは的確にこの傾向を捉えているのが示されている。

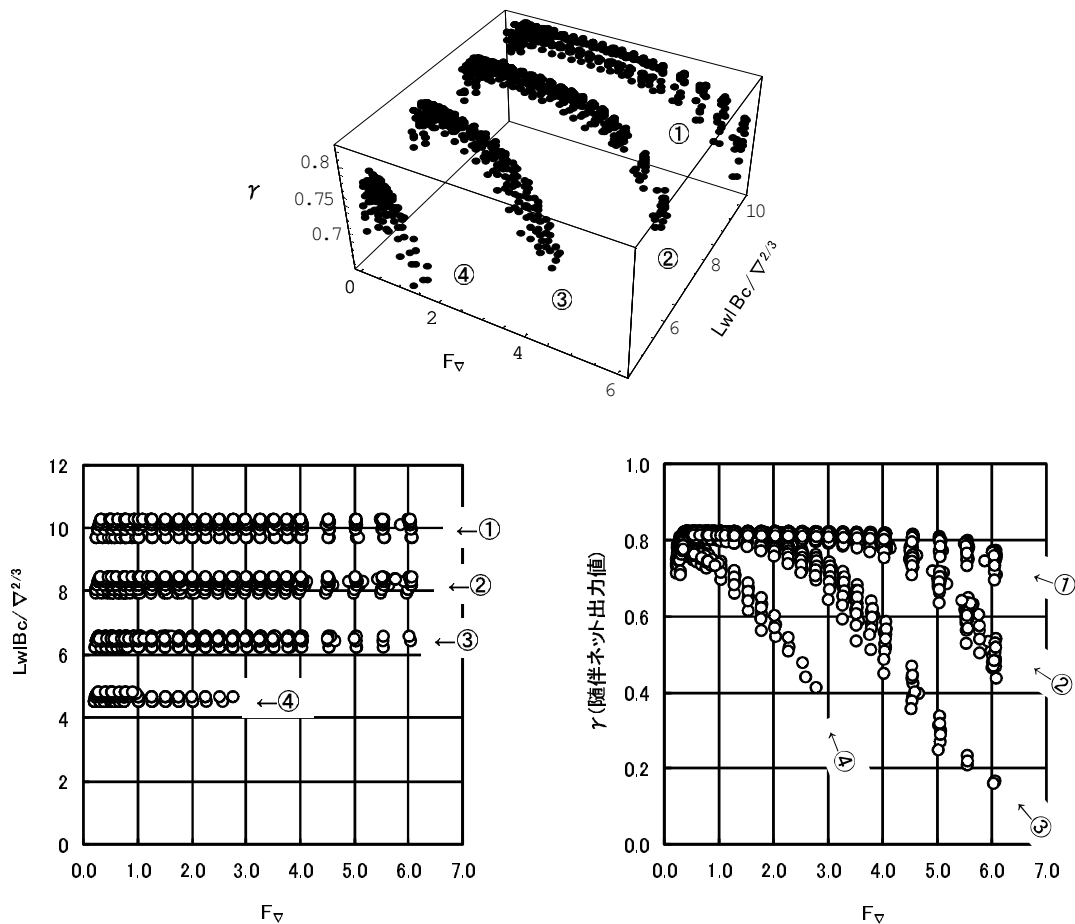


図 3.7: Series 62 のデータ密度分布 (随伴ネット出力値)

3.2 未学習他船型への適用例

3.2.1 抵抗および姿勢推定事例

先述のように SERIES 62 はコンベックスバウ、モノヘドロンスターだが、外洋航行の業務艇では耐航性等を考慮して、船首はコンケイブ (凹面) にされることも多く、船尾形状もオメガタイプがまだ主流といえる。

ここではこのような船型として、SNAME Small Craft Data Sheets⁴⁹⁾ に掲載されている No.7 船型 (TMB3626) と No.8 船型 (TMB3941) を取り上げ、構築されたネットによる未学習な他船型の抵抗推定の応用可能性を検証してみる。図 3.8 に両者の正面線図を、表 3.1 に主要目等を示す。双方とも随伴ネット出力値 γ が 0.7 以上に及ぶものであり、参考となる水槽試験データが比較的充実していることが示されている。

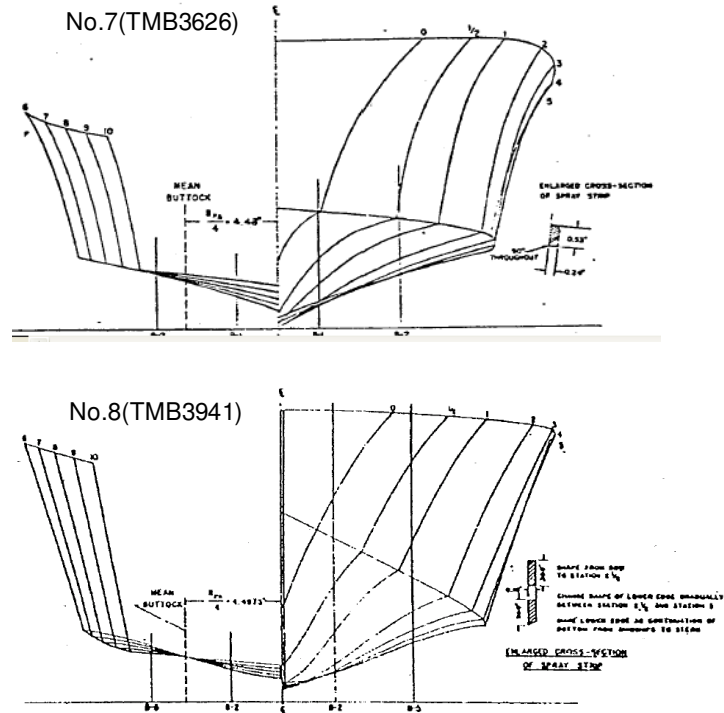


図 3.8: No.7 モデル (TMB3626) および No.8 モデル (TMB3941) の正面線図

表 3.1: No.7 モデル (TMB3626) および No.8 モデル (TMB3941) の主要目等

Data Sheet	No.7	No.8
Model No.	TMB3626	TMB3941
L_{WL} (m)	2.295	2.579
L_{CG} (m)	1.012	1.036
B_C (m)	0.546	0.555
Δ (kgf)	58.79	71.35
L_{WL} / B_C	4.206	4.648
$L_{WL} / \nabla^{1/3}$	5.896	6.209
L_{CG} / L_{WL}	0.441	0.402
$L_{WL} B_C / \nabla^{2/3}$	8.288	8.320
γ	0.72~0.82	0.74~0.82

No.7 船型を対象に実験結果と構築されたネットによる推定結果を図 3.9 に、No.8 船型を対象にした結果を図 3.10 に示す。抵抗、浸水面積、トリム、重心上昇量の全てに渡って、概ね良好な推定精度を実現していることが解る。

一般に、排水容積フルード数が 3 以上にも及ぶ滑走域では、重心位置は後方の方が抵抗的には望ましいことが多く、ニューロによる推定結果では両者の違いにその傾向が現れている。しかし No.8 船型の実験結果では滑走速力域で推定結果と若干の乖離があり、浮上率が推定ほど大きくなく、それに呼応して浸水面積や剰余抵抗の減少率も低い。No.8 船型のようなオメガ船尾形状は、船底中央部を通過する限界流線が凸面を回り込む流れとなり、相対的に船底で流速が速く負圧が生じやすくなる。このため船底に下向きの力が作用し、滑走域での滑走効率がモノヘドロン船尾形状と比較してやや悪くなっていることが予想される。

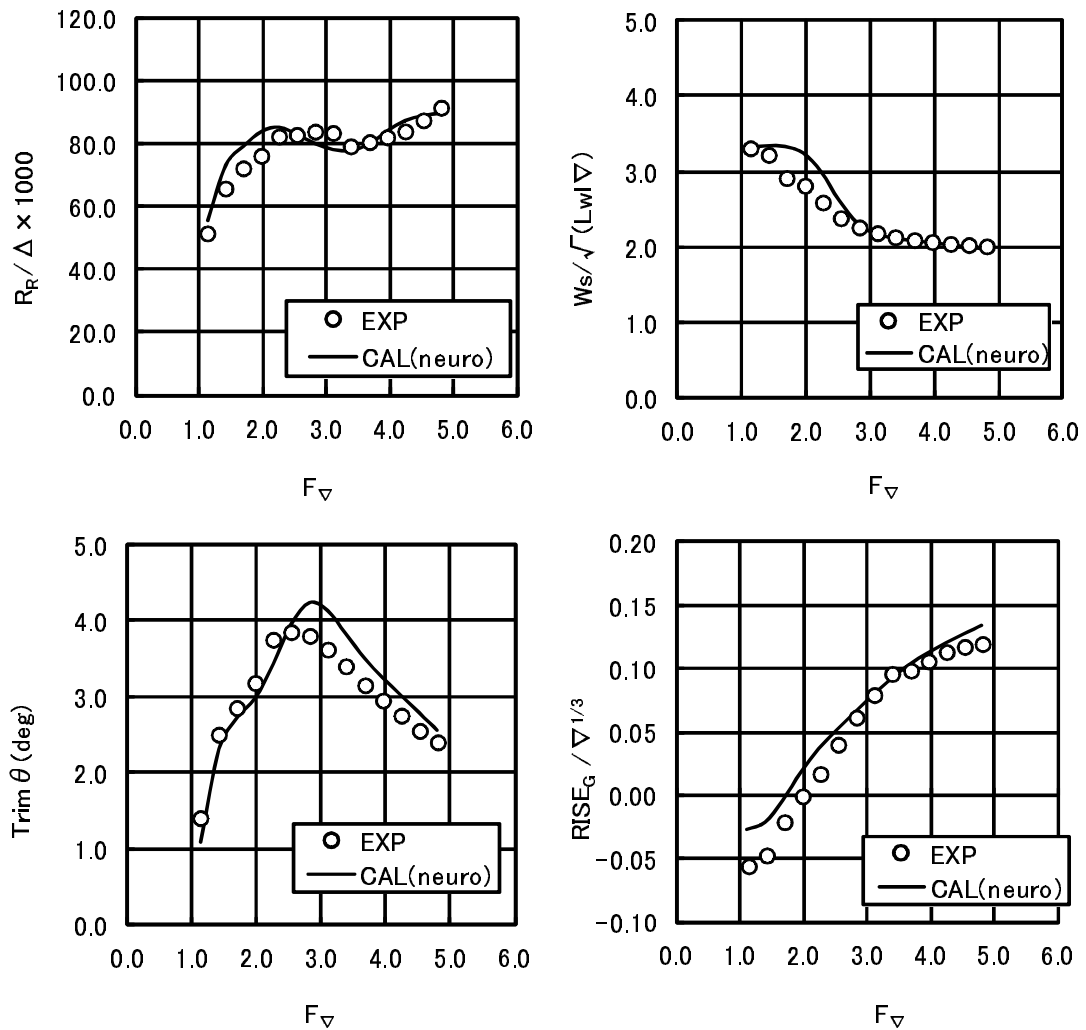


図 3.9: No.7 モデル (TMB3626) の推定結果

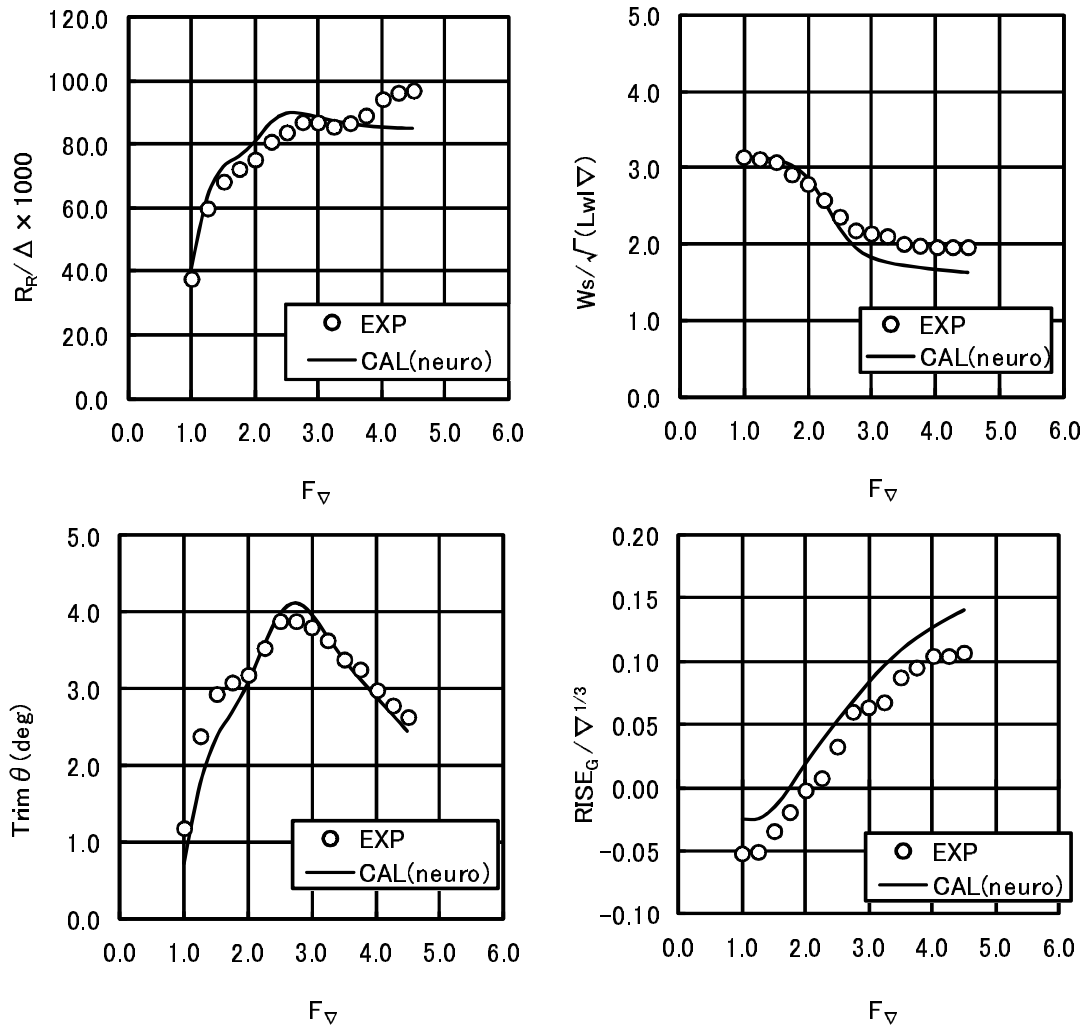


図 3.10: No.8 モデル (TMB3941) の推定結果

3.2.2 他推定法との比較

滑走高速艇の抵抗推定法として世界的に広く利用されているものに、Savitsky⁵⁾の手法がある。準理論的なアプローチにより数式とチャートを組み合わせた推定法であり、プレジャーボート等の設計に広く利用されている。全抵抗の他に姿勢変化も推定できる点で機能的には本手法に類似するが、実質的には中低速域の推定に制限がある。

図 3.11 に先述のモデル 2 種を対象に Savitsky による手法と本手法 (ニューロ) によるモデル全抵抗の推定結果の比較を示す。No.8 船型の高速滑走域では先述の理由により実験値と推定値に若干の乖離が見られるが、ニューロによる手法は低速域から高速域にかけて全体的に実験値と良好な一致を示している。

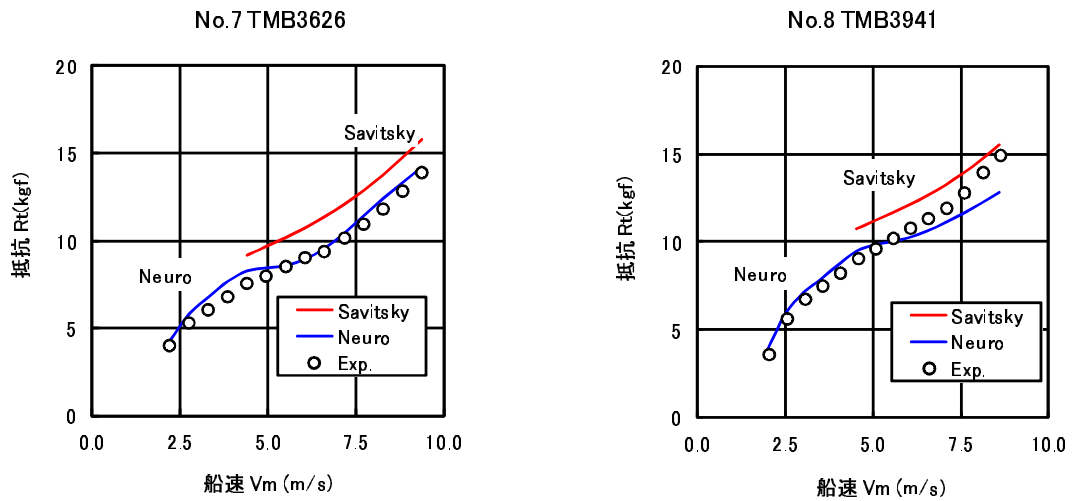



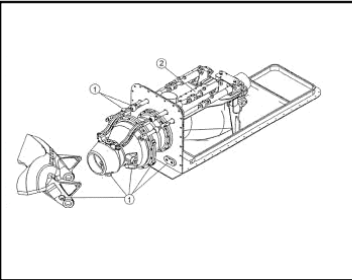
図 3.11: Savitsky 手法と本手法の抵抗推定比較 (No.7 および No.8 モデル)

実際に外洋業務艇に採用される船型は、耐航性や横安定性の観点から Series 62 船型よりも船首船中央デッドライズ角が高く、船尾チェーン幅の広い船型になることも多い。これは滑走効率の低減を意味し、Series 62 船型よりも中低速域で抵抗が低く高速滑走域で抵抗が高くなる傾向を意味する。

3.2.3 建造船への適用実例

取締艇の船型計画と速力性能 本滑走艇用初期計画システムが設計初期段階から実際に適用された建造船の実績として漁業取締艇”つるぎ”²⁸⁾がある。本船は富山県沿岸及び沖合海域における漁業法等違反船の取締・指導を目的としたウォータージェット (WJ) 推進の高速滑走艇であり、船首船中央には凌波性に考慮したコンケイブ (凹面) を基調とするディープ V 船型を、船尾には抵抗特性、保針性、ユニット型 WJ の装備に配慮したモノヘドロンスターン船型を採用している。表 3.2 に”つるぎ”の概略要目を示す。

表 3.2: 富山県漁業取締艇”つるぎ” 概略要目表

	Length	Loa	abt. 27m	
	Bredth	B	5.10m	
	Depth	D	2.60m	
	draft	d	1.10m	
	Tonnage	GT	abt. 45	
	Main Engine	MTU16V2000M91 MCO1818PS X 2276RPM X 2SETS		

本計画システムを用いると滑走面形状や重心位置のケーススタディが容易に可能となる。一例として図 3.12 に L_{WL}/B_C および L_{CG}/L_{WL} の変化が抵抗に及ぼす影響を、それぞれ本システムを用いて評価した結果を示す。滑走域では、重心位置が後方で、 L_{WL}/B_C が低くアスペクト比の高い滑走面の方が、動的揚力が得られやすく、相対的に低い抵抗を示すことが解る。本船の計画に際してはこのような検討に基づいて滑走面形状や重量重心が計画されている。

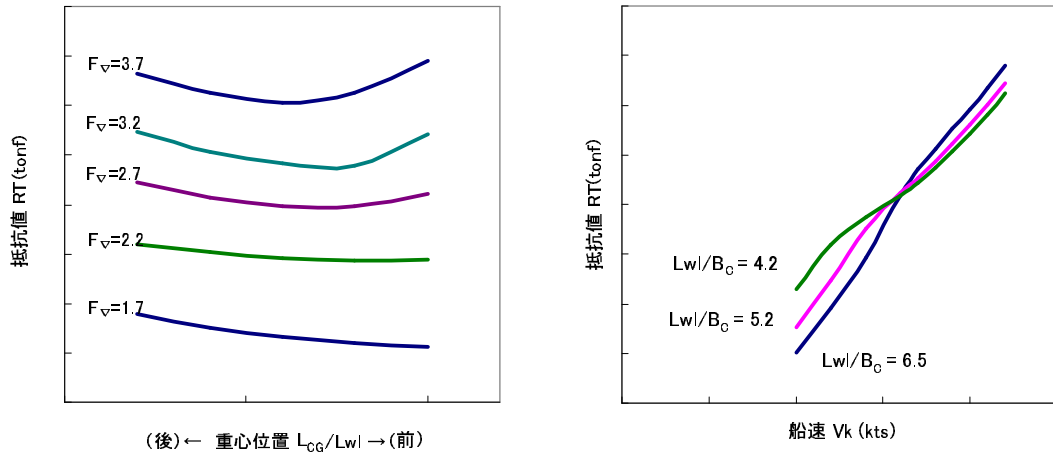


図 3.12: 漁業取締艇における L_{WL}/B_C および L_{CG}/L_{WL} と抵抗特性の関係

参考までに図 3.13 に速力試運転結果と推定結果の比較を示す。本システムの算出抵抗とウォータージェット (WJ) の理論計算推力³⁰⁾ から導いた推定馬力と、丹羽の馬力推定チャート⁶⁾ による推定値を併せて掲げておく。本適用実績は初期計画段階におけるニューロ型推定システムの利便性が認識された実例といえる。

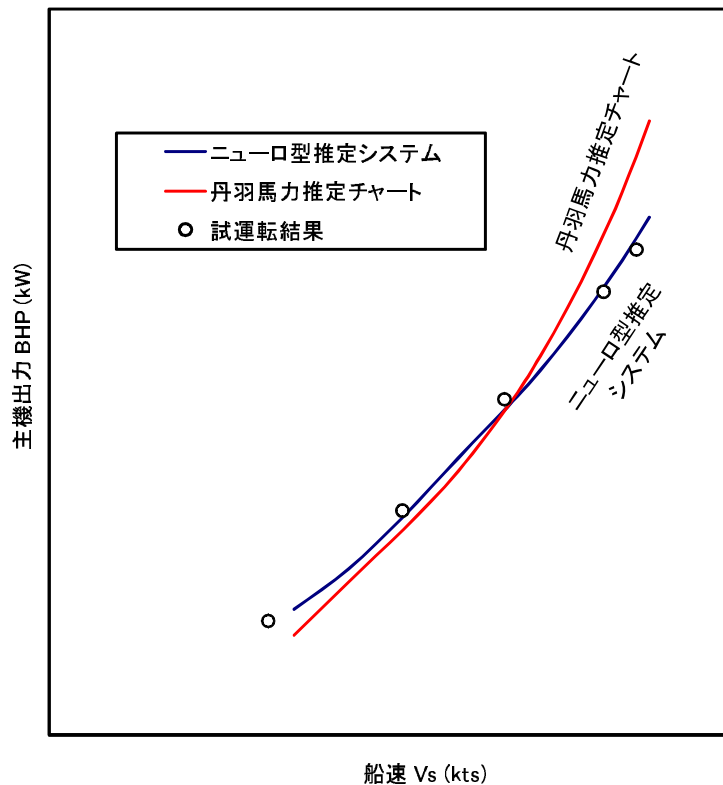


図 3.13: 漁業取締艇”つるぎ”の速力馬力特性

小型艇の波浪中速力性能 図 3.9 や図 3.10 に示したように、小型滑走艇の類では一般に大きな抵抗ハンプが滑走速力域に至る手前に存在する。このため、波浪中の速力性能が予想以上に大きく低下する場合がある。これは単に抵抗増加量が大きいという理由だけではなく、抵抗と推力が安定的に釣り合う状態が維持できないことも大きな理由のひとつである。

図 3.14 に、代表的な 7m サイズの業務用滑走艇の抵抗曲線とウォータージェットによる推力曲線群を示す。図には波浪中抵抗増加曲線も併せて図示している。抵抗曲線は本システムの推定ネットによる出力値であり、抵抗増加量は文献⁵⁰⁾にもとづく推定近似式に基づく。また、推力曲線は実際に採用されたウォータージェットメーカーの提示推力である。抵抗曲線と推力曲線がハンプ直後でほぼ平行になってしまう不安定な領域が示されており、50~75%MCO の出力では、僅かな抵抗増加量でも速力が大幅に低下してしまうことが解る。

なお、図 3.15 には、速力馬力特性と走行トリム変化の推定曲線と試運転結果の比較を示す。ハンプ領域では大きな走行トリムが生じていると同時に、ハンプ直後では走

行トリムの減少と速力の急激な増大が確認できる。

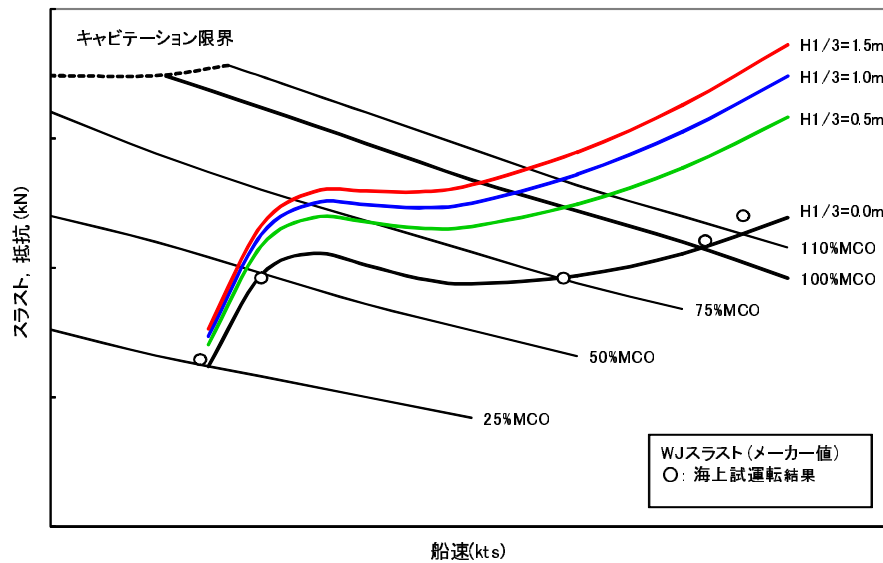


図 3.14: 小型滑走艇の波浪中抵抗推力特性

このように、本システムは滑走艇固有の抵抗特性や姿勢変化を、容易にしかも高精度で同時に把握することが可能である。従って設計者は、単なる平水中速力性能を対象とした船型計画のみならず、波浪中の必要馬力余裕、前方視認性、および付加物設置位置などの諸検討を初期段階から物理的考察を踏まえて実施することが可能となる。

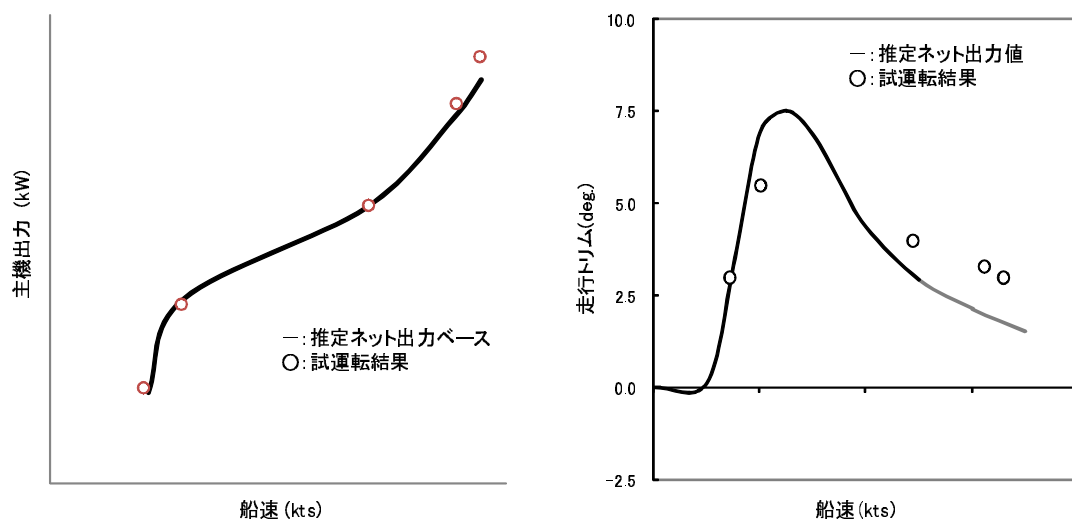


図 3.15: 小型滑走艇の平水中速力馬力特性と姿勢変化

3.3 システム構築に関する考察

本章では、Series 62 の水槽試験データを一連のニューラルネットワークに汎化学習させ、船速、要目、重量、重心からなる入力ベクトルと、走航姿勢、浸水面積、抵抗からなる出力ベクトルとの間に陽なベクトル写像関係を構築することを試みた。また、Series 62 の擬似的なデータ密度を示す陽関数を、同じくニューラルネットワークを用いて構築することを試みた。構築されたシステムは 4 種類の推定ネット群と随伴ネットから構成される。そして Series 62 とは異なる実用滑走艇設計への応用が、どの程度可能か検証した。その結果、以下の諸点が判明した。

- 推定ネットの学習結果は非常に良好で、剰余抵抗、浸水面積、走行トリム、重心浮上量のどの項目に関してもプレイバック推定値と教示データとの一致度は良好である。
- 随伴ネットは、学習点集合とバックグラウンド集合を混ぜた教示データを学習させることにより、的確に Series62 の分布密度を再現することができる。これより推定に際してバックデータがどれ程充実している領域か容易に把握することができる。
- 推定ネットと随伴ネットの出力の組み合わせにより、計画点に対する標準性能と実績分布密度が得られる。これより船型の優劣判断や開発必要度の判断ができる。
- 対象船型が Series 62 と異なる船型でも、中高速域から滑走域に至るまで幅広い速力範囲に渡り、十分実用的な推定精度を有することが判明した。この点は適用範囲が限定される従来のチャートや推定法と比べて本手法が優れていると言える。但し $F_{\nabla} > 3.0$ におよぶ滑走域では船型差が有意な推定誤差になり得るので、船型毎に相関関数を把握しておくことが望ましい。
- 特に従来のオメガ船尾形状はモノヘドロン船尾形状と比較して滑走域で適切な動的揚力が得られず、滑走効率がやや劣り、本システムによる推定よりも若干の抵抗増になる可能性がある。これはシステムの入力にフレーム形状を表すパラメータを採用していないからであるが、この種の船型の水槽試験データが豊富にあれば、入力にフレーム形状のパラメータを採用することも考えられる。
- 実際に、漁業取締艇の船型設計に本システムを適用したところ、初期計画の段階から重量重心位置影響を把握できた他、走行姿勢情報も推定できることから、スプレーリストやトリムタブ等の付加物設計にも有益であることが判明した。この点も従来他手法と比べて、本手法が優れている点である。また、小型滑走艇に特

有のハンプ抵抗特性がもたらす影響調査にも有益な情報を提供できることが判明した。特に波浪中における速力不安定現象を定性的にも定量的にも説明できる材料を提供してくれる点は特筆に値する。

- 学習計算自体は複雑な繰り返し収束計算ステップを踏むが、一度学習済みのニューラルネットは、表計算ソフトの類にも容易に実装できるロジックである。特に、最近の表計算ソフトがもつ最適化検討機能(ソルバー)を用いれば、非線形計画による最適要目、最適重心位置等も検討することができる実用性を有している。

付録 A.2.1 に、構築された各種ネットの結合荷重とニューロンの閾値を示しておく。

第4章 高速船の初期計画システム

4.1 高速船の設計プロセス

4.1.1 船型と抵抗推進特性

近年の高速船はハードチャイン船型でトランサムスターンを有するものが主流であり、船尾形状は直線的なウォーターライン及びバトックラインで構成されている単純な形状のものがほとんどである。本章で対象とするのもこの種の船型による単胴プロペラ2軸推進船だが、このような船型は船長と重量重心が与えられるとマクロな形状特性は実質的にほぼ決定されてしまい、浸水面積についても船長と排水量から概略導かれる。

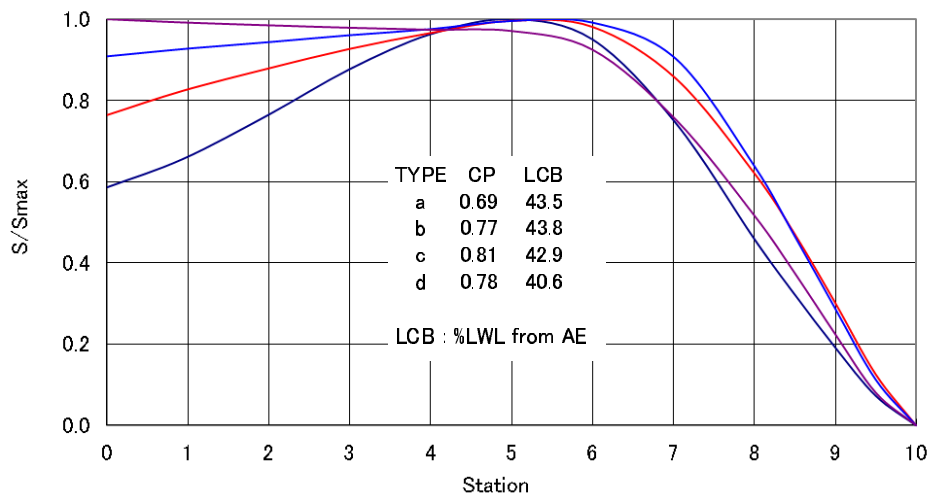


図 4.1: 高速船型 4 種の横切面積曲線

図 4.1 は造船所に於いて実際に設計された代表的なハードチャイン船型 4 種の計画喫水における横切面積曲線である。船型の特徴がトランサム没水度の違いに端的に表現されている。しかし、これら 4 種の船型の静止時浸水面積 S_W (トランサム部除外) を船長 L と排水容積 ∇ で無次元化した値 $C_{SW} = S_W / (\sqrt{L\nabla})$ は図 4.2 に示す様に船型によ

らずほぼ一定値を示す。通常 C_{SW} は幅喫水比 B/d と相関のある事が知られているが⁵¹⁾、この様なハードチェーン船型の場合、船型差はトランスムのデザインに集約されるため実用的な B/d の範囲ではほとんど変化しないと考えられる。

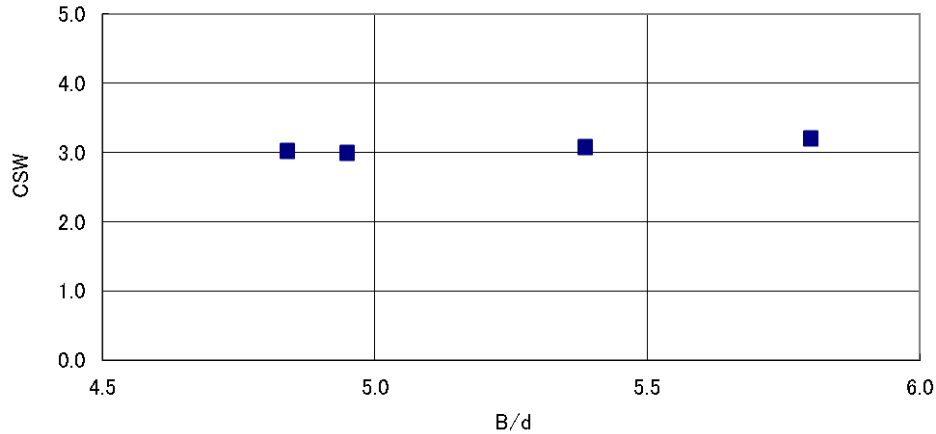


図 4.2: 高速船型 4 種の浸水面積係数

このようなトランスムスターン船型の場合、 $F_n > 0.4$ ともなるとトランスム面は空中に露出し、いわゆる”水がきれる状態”になる。このためトランスム面にかかる圧力は大気圧一定となり、粘性抵抗成分としては浸水面積(トランスム部除外)に比例した摩擦抵抗が主と考えられる。従って中高速域における高速船の抵抗は 2 次元的に捉えるのが適当であり、所要馬力 BHP は排水容積を ∇ 、長さ排水容積比を $M_n = L/\nabla^{1/3}$ 、相当平板摩擦抵抗係数を C_F 、剰余抵抗係数を r_R 、推進効率を η 、先述の浸水面積係数を C_{SW} 、及び比例定数を κ として概略次の様に表せる。

$$BHP = \frac{\kappa}{\eta} (C_F C_{SW} M_n^{1/2} + r_R) \nabla^{2/3} L^{3/2} F_n^3 \quad (4.1)$$

また馬力を準無次元化した係数であるアドミラルティ係数 C_{adm} は、船速を V_K (kts)、排水量を Δ (ton)、比例定数を k_C として次の様に表される。

$$C_{adm} = \frac{\Delta^{2/3} V_K^3}{BHP} = \frac{k_C \cdot \eta}{C_F C_{SW} M_n^{1/2} + r_R} \quad (4.2)$$

高速船の場合、剰余抵抗係数 r_R は長さ排水容積比 M_n と密接な関係にある。これは $F_n > 0.4$ の中高速域に於いては造波抵抗が支配的であり、しかも造波現象は $F_n > 0.35$ 以上の速度領域では船型の微分特性よりも積分特性に強く影響されること³⁶⁾が理由の

一つである。また $F_n < 1.0$ の速度領域では滑走艇の場合の様に動的揚力が支配的でもなく、重量の大半は静的な浮力により支持されており、超高速域で滑走性に影響する滑走面アスペクト比や重心位置があまり問題にならない事も理由として挙げられる。これらの事項はNPLシリーズテスト結果⁵²⁾にも明瞭に表れており、 $0.4 < F_n < 1.0$ の剰余抵抗係数は長さ排水容積比に強く左右される一方、実用的な範囲内(4.0~6.5)の B/d にはあまり影響を受けないことが示されている。つまり中高速船の r_R は F_n と M_n の関数として概略表現可能なことが解る。

一方、推進効率 η は伝達効率と自航要素、それにプロペラ単独効率で構成される。通常の高速船は高速ディーゼルを主機に採用しているので伝達効率 η_T に関しては減速機の損失分で一定と考えられる。また通常のトランサムスターンの船尾形状はほぼ直線的な平面で構成されており、しかもプロペラはシャフトブラケットを通して船底から飛び出している状態にある。従って自航要素は船尾形状より姿勢変化や造波による水粒子運動に強く影響され、伴流も造波伴流成分⁵²⁾が主と考えられる。このため船殻効率 η_H やプロペラ船後効率比 η_R は F_n による整理が可能であり、Bailey⁵³⁾、丹羽⁵⁴⁾、大隅・木原⁴⁶⁾等が過去に試みて実用的なチャートを作成している。

他方プロペラ単独効率 η_O は、作動点 J やピッチ比 H 、展開面積比 AR 等の諸要素に影響される。しかし後述する様にプロペラ要目の選定に際しては展開面積比を低く抑えることに重点がおかれるため、本論では AR の影響が相対的に強いとしており、便宜上 η_O を AR の関数として取り扱うことにする。

以上の抵抗推進性能に関する考察を踏まえると C_{adm} は最終的に F_n 、 R_n 、 M_n 、及び AR の関数として概ね次式の様に表され、速力、船長、排水量及びプロペラ展開面積比から所要馬力を導く写像関係が構築できる。

$$C_{adm} = \frac{k_C \cdot \eta_T \cdot \eta_R(F_n) \cdot \eta_H(F_n) \cdot \eta_O(AR)}{C_{SW} \cdot C_F(R_n) \cdot M_n^{1/2} + r_R(F_n, M_n)} \quad (4.3)$$

4.1.2 馬力係数による高速船試運転情報の整理

高速船の試運転結果は従来より各種馬力係数に変換され、チャート上に F_n ベースで整理されることが多い。チャートに試運転情報を汎化させて保持しておくのがその目的である。代表的な馬力係数には先述のアドミラルティ係数 C_{adm} の他、 $BHP/(\Delta\sqrt{L})$ 、 BHP/Δ 、 $BHP/(\Delta V_K)$ 等がある⁵⁵⁾⁵⁶⁾。ここでは比較のため、このような従来チャートによる整理・汎化の諸例を検討してみる。

図 4.3 は公表されている単胴中高速船 36 隻のトライアルデータ⁵⁷⁾⁵⁸⁾⁵⁹⁾⁶⁰⁾⁶¹⁾ に関して、その C_{adm} をプロットしたものである。同一フルード数 F_n でも船長 L の違いにより値に大きなバラツキが生じており、性能推定にそのまま利用することは難しい。前節で示したように F_n のみでは整理しきれないことが解る。

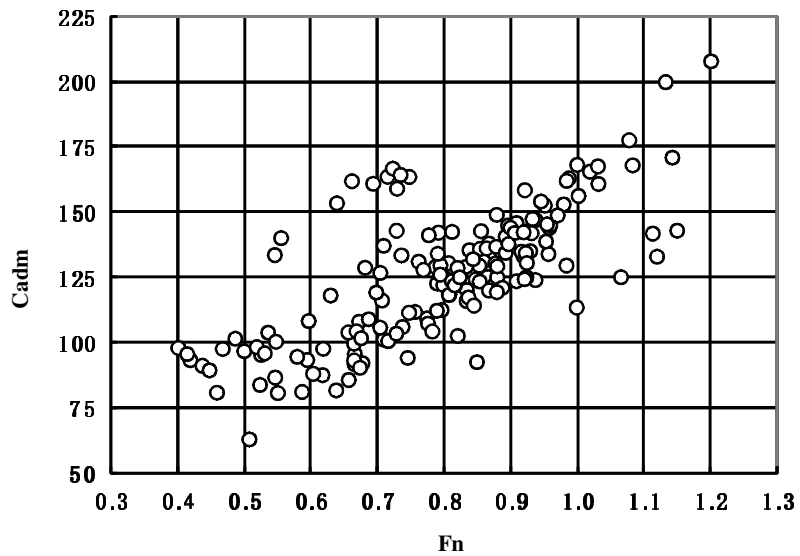


図 4.3: 高速船の C_{adm} 分布

他方、図 4.4 は $BHP/(\Delta\sqrt{L})$ をプロットしたものである。この係数は下式に示すように C_{adm} に M_n による修正を施して F_n^3 をかぶせて表現したものであるため、剰余成分の比較的大きい中速域における実績データのバラツキを少なく表現できる利点がある。

$$\frac{BHP}{\Delta\sqrt{L}} = \frac{1}{C_{adm}} \left(\frac{L}{\Delta^{1/3}} \right) \left(\frac{V_K}{\sqrt{L}} \right)^3 \propto \frac{1}{C_{adm}} M_n F_n^3 \quad (4.4)$$

$BHP/(\Delta\sqrt{L})$ による整理はある程度のまとまりを示すため初期計画段階での主機選定等に応用可能と思われる。しかし F_n によっては 2 割程度の相対的なバラツキが依然残っており、 C_{adm} 同様 F_n のみでは整理しきれないことが解る。

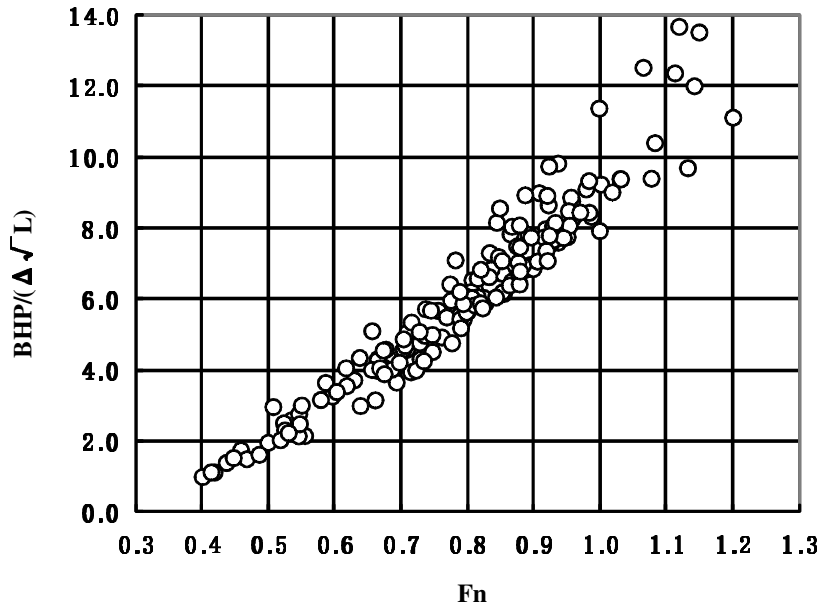


図 4.4: 高速船の $BHP/(\Delta L^{1/2})$ 分布

なお、図 4.5 は BHP/Δ をプロットしたものであるが、この整理もデータのバラツキが大きく、しかも次元解析上の問題が残るので性能推定に直接応用するのは難しい。ただし単位排水量当たりの馬力数値は設計上のみならず営業上に於いても有益な情報となる事から BHP/Δ は比較的利用される機会が多い。

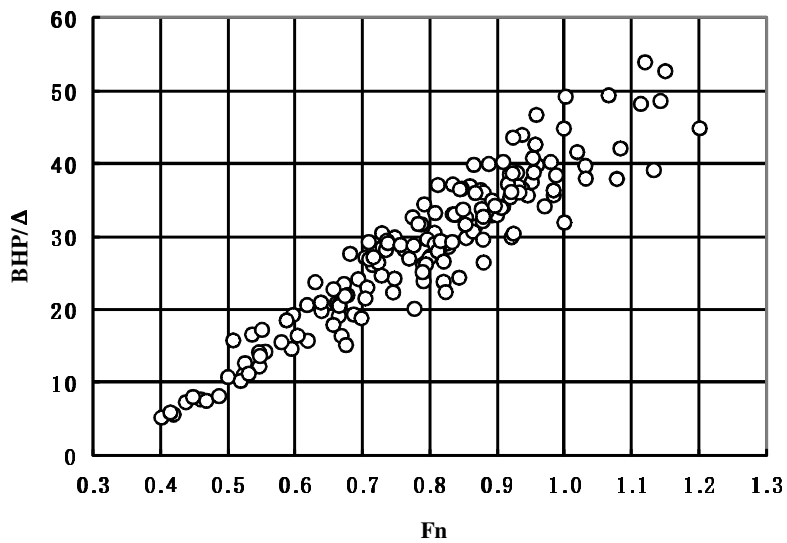


図 4.5: 高速船の BHP/Δ 分布

一方、丹羽⁶⁾や大隅⁶²⁾はそれぞれ独自のパラメータで多数の実績データの解析・整理を実施しており、長さ排水量比を考慮した馬力推定チャートを作製し、高速船設計の現場で広く利用されている。丹羽による馬力推定チャート⁶⁾は図4.6に示す様に $V_K/\Delta^{1/6}$ から $BHP/(V_K\Delta)$ をパラメータ $L/\Delta^{1/3}$ に従って推定する仕様となっている。

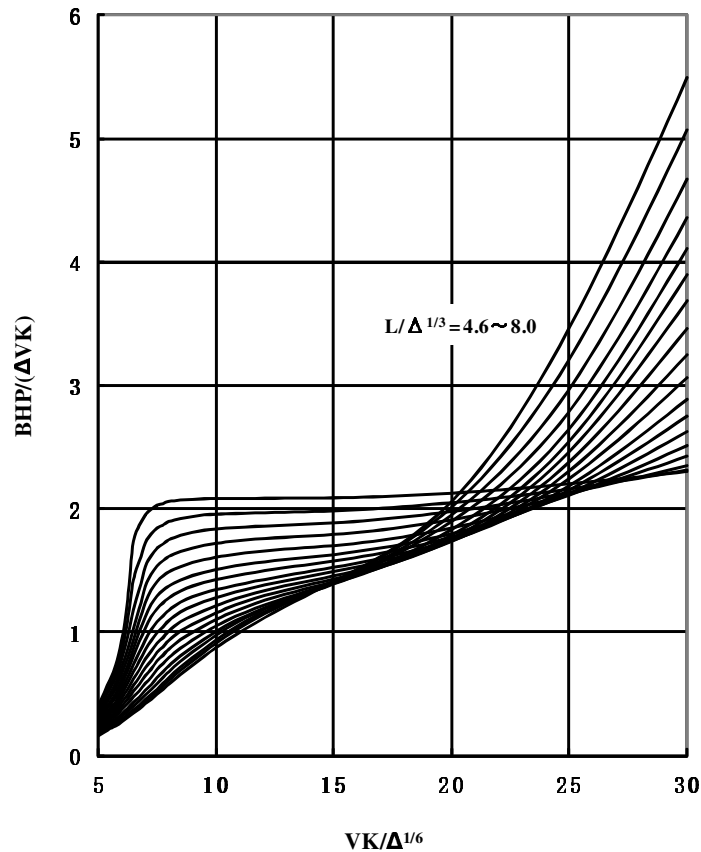


図 4.6: 丹羽による高速船馬力推定チャート

先述の36隻のトライアルデータに対し、同推定チャートに基づいた推定 C_{adm} 値と実績値との比較相関を図4.7に、推定誤差の分布を図4.8に示しておく。標本相関係数 τ は0.83であり、実績によっては20%以上の誤差がある。この種のチャート形式では、式(4.3)に示された F_n と M_n を考慮するのが限界で、 R_n や AR を考慮することが難しい。すなわち船長の絶対値やプロペラ要目の影響を考慮できず、その影響がこの様な誤差に反映されているものと考えられる。

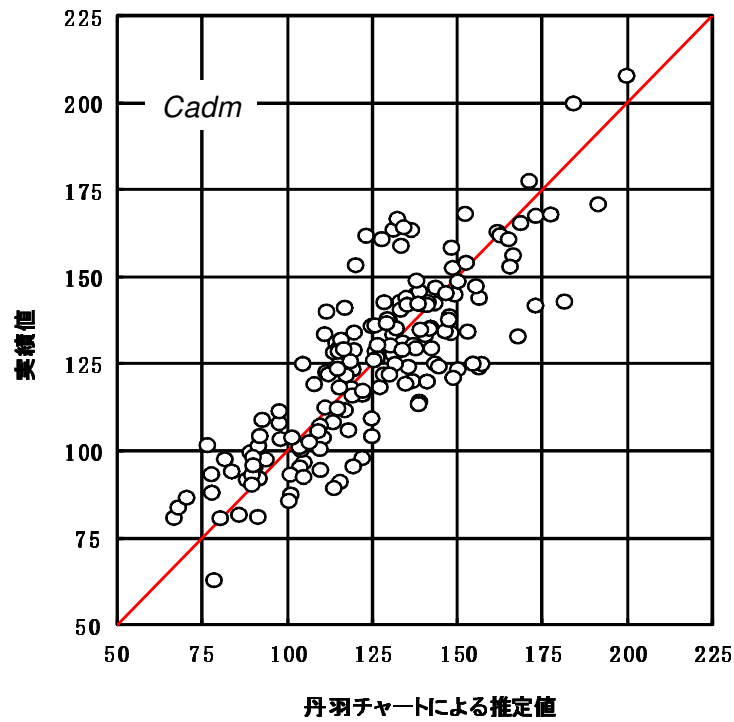


図 4.7: 丹羽チャートによる推定値と実績値との相関

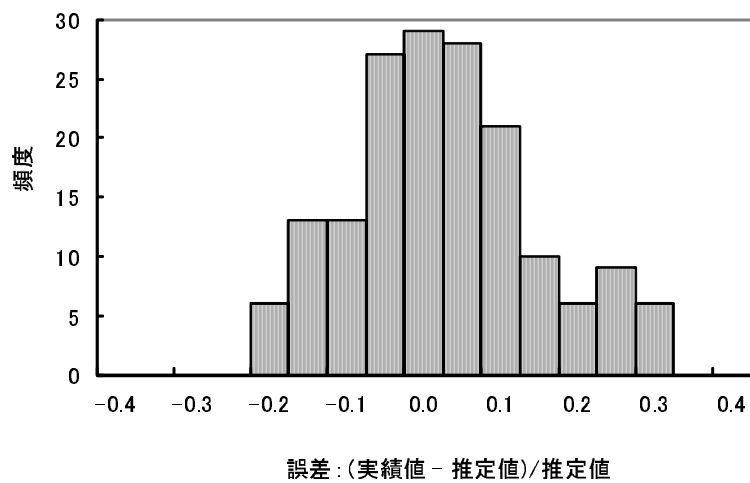


図 4.8: 丹羽チャートによる推定値の誤差分布

本章では、これらの難点を克服するシステムとして提案した節 2.2.3 に示すニューロ型初期計画システムの具体的なネットワーク構造およびネットワーク構築法を提示する。

4.1.3 高速船のデザインスパイラルとプロペラ要目計画

高速船の場合、設計初期の段階で様々な諸要求を満足するバランスの取れた性能計画を行うことがまず第一に重要となる。通常は、

- 数種の実績艇を参考にして要目及び主機を仮選定
- 重量重心を概略算定して船型のラフプランを作製
- デザインポイントを設定してプロペラ要目を選定
- 復原性能、速力性能、機器配置(主機・プロペラ)、重量重心等の確認

という一連のステップをデザインスパイラルの一巡とし、これを数回繰り返して設計作業を収束させる。図 4.9 に代表的な高速船設計のデザインスパイラルの一例を示す。

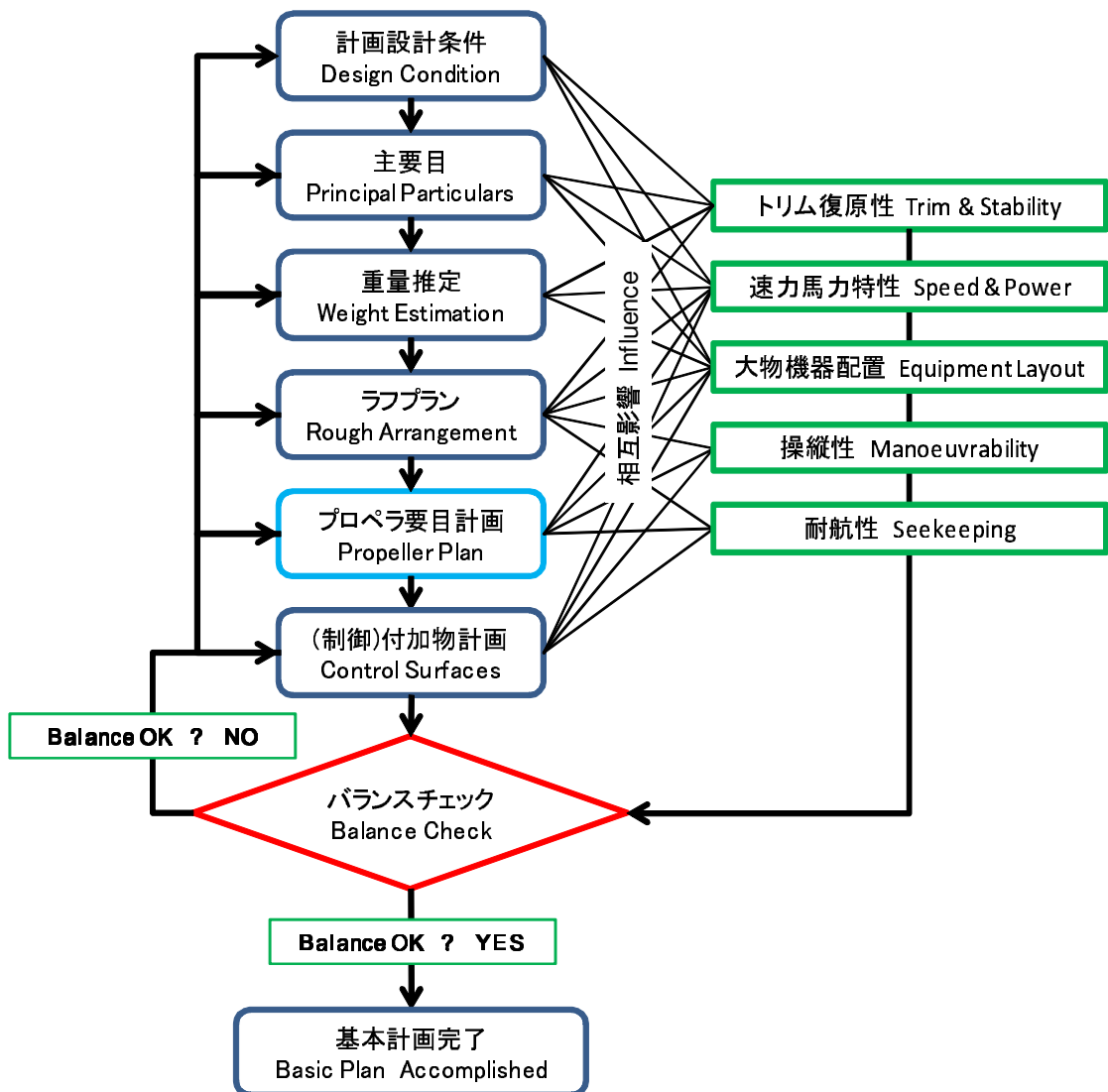


図 4.9: 高速船のデザインスパイラル

設計効率上この繰り返しを最小限に抑えるため、デザインスパイラルの出発点に於いては性能計画上の諸数値をなるべく収束解に近い値に設定しなければならない。特に中高速船の場合はプロペラ要目が重要でその設定には次のような特徴がある。

- 節 4.1.1 で述べた船型特性や抵抗推進特性により、速力、船長、排水量及びプロペラ展開面積比と所要馬力との間に直接的な写像関係がある。従って艇体主要目、計画速力、及び計画回転数から概ねのプロペラデザインが可能である。
- キャビテーション上の観点から展開面積比は通常 0.6~1.1 にもなる。推進性能上の要求としてはできるだけプロペラ回転数を落として直径の大きいプロペラとし、展開面積比を低く抑えることが必要となる。
- 没水深度やチップクリアランスの確保、及びシャフトレーキ角や主機配置上からくる制約がある。つまり配置上の要求から直径やプロペラ回転数は実質的には制限される。

このようにプロペラ要目の設定は主機関、減速機の選定にも深く関係するため推進性能上の要求と船尾配置上の要求のバランスが難しい。このため往々にしてプロペラ要目の見直し、船尾形状の見直し、さらには主要目や機関仕様の見直しを迫られることがしばしばある。

実績船はこのようなデザインスパイラルを経た一つの収束解であるから、トライアルデータには単なる速力馬力性能の他にプロペラデザインポイント(計画速力、計画回転数、吸収馬力)に関する上述のバランス情報も封じ込められている。実際、初期検討時における主機関、減速機、プロペラの要目設定は類似の設計条件をもつ実績船を参考にして行われる事が多い。従ってトライアルデータにおいては、船長、排水量、計画速力で構成される設計条件と、プロペラの直径、展開面積比、計画回転数、及び所要馬力との間にある特定の写像関係が成立していることになる。

従って、ネットワークの構成としては、図 2.9(図 4.10 再掲) に示すように船体要目と設計速力からプロペラ要目と計画回転数、および所要馬力を導く推定ネット群と学習データの存在領域を示す随伴ネットになる。

教示データにはプロペラデザインポイントの情報を内包する、節 4.1.2 に示したトライアルデータを採用する。

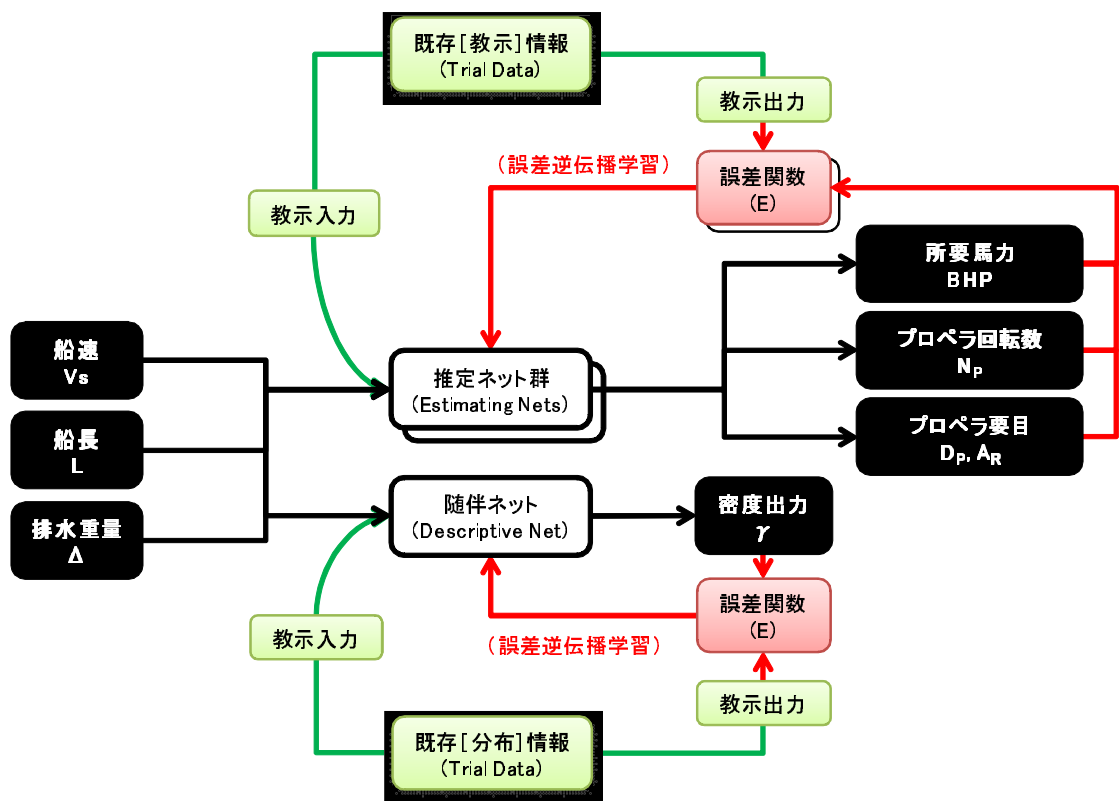


図 4.10: 高速船初期計画システムの基本構造 (再掲)

4.2 システム基本構造と構築法

4.2.1 高速船設計における写像関係

以上の馬力推定とプロペラ計画に関する写像関係を整理すると図 4.11 のようになる。プロペラ計画用のネット出力を馬力推定用のネット入力に採用する工夫を施す。

ここで計画速度 V^* (kts) と船長 L (m) 及び排水量 Δ (ton) を設計条件とし、低出力時等の計算速度 V (kts) と併せて有次元値の設計変数群としている。

これらを計画フルード数 F_n^* 、計画レイノルズ数 R_n^* 、長さ排水容積比 $M_n = L/\nabla^{1/3}$ 、及び計算フルード数 F_n 、計算レイノルズ数 R_n に変換して、設計変数群を無次元化している。最終的なネット出力は、出力係数 B_p^* 、直径係数 δ^* 、展開面積比 AR 、及びアドミラルティ係数 C_{adm} である。

なお、ここでは L は垂線間長としフルード数やレイノルズ数も L に基づいている。またプロペラ直径を D_p (m)、計画回転数を N_p^* (rpm)、計画吸収馬力を BHP^* として B_p^* 及び δ^* は次のように定義している。

$$B_p^* = \frac{N_p^* \cdot (BHP^*/2)^{0.5}}{V^* 2.5} \quad (4.5)$$

$$\delta^* = \frac{N_p^* \cdot D_p}{V^*} \quad (4.6)$$

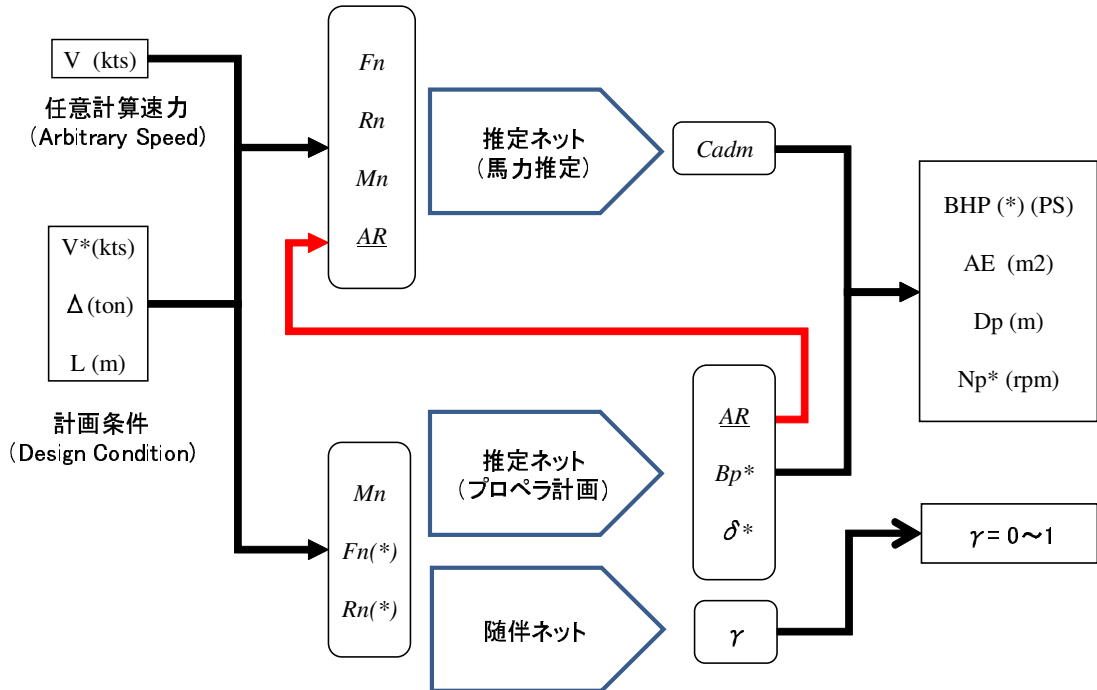


図 4.11: 高速船計画システムにおける入出力パラメータ

4.2.2 システム構成と教示データ

図 4.11 に対応した具体的なネットワーク構造を図 4.12 に示す。2つの推定ネットのうち、一つはプロペラ計画ネット (Propeller Planning Net) であり、もう一つは馬力算定ネット (Power Estimating Net) である。

プロペラ計画ネットは設計条件からプロペラデザインポイントを導くネットワークで、入力は (M_n, F_n^*, R_n^*) であり出力は (B_p^*, δ^*, AR) である。出力係数 B_p^* と直径係数 δ^* は比較的相関が強く、展開面積比 AR とは若干性質の異なる係数であるため、プロペラ計画ネットの構造は (B_p^*, δ^*) を出力するネットワークと AR のみを出力するネットワークとに分割している。これは B_p^* と δ^* 及び AR を一度に出力する1つのネットワークで構成すると学習の収束が難しくなるからである。

一方、馬力算定ネットは推定計算条件から所要馬力を導くネットワークで、入力は (M_n, F_n, R_n, AR) であり出力は C_{adm} である。馬力推定の際は入力 AR にプロペラ計画ネットの出力 AR を用いることになる。

さらに、入力パラメータ空間における教示学習点の密度分布を示す随伴ネットをプロペラ計画ネットに付随させる。すなわちプロペラ計画ネットの入力 (M_n, F_n^*, R_n^*) で構成される3次元空間内で、教示学習点の擬似的密度を0~1の範囲で示す様にする。随伴ネットの出力値が高くなる入力領域は学習点の密度が高く、類似実績艇のトライアルデータが豊富にあることを意味する。

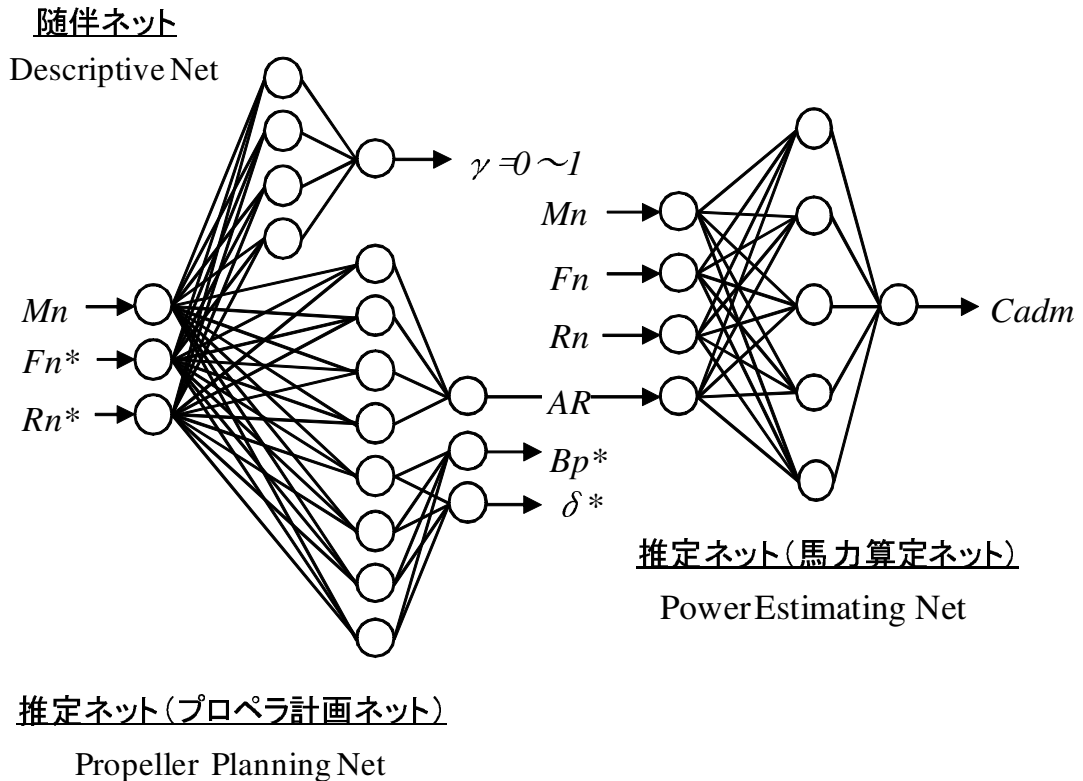


図 4.12: 高速船初期計画システムにおけるニューラルネットワーク構造

以上3つのネットワークはどれも3層構造で、中間層のニューロン数はプロペラ計画ネットでは 4×2 、馬力算定ネットでは5、随伴ネットでは4としている。中間層のニューロン数に関する検討は節4.2.4で取り扱う。また、これらのネットワークの教示学習データには節4.1.2で示した単胴中高速船36隻のトライアルデータ⁵⁷⁾⁵⁸⁾⁵⁹⁾⁶⁰⁾⁶¹⁾を用いる。

従ってプロペラ計画ネットおよび随伴ネットの学習点数は36であり、設計条件中 F_n^* や R_n^* の算出に用いる計画速度 V^* には100%主機出力相当回転数時の船速データを採用する。

一方、1隻の試運転結果につき速力点数は4~5あることから、馬力算定ネットの学習点数は167となっている。トライアルデータには試運転時の重心状態や海象等の影響も当然反映されており、これらは学習に際してはノイズとして処理されてしまう。しかし試運転状態の詳細な情報は入手困難であり、また初期検討用としては (M_n, F_n^*, R_n^*)

から十分な精度の推定が可能であることから、本論では考慮しないことにする。

なお学習は誤差逆伝播法⁹⁾によるが、収束に要する計算時間を実用的なものにし、かつ構築されるネットワークの推定精度を向上させるため、学習データの入出力パラメータは特定の範囲内に変換しておく。ここでは各ネットワークの入出力パラメータ域を下式に示すように設定し、各パラメータの上下限値を1.0及び-1.0になるように線型変換を施しておく。

$$\left. \begin{aligned} 5.50 &\leq M_n \leq 8.00 \\ 0.40 &\leq F_n^* \leq 1.20 \\ 10^9 \times 0.10 &\leq R_n^* \leq 0.60 \times 10^9 \\ 0.40 &\leq F_n \leq 1.20 \\ 10^9 \times 0.10 &\leq R_n \leq 0.60 \times 10^9 \\ 0.50 &\leq AR \leq 1.25 \end{aligned} \right\} \quad (4.7)$$

さらに入出力パラメータ域に関する下式に示すように設定し、各パラメータの上下限値を1.0及び0.0になるように線型変換を施す。

$$\left. \begin{aligned} 5 &\leq B_p^* \leq 16 \\ 28 &\leq \delta^* \leq 55 \\ 0.50 &\leq AR \leq 1.25 \\ 50 &\leq C_{adm} \leq 220 \end{aligned} \right\} \quad (4.8)$$

4.2.3 ニューラルネットの教示学習

随伴ネット 随伴ネットには入力パラメータ空間におけるプロペラ計画ネットの”学習点密度”を出力させる。節2.2.2に従い、学習点集合 T_L とバックグラウンド集合 T_N を用意する。

図4.13に3次元空間内におけるプロペラ計画ネットの学習点集合 T_L の要素分布を示す。要素数 l は36である。分布には以下の定性的な傾向がある。

- 長さ排水容積比 M_n の小さい領域では計画フルード数 F_n^* が高く、計画レイノルズ数 R_n^* の低い、いわゆる小型高速船の実績が充実している。
- 長さ排水容積比 M_n が大きくなると実績の分布中心は中程度の計画フルード数 F_n^* で計画レイノルズ数 R_n^* の大きい、いわゆる大型中速船にシフトしている。しかしその数は急に減少している。
- 他方、ラストハンプ直後の速力域を設計点とした実績艇も、長さ排水容積比 M_n が6～7の領域に若干存在する。

計画フルード数 F_n^* と計画レイノルズ数 R_n^* の双方とも大きい大型高速船の実績は本学習データ中には存在しない。これはデータが単に入手されていないだけでなく、大

型高速船のプロペラ推進は非現実的であることを示唆している。実際、大型高速船ではキャビテーションを防ぐため大直径プロペラを採用せざるを得ないが、シャフト長が超大になりシャフトブラケット数の増加や主機配置の困難を招いてしまう。軸数を増やして小直径プロペラとしても付加物抵抗が過大となり現実的ではない。このような大型高速船はウォータージェット推進を採用して、付加物抵抗上や配置上のメリットを活かす設計とするのが普通である。

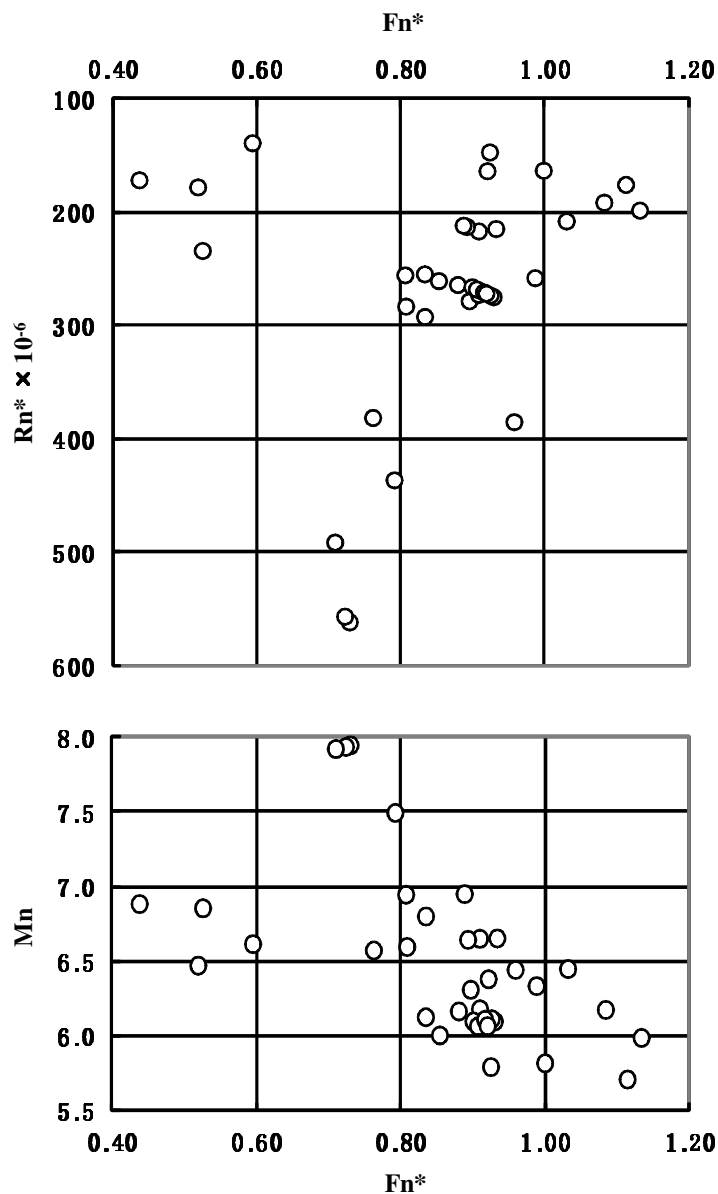


図 4.13: 学習点集合 T_L の分布 (高速船試運転実績データの分布)

一方、バックグラウンド集合 T_N としては下式の領域で定義された 3 次元空間に一様

に分布された $n = 6^3 = 216$ の点を用意する。

$$\left. \begin{aligned} 5.5 &\leq M_n \leq 8.0 \\ 0.4 &\leq F_n^* \leq 1.2 \\ 100 \times 10^6 &\leq R_n^* \leq 600 \times 10^6 \end{aligned} \right\} \quad (4.9)$$

以上の T_L と T_N を混ぜた学習データをもとに随伴ネットを構築する。学習に際しては式 (4.7) に従って入力を $(-1 \sim 1)$ に正規化しておく他、 $j = 6$ の重複度を用いて $l' = n$ とし、 T_L が T_N に埋もれて識別されなくなるのを防ぐ。すなわち $l' = j \cdot l = 6 \times 36 = 216 (= n)$ とする。学習回数 $8,640k = 20,000\text{step} \times (216 + 216)$ で構築された随伴ネットの出力値分布を図 4.14 に示す。

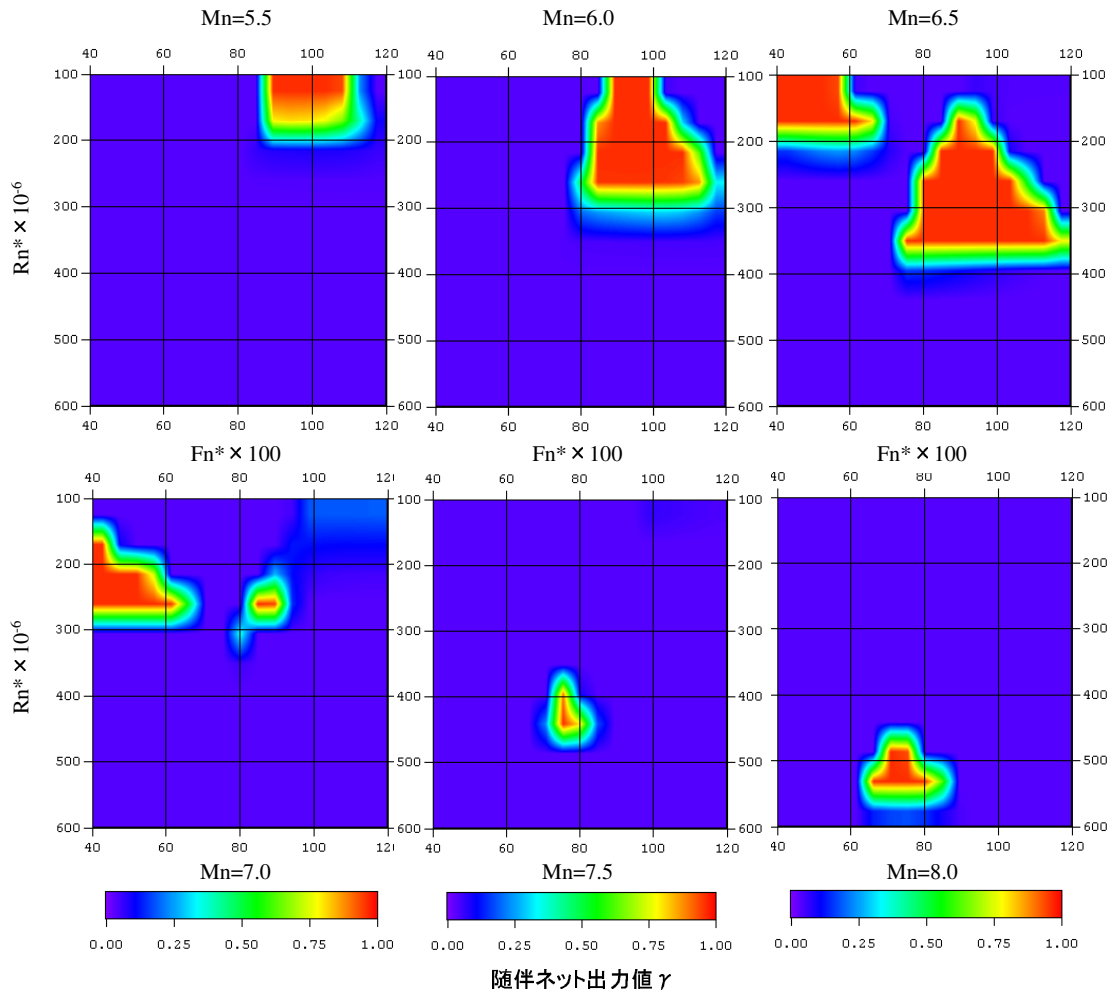


図 4.14: 随伴ネットの出力分布

図は M_n を変化させた一連の $F_n^* - R_n^*$ 平面上の出力分布を表しており、各 1 枚の横軸は $F_n = 0.4 \sim 1.2$ を、縦軸は $R_n = 100 \sim 600 \times 10^6$ の範囲を示す。図 4.13 と照らし

合わせると、随伴ネットが先述の小型高速艇、大型中速船等の分布傾向を的確に捉えているのが解る。

このようなネットワークを用いると、設計の出発点に於いて計画船の設計条件がどの程度、従来の実績の範疇にあるか $0 \sim 1$ の指標をもって知ることが可能となる。さらにプロペラ計画ネットの出力値に対する信頼性評価が定性的に行える利点がある。

プロペラ計画ネット プロペラ計画ネットの学習データは入力パラメータ群 (M_n, F_n^*, R_n^*) と出力パラメータ群 (B_p^*, δ^*, AR) の組で構成される。学習に際しては式 (4.7) 及び (4.8) に従って、入力を $(-1 \sim 1)$ に出力を $(0 \sim 1)$ に正規化しておく。但しプロペラ計画ネットは (B_p^*, δ^*) を出力するネットワークと AR を出力するネットワークに別れているため学習データはそれぞれ別に用意し、学習計算も別々に行う。

図 4.15 は構築されたプロペラ計画ネットに関する、学習データ (実績値) と推定値の相関を示している。 (B_p^*, δ^*) を出力するネットの学習回数は $1,440k = 40,000\text{step} \times 36$ であり、 AR を出力するネットの学習回数は $3,960k = 110,000\text{step} \times 36$ である。 B_p^* 、 δ^* 、 AR の標本相関係数 τ はそれぞれ 0.95、0.93、0.97 となっている。

これらの学習データには当然ノイズ情報もあり、特にプロペラ径や展開面積比は設計者の判断が混じるので同じ入力データに対しても複数の異なる出力データが学習情報に存在し得る。このような場合、ニューラルネットワークの学習はそれらの中間値に収束するようになり、多量の学習データから標準値を的確に抽出できるようになる。

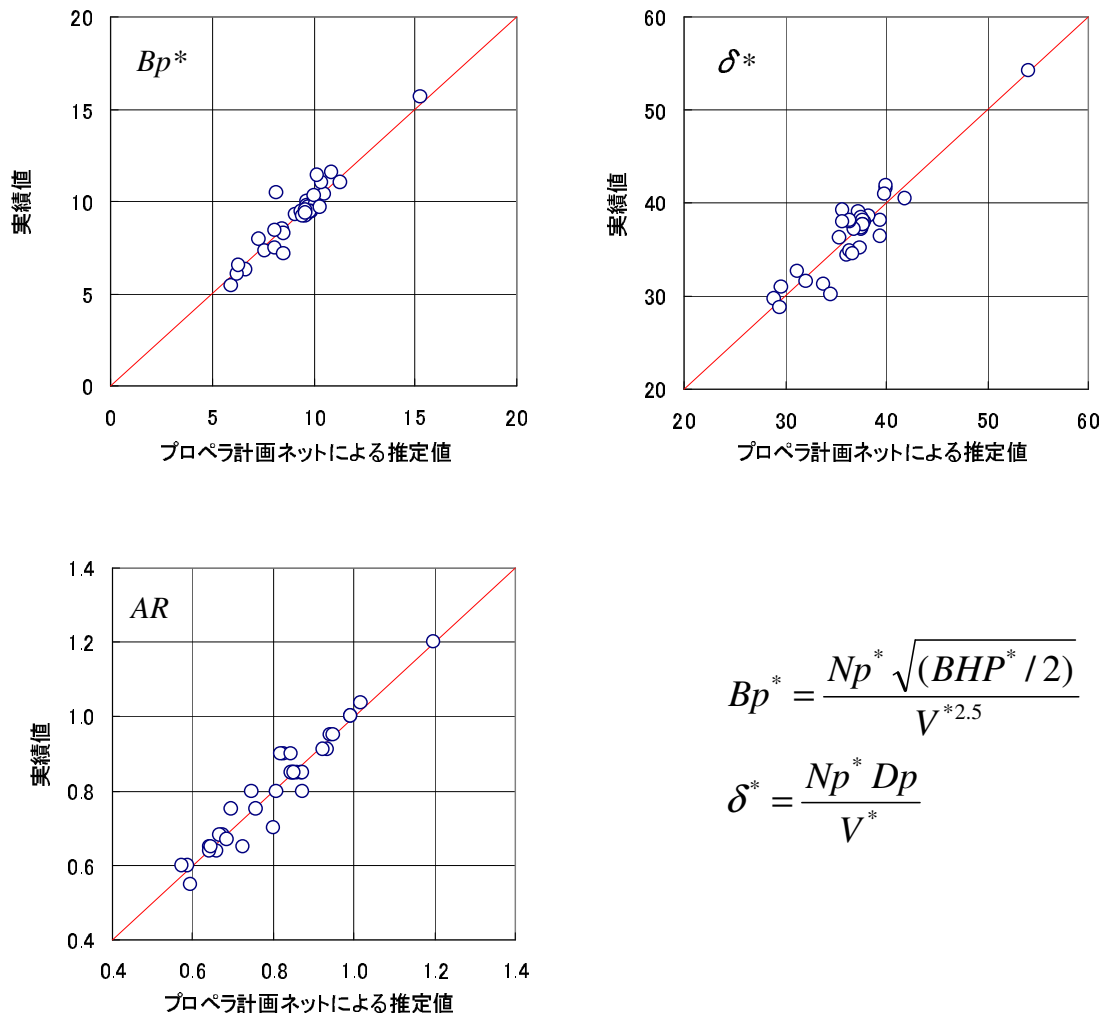


図 4.15: プロペラ計画ネットの推定出力値と実績値との相関

図 4.16 に $M_n = 6.5$ のプロペラ計画ネット及び随伴ネットの出力値分布を示す。随伴ネットの出力値分布と照らし合わせて見ると、離散点としての実績データの分布が入力パラメータ空間内の連続的な分布として合理的に汎化されているのが解る。

例えばプロペラ計画ネットの出力 B_p^* と出力 δ^* はラストハンプ付近の中速領域でともに高い値を示す一方、高速領域になるにつれて双方とも値は小さくなっている。これは設計速度が高くなるにつれてプロペラのピッチ比は高くなるという合理的な傾向に一致する。また、出力 AR は F_n^* や R_n^* の高い高速領域や大型領域で高い値を示す。これは高速化に伴ってキャビテーション条件が厳しくなることの他に、大型船の場合には相対的にプロペラ径が小さくなるため、必然的に展開面積比が高くなる実状とも一致している。但し、学習データ中のプロペラ展開面積比に先述のノイズ情報が多いことを考えると、標準値の抽出にはやや学習データが不足気味である。

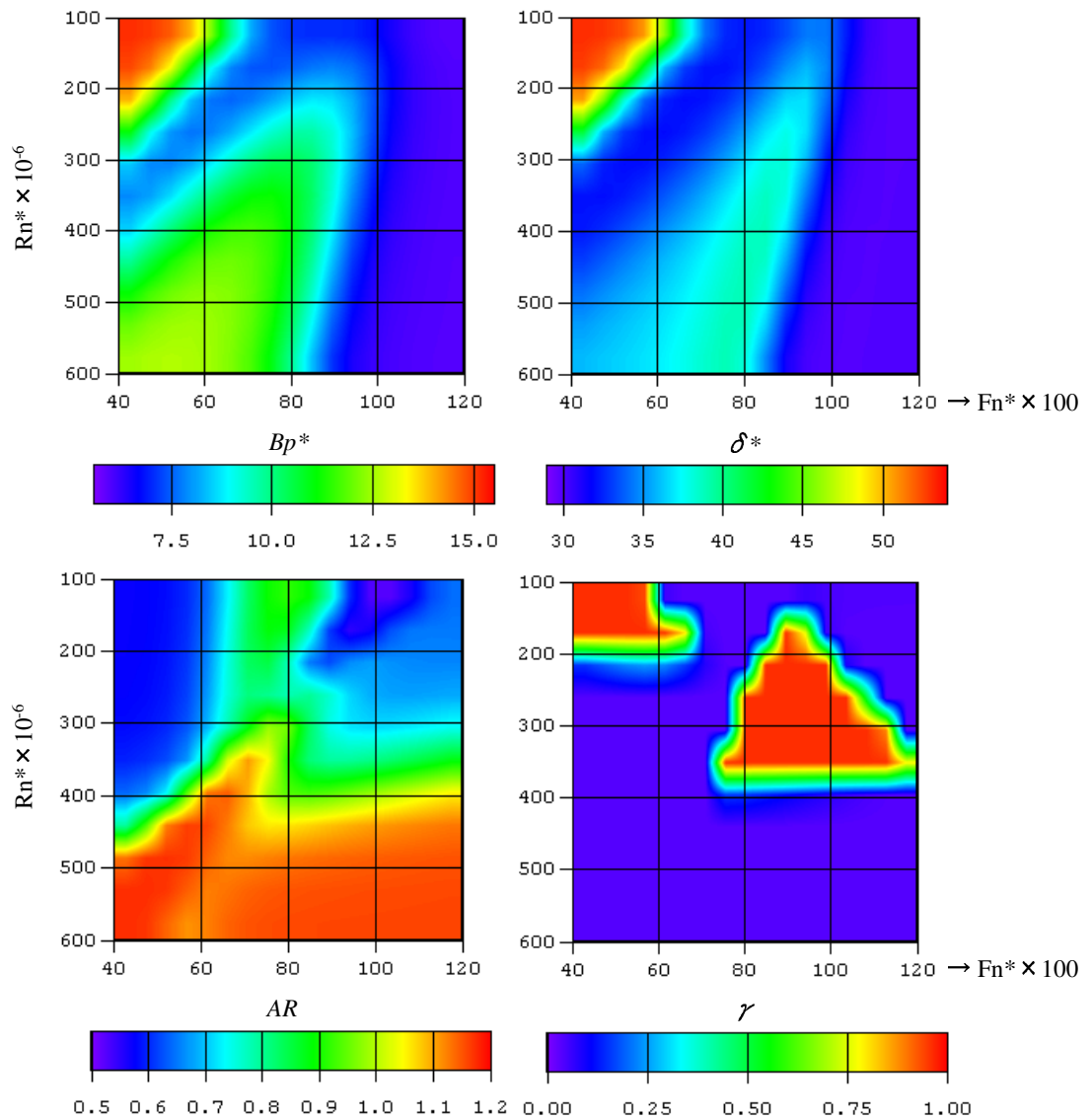


図 4.16: プロペラ計画ネットの出力分布図 ($M_n = 6.5$)

馬力算定ネット 馬力算定ネットの学習データは入力パラメータ群 (M_n, F_n, R_n, AR) と出力パラメータ C_{adm} の組で構成される。プロペラ計画ネットと同様に学習に際しては式 (4.7) 及び (4.8) に従って、入力を ($-1 \sim 1$) に出力を ($0 \sim 1$) に正規化しておく。

図 4.17 に、構築された馬力算定ネットに関する学習データ (実績値) と推定値の相関を示す。学習回数は $8,350k = 50,000\text{step} \times 167$ で、標本相関係数 τ は 0.97 となっている。図 4.7 と比較すると、馬力算定ネットの相関は丹羽チャートのそれより格段に良くなっており、既学習領域においては推定精度の著しい向上が得られることが解る。

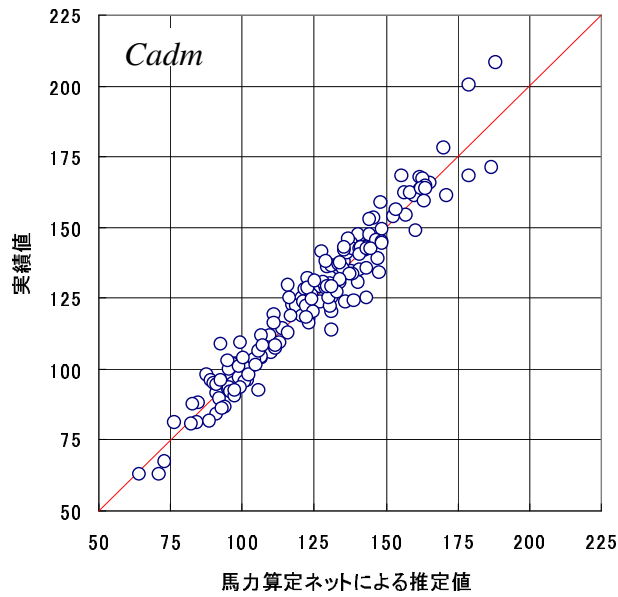


図 4.17: 馬力算定ネットの推定値と実績値との相関

さらに、図 4.18 に $M_n = 6.5$ における馬力算定ネットの出力値分布を示す。 C_{adm} の出力値は高速領域で高くなっていること、及び $AR = 1.0 \sim 1.2$ では未学習領域を除いて全体的に低くなっていることから、合理的な汎化がなされていると考えられる。

プロペラ計画ネットや馬力算定ネットは未学習な入力領域があるにもかかわらず、大局的に見れば全入力領域に関して合理的な写像関係を構築している。この事はネットワークの中間層が 4 ~ 5 と比較的少数のニューロンで構成されているため、ニューラルネットワークの汎化能力により適当な補間、補外が行われるためと考えられる。

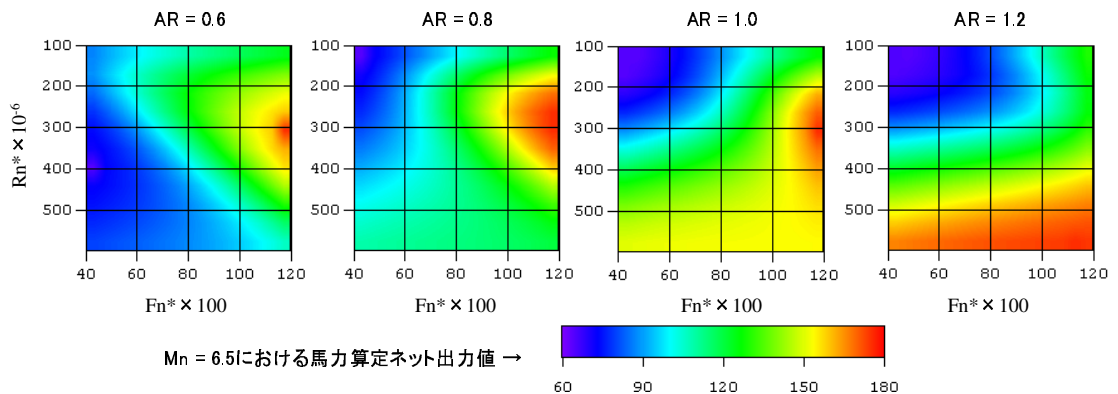


図 4.18: 馬力算定ネットの出力分布図 ($M_n = 6.5$)

4.2.4 中間層におけるニューロン数の影響

階層型ニューラルネットの場合、中間層のニューロン数 N_H を増加させれば、分解能が高く非線型性の強い写像関係を構築することができる。しかし過度のニューロン数は学習時間の増大を招くだけでなく、適切な汎化作用を損なってしまう。現状では設計者が経験と勘を頼りに、試行錯誤的に中間層のニューロン数を変えてネットワークの学習を試みて決定しているのが実情である。

これに対し赤池⁶³⁾は、情報量基準を用いた決定手法を紹介している。これは中間層のニューロン数の異なるネットワーク候補を数種類用意し、学習結果の誤差エネルギーとネットワーク自由度の和が最小となる候補を選択するというものである。

そこで本研究ではネットワーク入力層の次元数を N_I とし、まず、ネットワーク全体の自由度が $2^{N_I} \sim 3^{N_I}$ になることを目安に、中間層のニューロン数候補を設定する。

次に、 N_H を変化させた一連の学習計算を実施し、学習結果の平均誤差エネルギー \bar{E} の変化に着目してニューロン数 N_H を決定する。即ち、 N_H の増加に対する \bar{E} の減少勾配が急に緩やかになり始める N_H を採用する。

ちなみにネットワーク全体の自由度 n_F は、入力層のニューロン数を N_I 、中間層のニューロン数を N_H 、出力層のニューロン数を N_O として次のように表される。

$$n_F = N_I N_H + N_H N_O + N_H + N_O \quad (4.10)$$

図 4.19 は随伴ネットの中間層におけるニューロン数 N_H と、学習回数 $8,640k$ の平均誤差エネルギー \bar{E} 、および自由度 n_F の関係を表している。 $N_H = 4$ で \bar{E} の減少勾配が急に緩やかになっているのが解る。同図には $M_n = 6.5$ における随伴ネットの出力分布を併せて示すが、 $N_H = 2, 3$ では学習点の分離識別が不十分なことが解る。

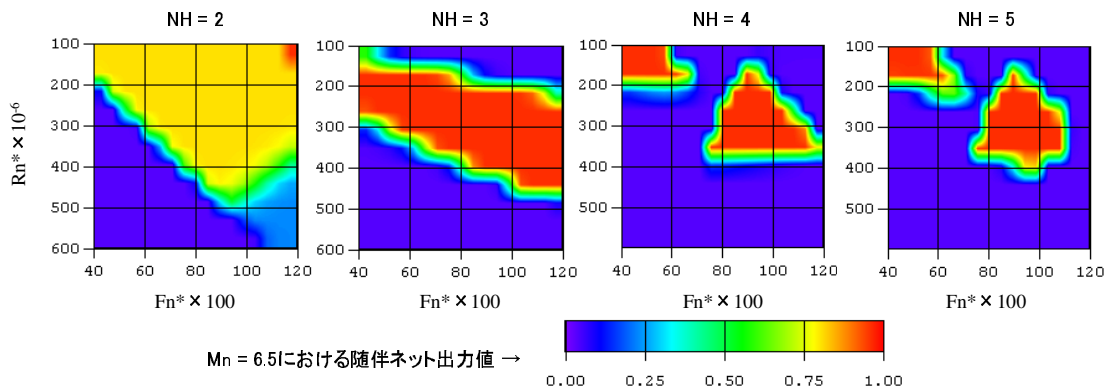
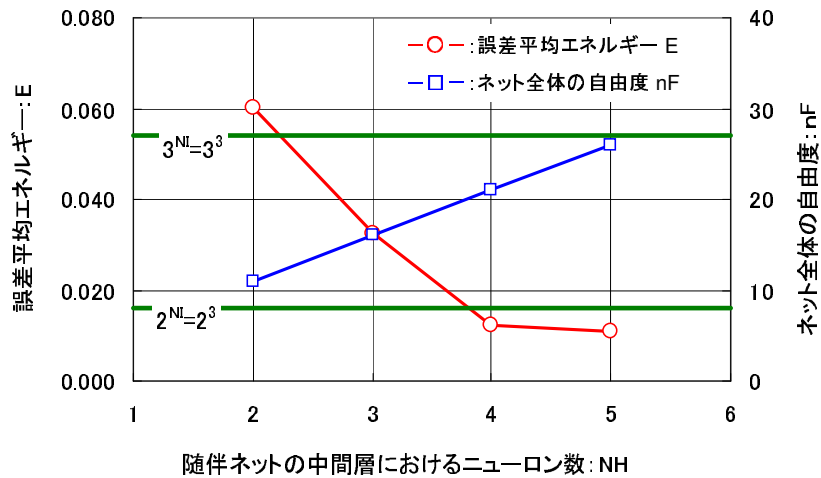


図 4.19: 随伴ネットの中間層ニューロン数と平均誤差エネルギーおよび出力分布

4.3 未学習他船型への適用例

4.3.1 プロペラ計画および馬力推定の検証

前節で構築されたシステムの汎化能力を、未学習な5隻(A~E)の高速艇試運転データ⁽⁶⁴⁾⁽⁶⁵⁾⁽⁶⁶⁾⁽⁶⁷⁾⁽⁶⁸⁾をもとに確認する。以降この5隻を検証用高速艇と称す。

表 4.1 に各艇の設計条件と随伴ネットの出力値、及び計画吸収馬力 BHP^* 、プロペラ計画回転数 N_P^* 、プロペラ径 D_P 、それにプロペラ展開面積比 AR に関する実績値と推定値を示す。推定に際して、馬力算定ネットの入力 AR にはプロペラ計画ネットの出力 AR を採用している。

随伴ネットの出力によると A、B、D、及び E 艇の設計条件は未学習領域にあり、C 艇が既学習領域にある。馬力やプロペラ情報に関する推定精度は、概ね随伴ネットの出力値に対応していることが解る。例えば計画点における吸収馬力 BHP^* (kW) の推定誤差は、A、B、D、E 艇でも 15%以内には収まっているが、C 艇では 3%である。また

プロペラの計画回転数 N_p^* (rpm)、直径 D_p (m)、展開面積比 AR の推定精度に関しても、A、B、及び E 艇では若干大きめの誤差が生じているが、C 艇ではそれぞれ 3%、2%、5%となっている。

表 4.1: 検証用高速艇の主要目と実績値、およびネット出力推定値

	設計条件(有次元値)			記号	BHP* (kW)		Np* (min ⁻¹)	
	L (m)	Δ (t)	V* (kts)	Symbol	実績	推定	実績	推定
A	22.50	61.90	33.9	○	2810	3056	1193	842
B	17.90	45.20	25.1	□	1048	1204	1107	1106
C	21.55	40.47	33.1	●	1706	1756	1064	1037
D	21.31	29.81	28.6	◇	1041	1160	1074	979
E	31.25	73.40	26.3	△	1717	1691	882	1039
	設計条件(無次元値)			実績密度	プロペラ径: Dp (m)		プロペラ展開面積比AR	
	Mn	Fn*	Rn* × 10 ⁻⁶	γ	実績	推定	実績	推定
A	5.73	1.17	330	0.00	0.90	1.16	1.20	1.22
B	5.07	0.97	194	0.00	0.83	0.83	0.75	1.21
C	6.33	1.17	309	0.95	0.90	0.92	0.94	0.89
D	6.93	1.02	264	0.03	0.90	0.88	0.70	0.69
E	7.53	0.77	356	0.00	1.01	0.97	0.90	0.99

図 4.20 に、各艇の試運転結果と本推定システムによる速力馬力推定曲線を示しておく。また図 4.21 には馬力算定ネットによる推定値と実績値の相関を示す。相関係数 τ は 0.93 であり、未学習領域に対しても適切な汎化がなされていることが解る。

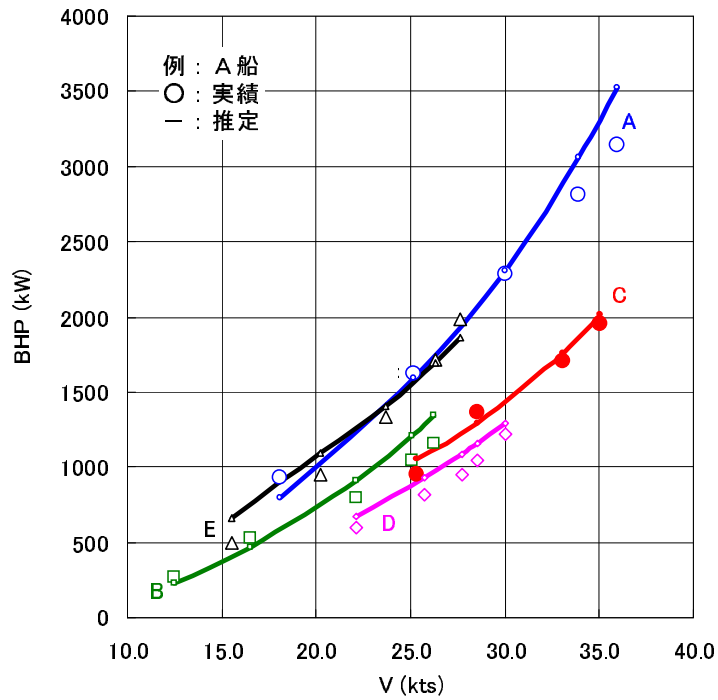


図 4.20: 検証用高速艇の試運転結果と馬力算定ネットによる速力馬力推定曲線

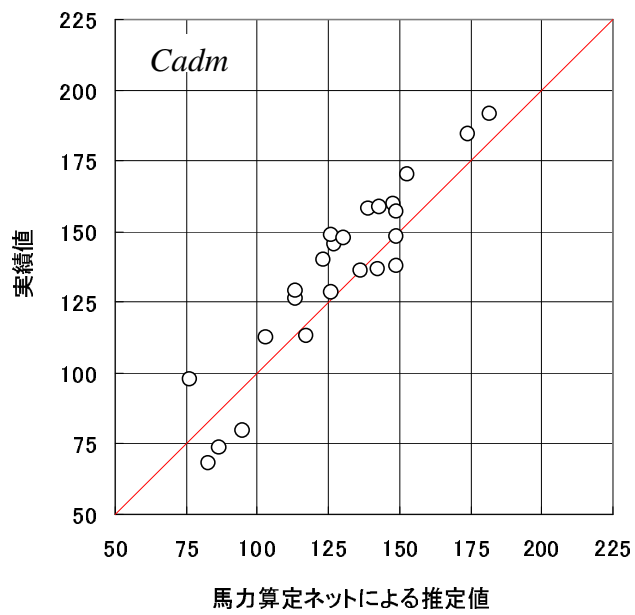


図 4.21: 検証用高速艇に対する馬力算定ネットの推定値と実績値との相関

4.3.2 検証用高速艇の追加学習

未学習なトライアルデータを追加して、各ネットの再学習を行えばプロペラ計画ネットや馬力算定ネット、及び随伴ネットの学習領域が拡大、補正され、より精度の高い推定システムが構築される。

このような学習領域の拡大例として前節 4.3.1 の未学習な 5 隻 (検証用高速艇) のトライアルデータを節 4.2.3 に示した学習用の教示データに追加して再学習を行う。再学習により得られた随伴ネットの出力分布を図 4.22 に示す。未学習艇が分布する付近 ($M_n = 5.5$ および $M_n = 7.0$) の学習領域の拡大に伴って出力分布が補正されているのが解る。

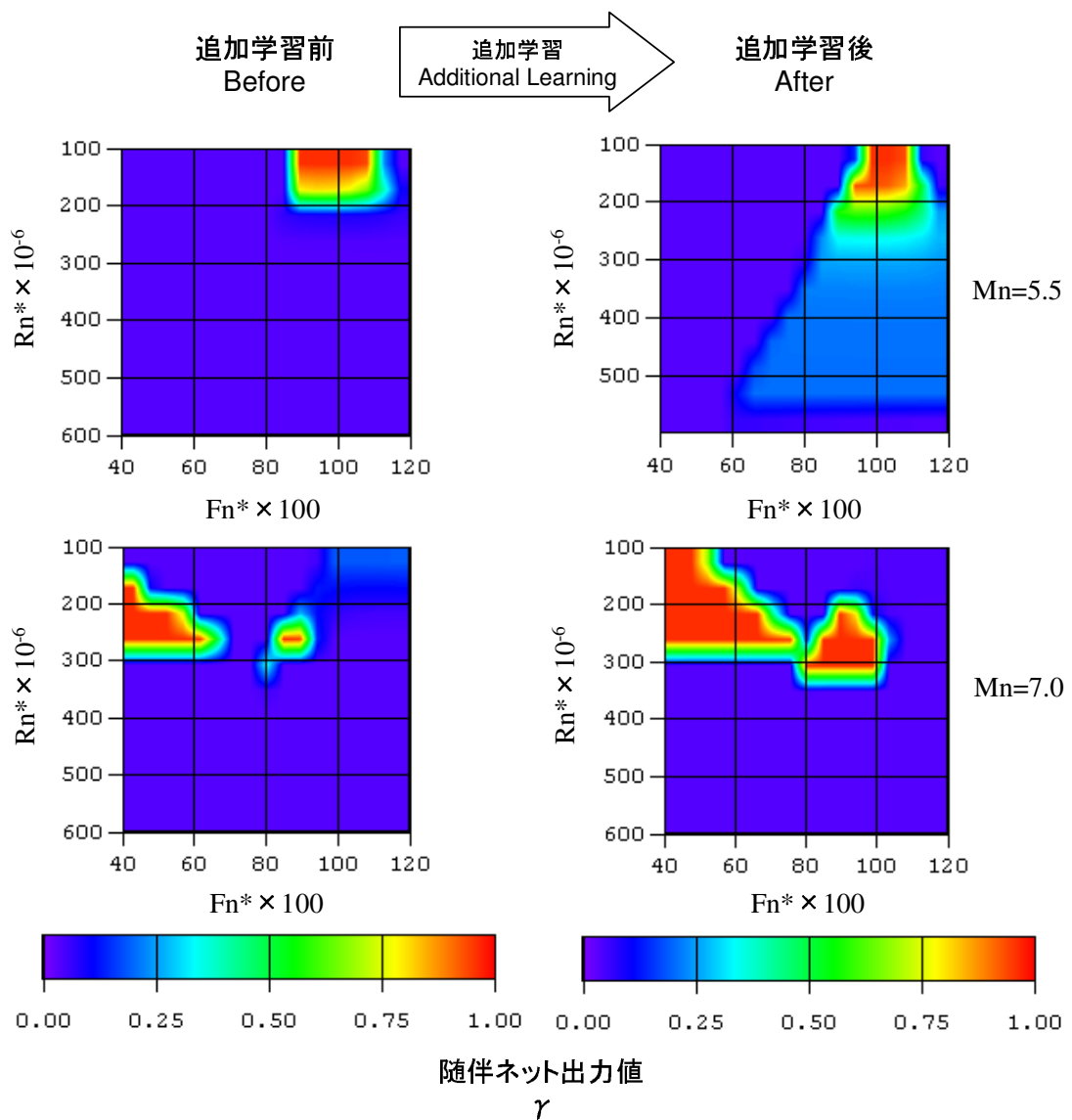


図 4.22: 検証用高速艇の追加学習による随伴ネットの出力値変化

再構築されたネットによる、 BHP^* 、 N_p^* 、 D_p 、 AR 、及び γ (随伴ネット出力値)を表 4.2 に示す。また、馬力推定曲線を図 4.23 に示す。A 艇や B 艇は類似実績の頻度が少ないためか、再学習後もやや随伴ネットの出力値が低い。特に B 艇は船長も 20m 未満の極端な小型艇で $M_n < 5.5$ であり、そもそも式 (4.7) に示す本システムのパラメータ対象範囲外である。

A、C、D、及び E 艇では再学習による効果が顕著で、推定精度も全体的に向上している。B 艇のみ展開面積比 AR が実績値と比べてかなり大きめに推定されており、この影響が馬力推定曲線にも表れている。随伴ネットがシステムの実績値に対する信頼性判断材料を提供することが解る。推定精度を向上させるためにはパラメータ対象範囲を拡張し、 $M_n \doteq 5.0$ 付近の類似実績の補充が必要と考えられる。

表 4.2: 検証用高速艇の主要目と実績値、および再構築後のネット出力推定値

	設計条件(有次元値)			記号	BHP* (kW)		Np* (min ⁻¹)	
	L (m)	Δ (t)	V* (kts)	Symbol	実績	推定	実績	推定
A	22.50	61.90	33.9	○	2810	2806	1193	1165
B	17.90	45.20	25.1	□	1048	1370	1107	1049
C	21.55	40.47	33.1	●	1706	1740	1064	1154
D	21.31	29.81	28.6	◇	1041	1115	1074	1026
E	31.25	73.40	26.3	△	1717	1654	882	944
	設計条件(無次元値)			実績密度	プロペラ径: Dp (m)		プロペラ展開面積比AR	
	Mn	Fn*	Rn* × 10 ⁻⁶	γ	実績	推定	実績	推定
A	5.73	1.17	330	0.26	0.90	0.89	1.20	1.20
B	5.07	0.97	194	0.23	0.83	0.85	0.75	1.18
C	6.33	1.17	309	0.91	0.90	0.87	0.94	0.93
D	6.93	1.02	264	1.00	0.90	0.90	0.70	0.69
E	7.53	0.77	356	0.91	1.01	0.99	0.90	0.91

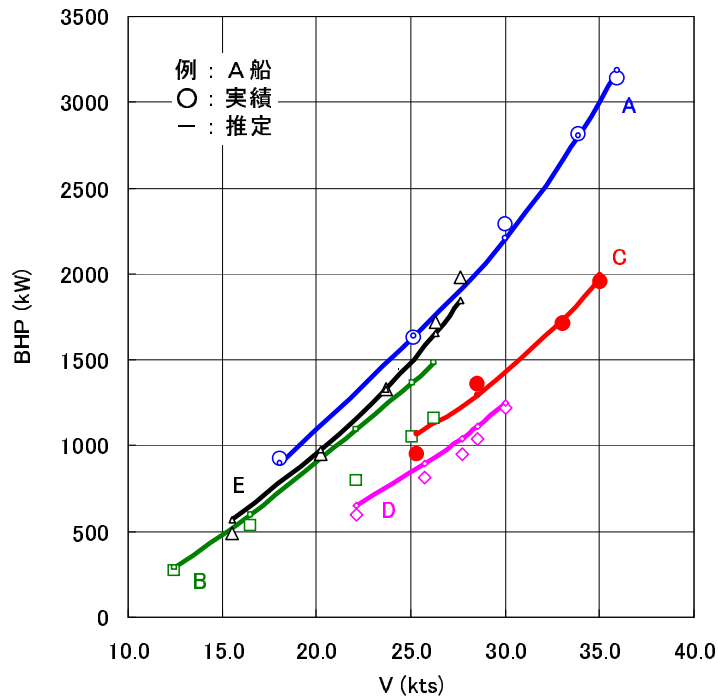


図 4.23: 検証用高速艇の試運転結果と再構築後のネットによる速力馬力推定曲線

4.4 システム構築に関する考察

本章では、まず高速船の推進性能の特徴と設計プロセスを吟味し、初期計画に重要なパラメータを選定した。次に試運転実績であるトライアルデータを2つのニューラルネットワークに汎化学習させ、船速、船長、排水量からなる計画条件からプロペラ要目を導く写像関係と、任意の船速から所要馬力を導く写像関係を構築することを試みた。構築されたシステムは2種の推定ネット(プロペラ計画ネットと馬力算定ネット)と随伴ネットから構成される。そして未学習な5隻の検証用高速艇の実績情報をもとに、プロペラ高速船設計への応用が、どの程度可能か検証した。また、階層型ニューラルネットワークの中間層ニューロン数に関する検証と、追加学習による学習領域の拡大に関して幾つかの検証を実施した。その結果、以下の諸点が判明した。

- 高速船設計で用いられる従来の馬力推定チャートは、速力フルード数 F_n と長さ排水容積比 M_n に類似するパラメータを採用しているが、プロペラ要目の影響を考慮していない。このため、推定精度に難点があるほか、初期計画で重要なプロペラ要目を示唆することができない。

- 所要馬力の推定には、プロペラ展開面積比を考慮することが精度上望ましい。従って推定ネットには、プロペラ計画ネットと馬力算定ネットの2つを用意し、馬力算定ネットの入力にプロペラ計画ネットの出力の一部を代入する構成となる。
- 学習データに試運転データを採用した場合、豊富で多様なデータの入手が難しいため、学習領域は極めて限定的で散発的なものになる。このように難しい空間分割の類を要する条件下でも、随伴ネットは的確に学習領域を3次元パラメータ空間の中で捉えることができる。
- 但し、計画点近傍に類似の実績データが存在しないと、たとえ補間推定が可能な実績データ間の内挿領域でも随伴ネットの出力値は高い値を示さない。これは随伴ネットが学習データの擬似的密度を出力するネットであり、必ずしも内挿領域を出力するわけではないことが理由である。学習データは、設計入力パラメータ空間にある程度散在していることが理想であり、今後は大型高速船の実績データの補充が望まれる。
- 馬力算定ネットは実績教示データのない領域でも、ある程度の推定精度を有する。ニューラルネットワークの汎化作用により、未学習領域に対しても極端に推定精度は悪化しない。
- 推定ネットと随伴ネットの出力の組み合わせにより、推定値に対する信頼性評価が可能になる他、標準的なプロペラ要目を初期計画の時点で最初に導くことができる。標準的なプロペラ直径がデザインスパイラルの出発点で得られることは非常に有益である。
- 入力パラメータの次元数が N_I の場合、階層型ニューラルネットワークの中間層ニューロン数は、ネットワーク全体の自由度が $2^{N_I} \sim 3^{N_I}$ になることを目安に、誤差エネルギーの減少度合いが飽和し始める程度に設定することが望ましい。学習効率の面からも、汎化作用の点からも、過度に中間ニューロン数を増加させるのは避ける必要がある。
- 教示データを後から追加して、ネットを再構築することにより、推定ネットの推定精度は向上させることが可能である。また、随伴ネットの学習示唆領域も容易に拡張される。

付録 A.2.2 に、構築された各種ネットの結合荷重とニューロンの閾値を示しておく。

第5章 低速船の初期計画システム

5.1 低速船の船型計画プロセス

5.1.1 モジュラー型設計と造波抵抗推定

低速船のカテゴリーには、バルクキャリア、タンカー、コンテナ船等の多くの商業汎用船が該当する。節 2.1.1 で述べたように、滑走艇や高速船の設計アプローチは各部を摺り合せながら進めるインテグラルタイプであるが、低速船のそれは各部を独立して進められるモジュラータイプとなる。

軽荷重量比率も小さく、排水量は仕様要求値である載荷重量でほぼ決定されてしまい、軽量化目標も、性能要求というよりはコスト要求の観点からなされるのが普通である。従って高速船や滑走艇が高価なアルミやFRP等の材料選択が検討されるのに対し、低速船では安価なスチール材が決まって採用される。

船型も船首エントランス部と船尾ラン部と平行部の3つに概ね切り分けて考えることが可能である。船型可分原理³⁵⁾に従えば、船型性能は以下の如くモジュラーに把握される。

- 造波抵抗を支配する船首エントランス部 (entrance)
- 推進効率を支配する船尾ラン部 (run)
- 設計条件を満足する平行部 (parallel part)

推進効率は船尾ラン部のマクロな形状パラメータに依存し、速力変化に対しても大きな変化を示さない。これに対し、造波抵抗 r_w は速力フルード数 F_n に応じて大きくその値が変化する。そのため初期計画においては船首エントランス部の形状選択と造波抵抗推定が重要な課題となる。

造波抵抗の理論および数値計算手法 造波抵抗に関する理論は Michell-Havelock の造波抵抗理論⁶⁹⁾に始まる。この様な線形理論では船型の変形量とそれによる波形の変化量が比例関係にあるので、船型が造波抵抗に及ぼす影響を定性的に陽に把握できる利点がある。しかし線形理論による実用船型の推定結果は実験結果と必ずしも一致せず、定量的な面では問題のあることが判明している。原因としては、

1. 流体運動は非粘性、非回転であると仮定している。
2. 船体による攪乱流速は一樣流速に比べて微小とし、各種非線形項を無視している。
3. 船体による排除流影響を考慮せず、基本流場に一樣流を仮定している。

などの諸点が指摘されている⁷⁰⁾

これに対し船体排除流影響を考慮した Rankine Source 法⁷¹⁾、さらには自由表面条件の非線形性を考慮した手法⁷²⁾ や数値流体力学 (CFD) により自由表面を含む NS 流場を解く手法⁷³⁾⁷⁴⁾ など、造波抵抗の数値計算手法は様々に研究されてきている。しかし、これらは基本的にはパワー CAE ツール²⁾ であり、造波抵抗を船型の陽な関数として簡便に表すことができない。初期計画段階での利用には適さない面がある。

造波抵抗の回帰計算手法 先述の理論や数値計算を基にした演繹的手法に対し、水槽試験データを基にしたチャートや統計回帰式による帰納的手法がある。3次元解析が未だ主流でなかった時代には数多くの系統模型試験がなされ、その結果が剰余抵抗推定チャートとして数多く公表されている。

代表的なものに Taylor Standard Series⁷⁵⁾、Series 60⁴⁰⁾⁴¹⁾⁴²⁾、BSRA⁷⁶⁾、及び SR45⁷⁷⁾ 等がある。なかでも Series 60 はバルブレスの1軸標準貨物船型として方形係数 C_B 、船長船幅比 L/B 、幅喫水比 B/d 、及び浮心位置 L_{CB} をシリーズ変化させたモデル群の広範囲に渡る試験結果である。

しかし、このような水槽試験結果群をチャート形式に汎化してしまうと、その利用は主要目比等のマクロな船型パラメータに関する検討に限られてしまう。また、統計回帰式を利用してデータの整理を試みた事例⁷⁸⁾ もあるが、従来の回帰式は主要目やマクロな船型要素をパラメータにして構成されたものが多い。

これに対して多賀野⁷⁾ は、船体主要目の影響の他に横切面積曲線の形状変化も考慮した整理・解析を行っている。即ち、造波抵抗係数 r_W を主要目比の関数と横切面積曲線の関数の積によって式 (5.1) の様に表現した。

$$r_W = \frac{R_W}{\rho v^2 \nabla^{2/3}} = \frac{C_M^2}{\pi} \left(\frac{1}{C_B} \frac{B}{L} \frac{B}{d} \right)^{2/3} (1 - e^{-1/F_n^2 B/L d/B})^2 \times (H_{00}\eta_0\eta_0 + H_{01}\eta_0\eta_1 + \dots + H_{ij}\eta_i\eta_j + \dots + H_{nn}\eta_n\eta_n) \quad (5.1)$$

$$\eta_i = A(x_i)/A_M \quad (5.2)$$

ここに R_W は造波抵抗、 ρ は流体密度、 v は船速、 ∇ は排水容積、 L は船長、 B は船幅、 d は喫水、 C_B は方形係数、 C_M は船体中央横断面積係数、 A_M は船体中央横断面積、 $A(x_i)$ は船長方向位置 x_i における船体横断面積とする。係数 H_{ij} は F_n のみの関数であり、この値を多数の試験結果を統計解析することにより定めれば、造波抵抗理論

式の骨格を保持した実用的な推定式が得られる。しかし、主要目変化の影響評価は線形理論に基づいて分離されており、船体排除流や砕波等の非線形影響は H_{ij} に反映されてしまうことになる。このため式 (5.1) では、同一横切面積曲線で主要目が異なる船型群の試験結果を十分に説明できない欠点がある⁷⁹⁾。

また、平行部の長さが異なる多様な横切面積曲線を同一な η_i の組で表現することには無理がある。このため多賀野は船型を C_B に基づいて4つにグループ分けし、各グループごとに6ないし7個の η_i を選定している。しかしグループ別に豊富な試験データを用意することは通常難しく、統計解析に支障をきたすことが多い。

5.1.2 横切面積曲線計画の従来手法

変分法と影響関数法 低速船の船型計画では横切面積曲線形状が主な計画対象となる。実際、設計の現場では既存の類似船型を雛型として、その横切面積曲線形状のみを変化させた検討を行うことが多い。多くの造船所には既に船型の雛型データが豊富に存在しているので、この様な初期検討は非常に効率的である。

従って船型初期計画においては、主要目などの制約条件下で造波抵抗が最小になるような横切面積曲線形状の最適化が課題となる。この様な問題には従来より変分法や影響関数法を利用した手法⁸⁰⁾がある。しかし変分法では2次の目的関数と1次の等号制約条件の問題にしか適用できない欠点がある。

これに対し多賀野は式 (5.1) を用いて影響関数法による船型計画システム⁷⁾を構築している。すなわち式 (5.1) を η_i により偏微分して次式の様な影響関数を求め、影響関数値の正負および絶対値の大小より、どの部分の排水量を増減すれば良いかの変更指針を得るものである。

$$\frac{\partial r_W}{\partial \eta_i} = \frac{C_M^2}{\pi} \left(\frac{1}{C_B} \frac{B}{L} \frac{B}{d} \right)^{2/3} (1 - e^{-1/F_n^2 B/L d/B})^2 \times (H_{i0}\eta_0 + H_{i1}\eta_1 + \dots + 2H_{ii}\eta_i + \dots + H_{in}\eta_n) \quad (5.3)$$

但しこの手法では横切面積曲線の改良はできても体系的な最適化はできない。

非線形計画法 非線形計画法⁸²⁾を利用すれば、目的関数や制約条件は比較的自由に設定でき、体系的な最適化も可能である。但し解に到達するまで何回も目的関数を反復評価するため、造波抵抗と船型が陰な関係にあると2重ループの収束計算を要し、効率的な初期計画は難しい。船型初期計画という観点からは、造波抵抗を船型パラメータの陽な関数として扱う推定手法が望ましいことになる。

そこで本章では、学習教示データとして Series 60⁴⁰⁾⁴¹⁾⁴²⁾ の水槽試験データを教示データとし、主要目と横切面積曲線形状、及び速力から造波抵抗係数と排水容積を陽

に導く推定ネット群と学習データの存在領域を示す随伴ネットを構築する。さらに調整ネットを導入し、計画条件から目的関数を最小にする横切面積曲線形状を導出する非線形計画システムを構築する。図 2.10(図 5.1 再掲) にネットワークシステム全体の構成を示す。

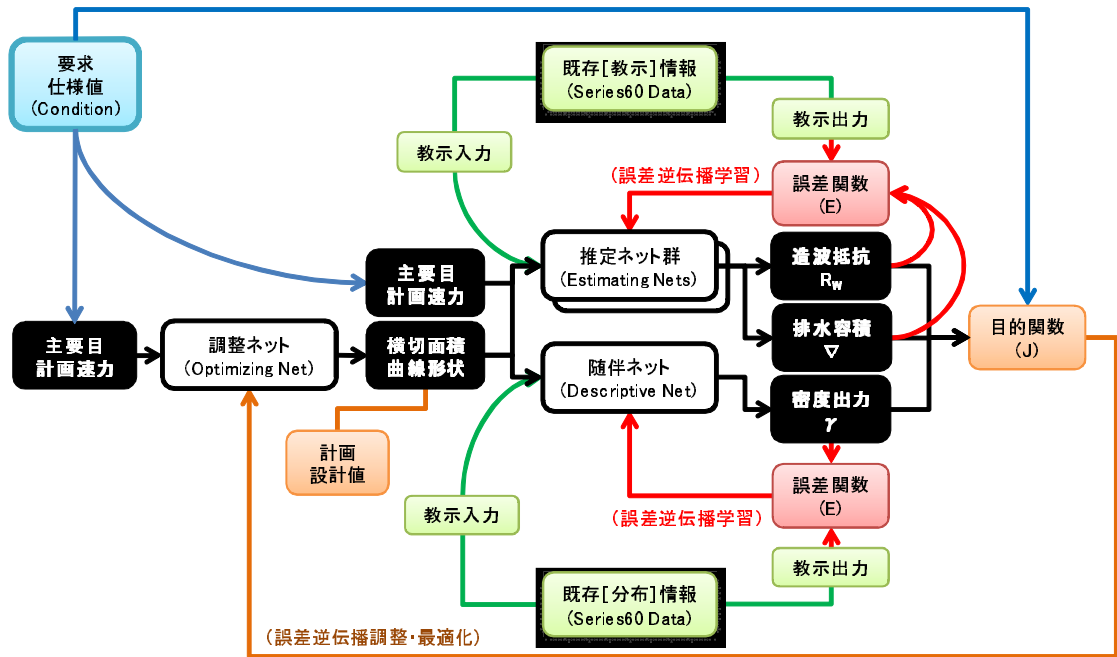


図 5.1: 低速船初期計画システムの基本構造 (再掲)

5.2 システム基本構造と構築法

5.2.1 低速船計画における写像関係

ここでは水槽試験結果に反映されている船型と造波抵抗の写像関係をニューラルネットワークに学習・汎化させることを試みる。すなわち、主要目比、及び横切面積曲線を基にした情報を入力とし、造波抵抗係数を推定出力する写像ネットワークを構築し、これを(造波抵抗)推定ネットとする。推定ネットの入力は主要目に関するパラメータと横切面積曲線に関するパラメータ、及び計算フルード数であり、出力は造波抵抗係数である。なお本論では1軸バルブレス船型を対象とし、速力域は $F_n = 0.19 \sim 0.33$ を考慮する。

多賀野の推定式(5.1)では、主要目に関するパラメータとして L/B 、 B/d 、 C_B 、 C_M が採用されている。しかし $C_B/C_M (= C_P)$ は横切面積曲線の積分値と同等であるので省略可能である。従って本推定ネットでは入力パラメータに L/B 、 B/d のみを主要目比パラメータとして採用し、 C_B や C_M は考慮しないこととする。

一方、横切面積曲線に関するパラメータに関しては、エントランス長比 L_E/L とラン長比 L_R/L を導入して形状表現を平行部の前後に限定する。ここに L_E 、 L_R はそれぞれエントランス長さ、ラン長さである。これにより平行部の異なる多様な横切面積曲線もエントランス部とラン部のみに限定したパラメータで統一的に把握することができる。実際、設計の現場では既存の雛型船のエントランス形状、及びラン形状を適当にスケージングし、平行部の長さを調整することによって初期計画を行うことが多い。このため L_E 、 L_R は船型設計上の制約事項になる場合が多く、このようなパラメータを導入しておけば、最適化における制約条件の扱いが容易になる利点もある。

なお、限定されたエントランス形状の表現には L_E を 4 等分した船長方向位置 x_i における $\eta_i = A(x_i)/A_M$ を利用する。他方、ラン形状の表現に関しては、造波抵抗を対象としていること、及びネットの入力パラメータ数を最小限にする目的から積分値 C_{PR} (ラン部柱形係数) のみを考慮する。

これより造波抵抗推定ネットの入力は主要目比に関するパラメータを L/B 及び B/d とし、横切面積曲線に関するパラメータを L_E/L 、 L_R/L 、 C_{PR} 、それに (η_1, η_2, η_3) とする。従って計算フルード数 F_n を加えると造波抵抗推定ネットの入力パラメータ群は 9 次元の超空間を構成する。

次に、推定ネットの入力パラメータ超空間における水槽試験データの擬似的密度を随伴ネットに出力させる。随伴ネットは、このような入力パラメータ群によって構成される超空間内での学習点の密度を 0 ~ 1 の範囲で示すネットワークである。空間内で学習点の密度の高い領域は、類似船型の水槽試験データが豊富にあることを示す。すなわち、推定ネットの出力値に対する信頼度が高いことを意味する。

さらに船型の排水容積を確認するため、横切面積曲線形状から柱形係数 C_P を算出する積分ネットを用意する。入力パラメータは L_E/L 、 L_R/L 、 C_{PR} 、それに (η_1, η_2, η_3) の 6 次元パラメータ超空間を構成する。

以上の 3 つのネット出力値より目的関数 J を構成する。目的関数 J は造波抵抗係数 r_W 、学習点密度 γ 、及び柱形係数誤差 $C_P^* - C_P$ から次式 (5.4) のように設定される。

$$J = \frac{1}{2} \{ (r_W)^2 + \alpha (C_P^* - C_P)^2 + \beta (1.0 - \gamma)^2 \} \quad (5.4)$$

ここで C_P^* は計画柱形係数であり、 C_P は積分ネットによる計算柱形係数である。 α 、 β はペナルティ係数であり、それぞれ排水容積の計画値、及び水槽試験データの充実度に関係する。

β を介して随伴ネットの出力値を目的関数に内包させるのは、目的関数の最小値探索を既学習領域内に留めるための工夫である。後述するように、随伴ネットの出力値に基づく制限を標準的に設けておけば、従来範疇にある計画設計値の目安が、信頼性のある推定値と共に得られることになる。

J の最小化はさらに調整ネットを導入することにより行われる。調整ネットは設計条件(主要目比・排水容積・計画速力)から、目的関数最小となる横切面積曲線形状を提示するネットであり、その出力先は先述の3つのネットの入力に連結させる。これより4つのネットワークは、全体として1つのジョルダンモデルネットワーク⁸⁵⁾を構成するようになる。

これらのパラメータ写像関係を整理すると図5.2のようになる。

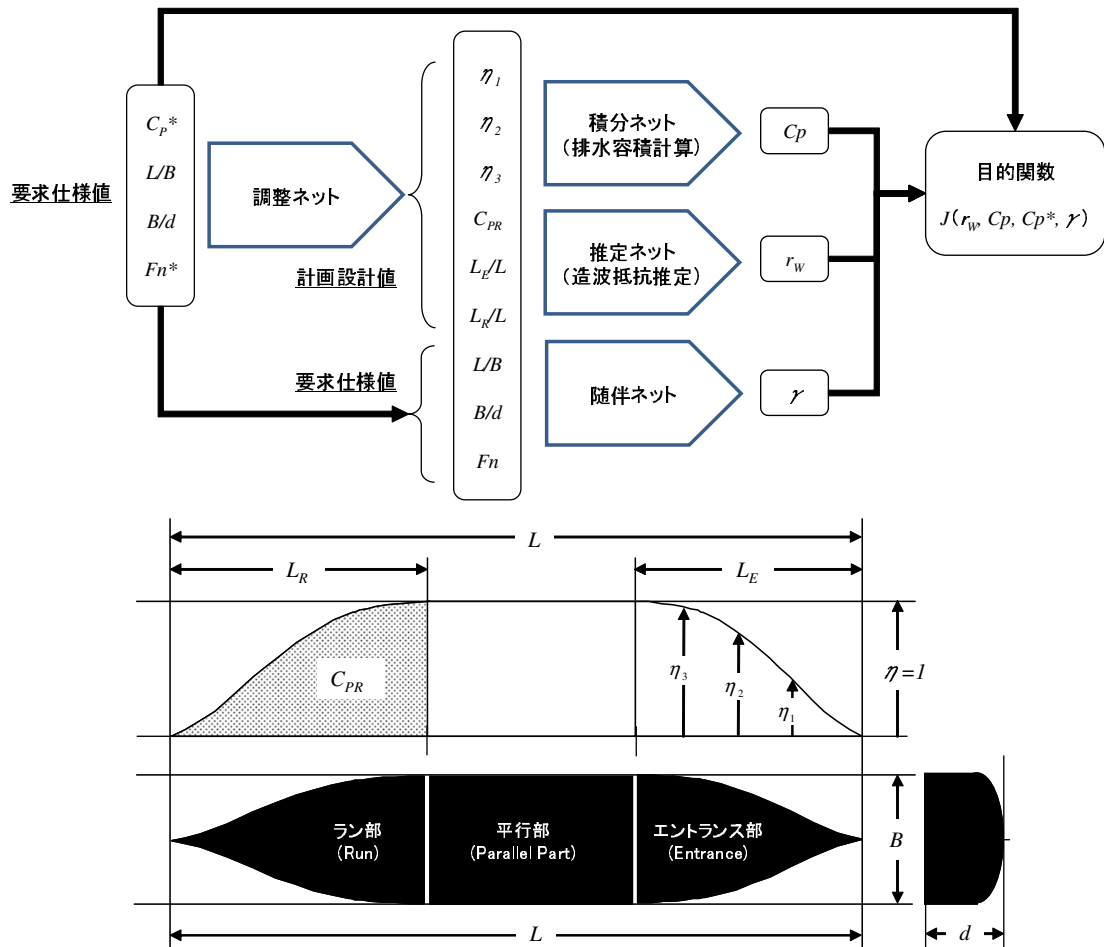


図 5.2: 低速船計画システムにおける入出力パラメータ

5.2.2 システム構成と教示データ

ネットワークシステムの構成 図5.2に示した写像関係を具体的なネットワークに置き換えたものを図5.3に示す。ネットワークの構造は3層構造としている。中間層のニューロン数は節4.2.4に従い、造波抵抗の推定ネットで6、随伴ネットで9、積分ネットで5としている。

教示学習により結合荷重が固定されたフォワードモデルネットワーク群

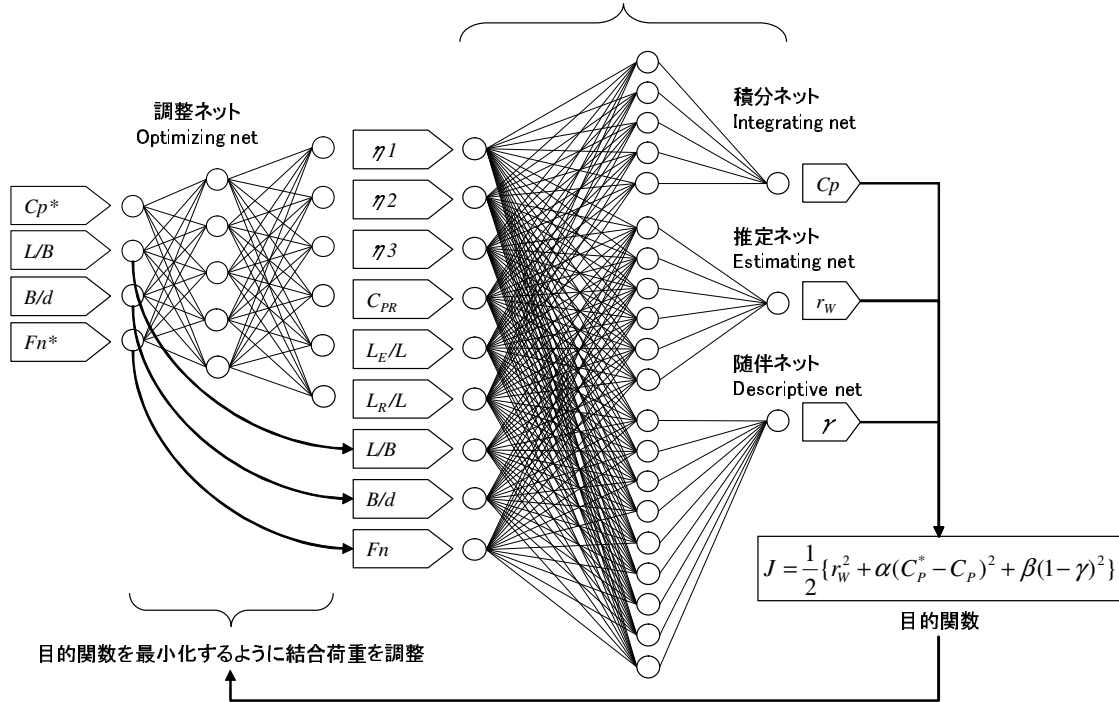


図 5.3: 低速船初期計画システムにおけるニューラルネットワーク構造

階層型ニューラルネットワークは出力層における教示データとの誤差エネルギー E を入力層側に逆伝播できる。ネットの学習は、逆伝播の過程でニューロン間の結合荷重を最急降下法¹⁰⁾に従って修正し、誤差エネルギーを最小化することにより行われる。ちなみに学習済みの結合荷重が固定されたニューラルネットをフォワードモデルと称する。計画システムの中核となる各種推定エンジンとなる。

このような誤差逆伝播アルゴリズム⁹⁾は誤差エネルギー E を目的関数値 J に置きかえると、非線形計画法の最適化アルゴリズムに等価となる。従って目的関数をニューラルネットによるフォワードモデル群の出力で構成すれば、誤差逆伝播アルゴリズムを応用することにより、目的関数値 J の最小となる横切面積曲線形状を探索することが可能となる。

具体的な最適化のプロセスは目的関数値を誤差逆伝播法に従ってフォワードモデル群の出力から入力に、さらに調整ネットへと逆伝播させることにより行われる。逆伝播の際には調整ネットの結合荷重のみ変化させて J を最小(厳密には極小)にする。これにより調整ネットは、排水容積に関する等号制約条件をみたし、かつ既に学習したデータの範囲を極端に逸脱することなく、造波抵抗係数が最小になる横切面積曲線形状を出力するように調整される。

船型データの表現 本システムの教示データに採用する Series 60 はバルブレスの1軸標準貨物船型として方形係数 C_B 、船長船幅比 L/B 、幅喫水比 B/d 、及び浮心位置 L_{CB} をシリーズ変化させたモデル群の広範囲に渡る試験結果である。そのモデル総数は62隻に上る。表 5.1 に Series 60 の C_B 、 C_M 、 L/B 、 B/d 、それに L_{CB} の範囲を示す。表中 L/B および B/d の欄にあるカッコ内の数値は、 L_{CB} をシリーズ変化させたモデルの L/B 及び B/d の固定値を示している。同様に L_{CB} の欄にあるカッコ内の数値は、 L/B 及び B/d をシリーズ変化させたモデルの L_{CB} の固定値を示している。

表 5.1: Series 60 の要目パラメータ範囲

C_B	C_M	L/B	B/d	$L_{CB} \%L$
0.60	0.977	6.50 ~ 8.50 (7.50)	2.5 ~ 3.5 (2.5)	-0.52 ~ +2.48 (+1.50)
0.65	0.982	6.25 ~ 8.25 (7.25)		-1.37 ~ +2.46 (+1.54)
0.70	0.986	6.00 ~ 8.00 (7.00)		-2.55 ~ +0.55 (+0.55)
0.75	0.990	5.75 ~ 7.75 (6.75)		-3.46 ~ -0.48 (-1.50)
0.80	0.994	5.50 ~ 7.50 (6.50)		-3.51 ~ -0.76 (-2.50)

学習の収束に要する計算時間を実用的なものにし、かつ構築される推定ネットの推定精度を向上させるため、学習データの入力パラメータを特定の範囲内に変換しておく。本論ではシステムの各入力パラメータ域を表 5.2 に示すように設定し、それぞれ上下限値を 1.0 及び -1.0 になるように線型変換を施す。

表 5.2: 推定ネットの入力パラメータ範囲

F_n	0.19 ~ 0.33
L/B	5.50 ~ 8.50
B/d	2.10 ~ 3.50
L_E/L	0.28 ~ 0.73
L_R/L	0.39 ~ 0.50
C_{PR}	0.60 ~ 0.73
η_1	0.238 ~ 0.704
η_2	0.570 ~ 0.922
η_3	0.878 ~ 0.989

なお、図 5.4 に平行部を除いた Series 60 のエントランス部の横切面積曲線群を示す。横軸は L_E で無次元化した船長方向座標 $\xi = x/L_E$ を示し、縦軸は中央横断面積 A_M で無次元化した断面積 $\eta = A(\xi)/A_M$ を示す。曲線は $\xi = 0.25, 0.50, 0.75$ とした離散値 ξ_i に対応する η_i を基に、4階3次のBスプライン⁸³⁾を用いて表現したものである。

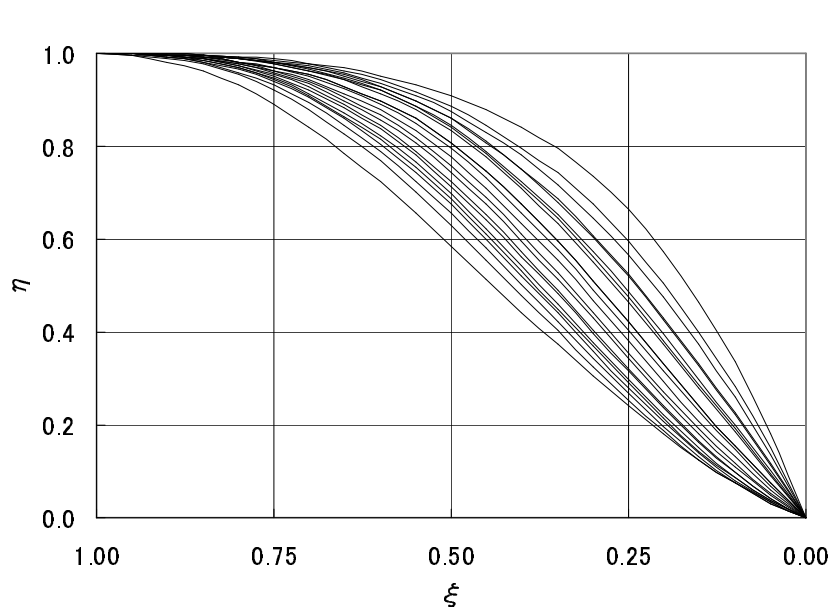


図 5.4: Series 60 のエントランス部横切面積曲線群

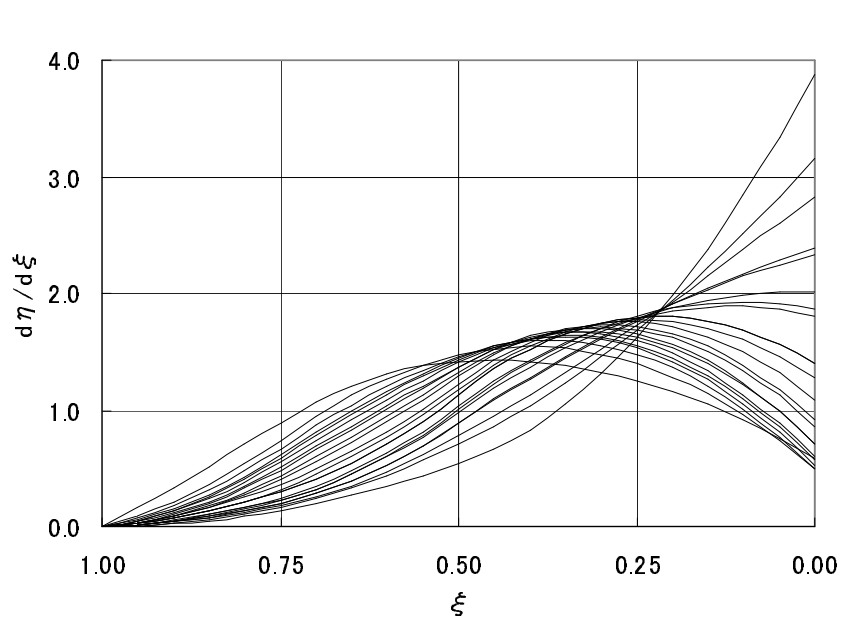


図 5.5: Series 60 のエントランス部横切面積曲線 1 次微係数

このようなバルブレス船型の場合、平行部との接合点における端点境界条件 $d\eta/d\xi = 0$ を考慮すれば 4 階の B スプライン補間アルゴリズムを用いることにより、3 つの $\{\xi_i, \eta_i\}$

の組からでも、エントランス部の横切面積曲線形状をほぼ忠実に再現できる。また、曲線の微積分もスプライン関数の微積分公式⁸⁴⁾により容易に精度よく算出可能であり、積分値からは C_{PE} (エントランス部柱形係数)を、微分値からは理論造波特性³⁴⁾を導くことができる。微分公式を用いて上記3点の座標情報と端点境界条件から算出した $d\eta/d\xi$ の変化を図5.5に示す。

5.2.3 フォワードモデルの学習構築

推定ネットの構築 Series 60の水槽試験結果データに対して3次元再解析を行い造波抵抗係数 r_W を用意する。3階2次のBスプラインで補間し学習データ用の r_W を F_n 0.009刻みで用意しておく。図5.6に62隻全てに関して算出した r_W の抵抗曲線を示す。

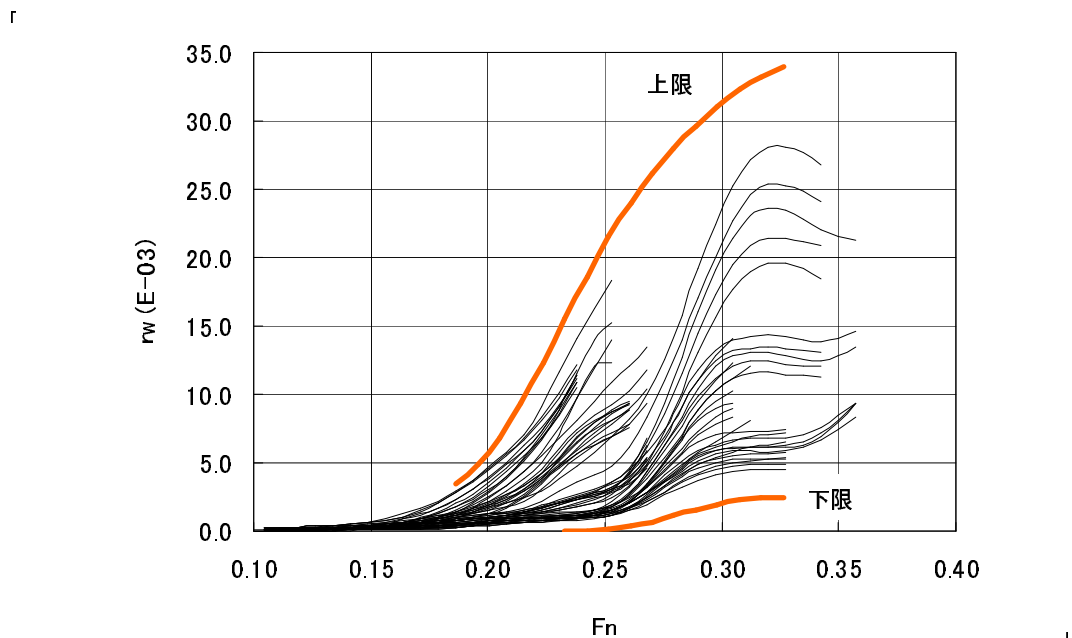


図 5.6: Series 60 の造波抵抗曲線

出力値 r_W に関しては低 F_n から高 F_n に至るまで同等の推定精度を確保するため、図5.6に太線で示す上限・下限の境界線を設定する。境界での値を0.0及び1.0とし、出力範囲が0.0～1.0に収まるように F_n 毎に線型変換を施す。教示データは総勢726点の学習点から構成され、1つの学習点は9つの入力パラメータ座標値と1つの出力値 r_W の組となる。この教示データを基に、学習回数 $14,520K = 726 \text{ points} \times 20,000 \text{ steps}$ 施したときの造波抵抗推定ネットの学習収束結果を図5.7に示す。標本相関係数 τ は0.996となっている。構築された造波抵抗推定ネットにより、Series 60の学習データを再現

推定した結果を図 5.8 に示す。抵抗曲線は全体的に平滑化されているが、 $F_n = 0.25$ 付近、及び $F_n = 0.30$ 付近のハンプ傾向が捉えられているのが解る。

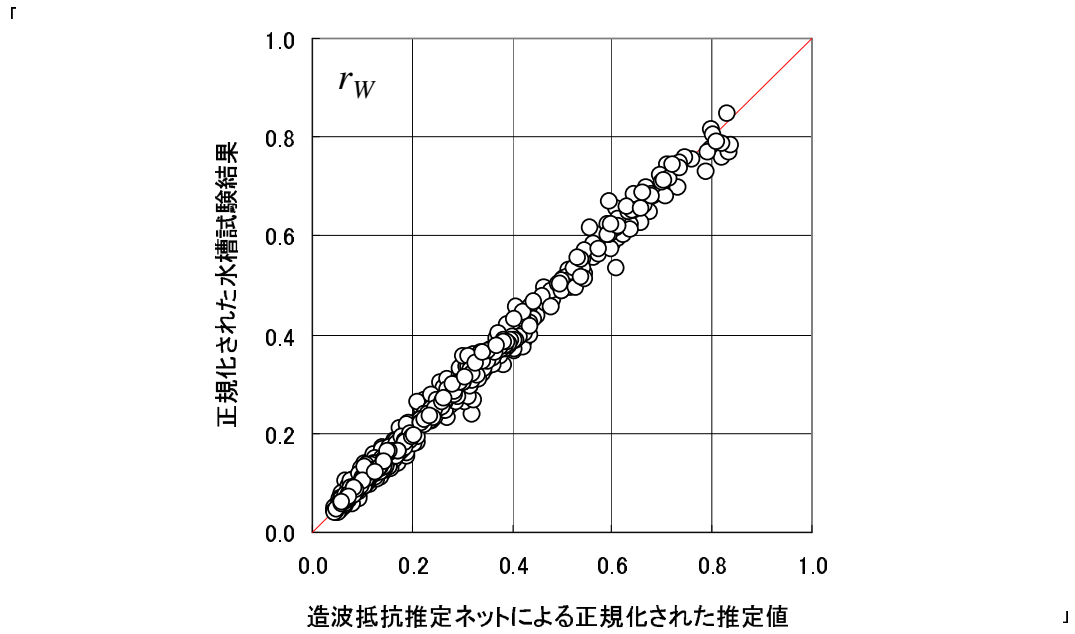


図 5.7: (造波抵抗) 推定ネットの推定値と試験結果との相関

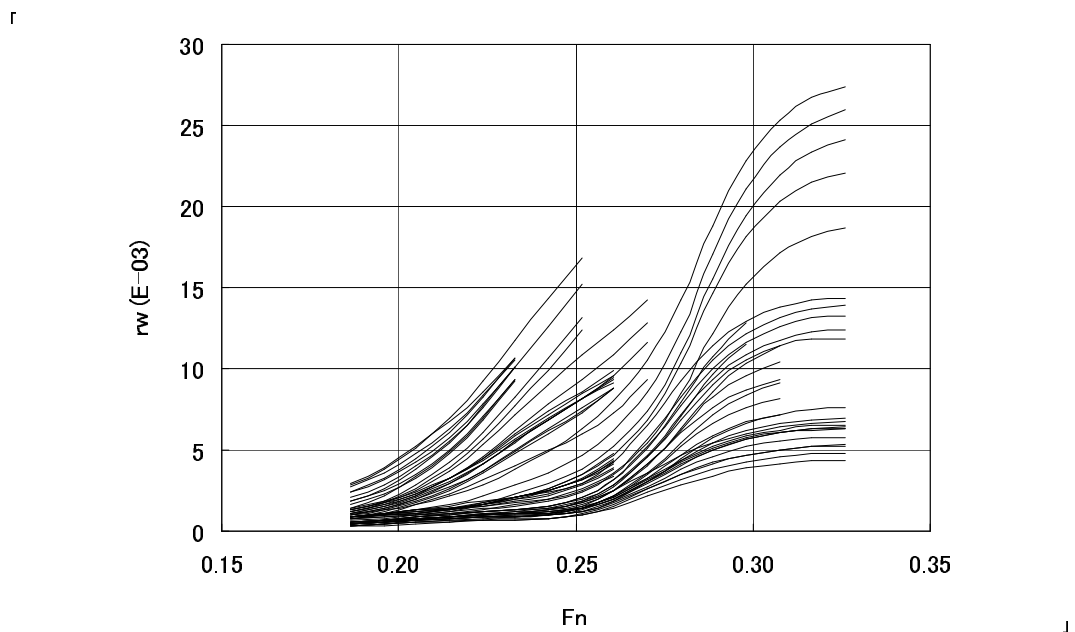


図 5.8: (造波抵抗) 推定ネットによる Series 60 造波抵抗のプレイバック推定曲線

造波抵抗係数 r_W の算出に関しては詳細を付録 B.1 に示しておく。また付録 B.2 には、上限下限を設定した 3 階 2 次の B スプラインの関数式と採用パラメータ値を示しておく。

随伴ネットの構築 随伴ネットには入力パラメータ空間における学習点の”密度”を出力させる。造波抵抗推定ネットに付随させる随伴ネットは 9 次元の超空間を対象にする。しかも空間分割に類似した非線形性の強い写像関係を教示するため、その学習法には多少の工夫を要する。まず、学習データは以下の 3 種類の集合で構成する。

1. 推定ネットの学習に用いた l 個の学習点に対応する集合で、その要素は 9 つの入力パラメータ座標値と出力値 $\gamma = 0.9$ の組である。これを学習点集合 T_L とする。
2. 入力パラメータ空間中に設定された Table 5.2 に示す境界は 9 次元の超立方体を構成する。この超立方体の $m = 2^9$ 個の各頂点に対応する集合で、その要素は 9 つの頂点座標値と出力値 $\gamma = 0.1$ の組である。これを境界点集合 T_M とする。
3. 入力パラメータ空間中に一様ランダムに分布した n 個の座標点に対応する集合で、その要素は 9 つの入力パラメータ座標値と出力値 $\gamma = 0.1$ の組である。これをバックグラウンド集合 T_N とする。

以上、3 つの集合を混ぜた学習データを随伴ネットに教示する。

学習計算の際には T_N の要素をランダムに変化させる。すなわち、 n 個の要素点の座標値を学習の 1 step 毎に一様乱数にて生成する。但し高次元空間を対象とする場合、線形合同法による乱数生成だと系列相関が生じて空間を埋め尽くせない恐れがある¹⁰⁾。そこで本論では最小乱数生成法に切り混ぜアルゴリズムを併用した手法¹⁰⁾を用いることにする。バックグラウンド集合の要素数 n に関しては、大きすぎると T_L が T_N に埋もれて学習点が識別されなくなる。しかし小さすぎると学習点の汎化作用が強くて、全くの未学習領域の入力に対しても $\gamma = 0.9$ 前後の値が出力されるようになってしまう。

ここでは学習の初期段階に段階的に n を増やしていくことにより、このトレードオフに対処する。すなわち、最初の p step の学習には $n = n_0$ を採用し、次の p step の学習には $n = n_0 + \Delta n$ を採用する。以下、学習の p step 毎に n を Δn ずつ増加させる。これを準備学習とする。学習の総 step 数がある値 ($= q \cdot p$) になったら n の増加を止め、一定の n に基づいた学習計算を r step 繰り返す。これにより随伴ネットは学習点の擬似的な密度を出力するようになる。最終的な学習回数は次式により表される。

$$p \sum_{i=1}^q \{(l + m + n_0) + (i - 1)\Delta n\} + r \cdot (l + m + n_q) \quad (5.5)$$

$$n_q = n_0 + (q - 1)\Delta n \quad (5.6)$$

なお、ここでは F_n の刻み幅を 0.023 にして、 T_L に要素数 $l = 326$ の学習点を採用する。また、準備学習は $p = 1,000$ 、 $q = 5$ 、 $n_0 = 3,295$ 、及び $\Delta n = 3,295$ の条件下で行い、学習の総 step 数が $q \cdot p = 5,000$ になった時点で n の増加を止める。以降 $n_q = 16,475$ に固定したバックグラウンド集合 T_N を基に、さらに学習を $r = 55,000$ step 繰り返す。学習回数は式 (5.5) より 1,005,830K になる。

学習データに用いた Series 60 のモデルの中、表 5.3 に示す 9 隻を対象に、構築した随伴ネットによる出力値を調べた結果を図 5.9 に示す。 L_{CB} が極端に前後に位置するモデルや、 C_B が高く、かつ F_n の高い計算点では、出力値 γ が低くなることが解る。

表 5.3: 随伴ネットによるプレイバック検証のための Series 60 モデル

Model No.	$L_{CB}(\%L)$	C_B	L/B	B/d
4231	2.46	0.65	7.25	2.50
4218	1.54			
4211	0.50			
4219	-0.38			
4220	-1.37			
4224	-0.48	0.75	6.75	2.50
4213	-1.50			
4225	-2.57			
4226	-3.46			

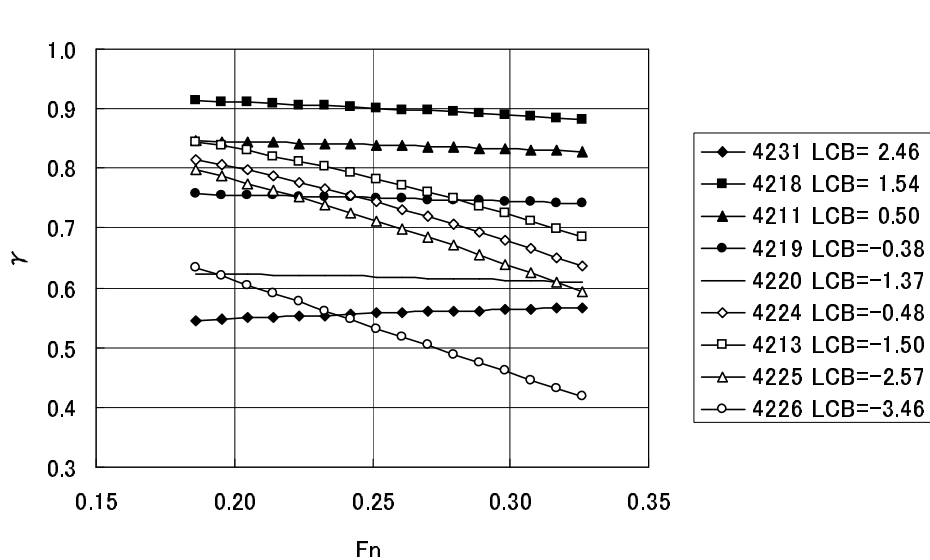


図 5.9: 随伴ネットによる Series 60 データ ($C_B = 0.65, 0.75$) のプレイバック出力

9次元空間を対象にしたまま、ネットワークの出力分布を解析することは難しい。高次元空間で表現される情報を低次元空間で表現できる情報に変換する必要がある。ここでは計算点と学習点の距離という1次元情報に着目し、随伴ネットの挙動を確かめる。まず、正規化された9次元空間中で学習点周囲にガウス乱数¹⁰⁾に基づくランダムな座標の計算点を7000個与える。次に各計算点に関して最も近い学習点までの距離を調査し、距離に応じて7000点の計算点を19の区分に分類する。各区分内で随伴ネットの出力値平均 $\bar{\gamma}$ を調べた結果が図5.10である。計算点が学習点の近傍にある場合は随伴ネットの出力値は高くなり、逆に離れている場合は低くなる傾向のあることが解る。

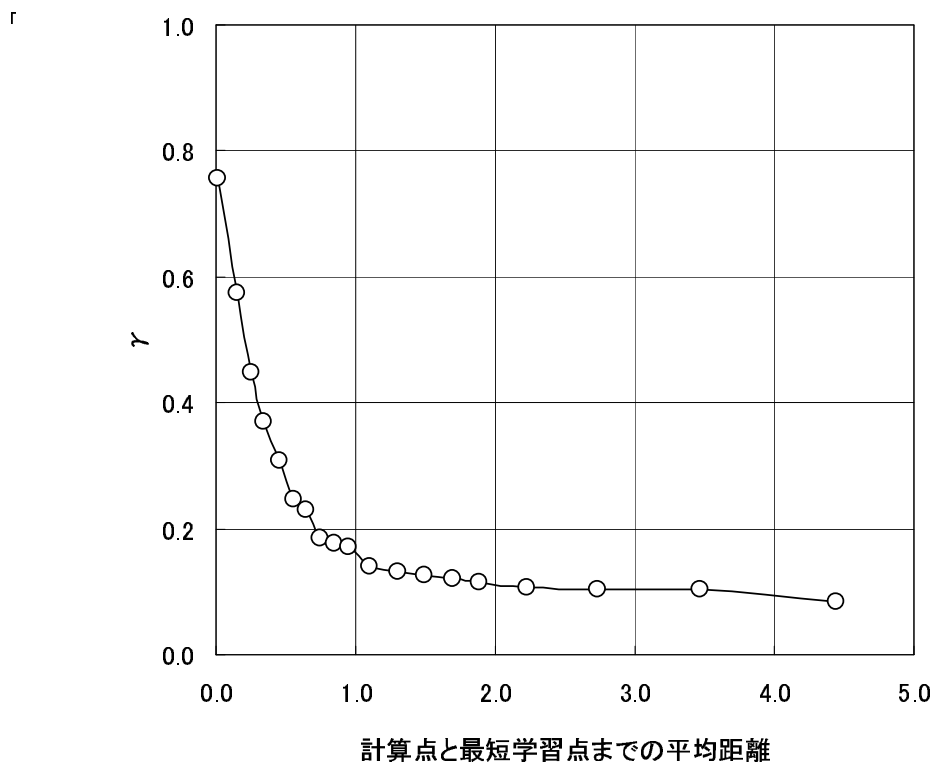


図 5.10: パラメータ超空間における既学習点までの距離と随伴ネットの平均出力

積分ネットの構築 C_P を出力する積分ネットの入力は横切面積曲線形状に関するパラメータ、すなわち L_E/L , L_R/L , 及び η_1, η_2, η_3 、それに C_{PR} のみなので、6次元のパラメータ超空間を構成する。推定ネットや随伴ネット同様、入力パラメータの領域は表5.2に示すように設定し、それぞれ上下限値が1.0及び-1.0になるように線型変換を施しておく。また、出力値 C_P についても0.55～0.85をその範囲とし、実際のネットの出力は、その範囲が0.0～1.0となるように線型変換しておく。

学習教示データの作成は解析的に行う。すなわち教示点として先述の入力6次元超

空間を一様に分割する $6^6 = 46,656$ 点を採用し、次式 (5.7) に基づいて C_P を算出しておく。これより学習データの入出力の組が 46,656 組用意される。

$$C_P = 1 - (1 - C_{PR})L_R/L - (1 - C_{PE})L_E/L \quad (5.7)$$

ここに C_{PE} はエントランス部における横切面積曲線の積分値を示す。エントランス部における横切面積曲線は 4 階の B スプライン関数を用いて表現されるので、積分値 C_{PE} は B スプラインの積分公式に従って η_1, η_2, η_3 から算出可能である。

以上の手続きに従って準備した学習データをもとに、中間層ニューロン数 5 の積分ネットに学習回数 $466,560K = 46,656\text{points} \times 10,000\text{steps}$ 回教示したときの学習収束結果を図 5.11 に示す。標本相関係数は 0.9998 となっており、初期計画ということを考慮すれば、 C_P の演算精度は実用上問題ないことが解る。

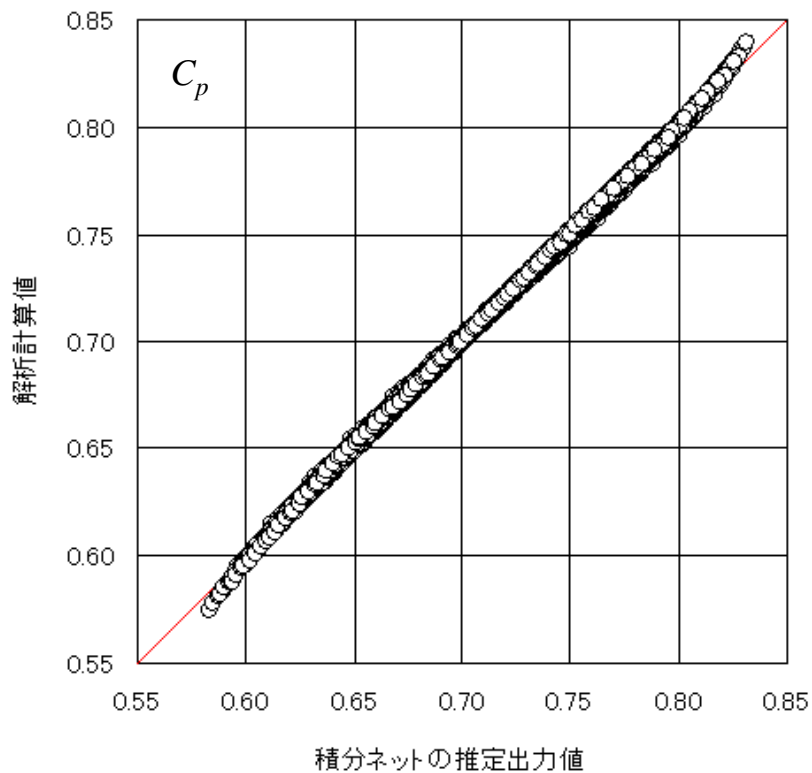


図 5.11: 積分ネットの推定値と解析計算値の相関

積分演算機能をこの様な比較的小規模な積分ネットで実現しておけば、目的関数中の $(C_P^* - C_P)^2$ は、先述の誤差逆伝播アルゴリズムに従って調整ネットに逆伝播できる。これより C_P 、 r_W 、及び γ の扱いは最適化のプロセスにおいて等価となり、排水容積に

関する等号制約条件の特異性も目的関数中の $(C_P^* - C_P)^2$ にかかるペナルティ係数 α の大きさのみに帰着される。

5.3 未学習他船型に対する推定例

5.3.1 多賀野法との比較検証

節 5.1.1 で言及した多賀野法⁷⁾は、本来、瘦せ型船を対象に主要目比や肋骨線形状が同様な標本データを採用すべき手法である。しかしここでは比較のため、造波抵抗推定ネットの学習に利用した 726 点の水槽試験データ (Series 60) 全てを用いて統計解析を行い、式 (5.1) における推定式の係数 H_{ij} を算出してみる。

η_i には $St. = 1\frac{1}{2}, 3, 7, 8, 9$ における値を採用する。5 つの η_i でも H_{ij} の数は 1 つの F_n につき 15 に及び、多賀野法では非常に多数の標本データが必要になることが解る。ここでは標本データ数の不足は承知の上で統計解析を実施する。統計解析より得られた係数 H_{ij} を基に多賀野の推定式による Series 60 の r_W 再現推定値と、実際値との相関を図 5.12 に示す。

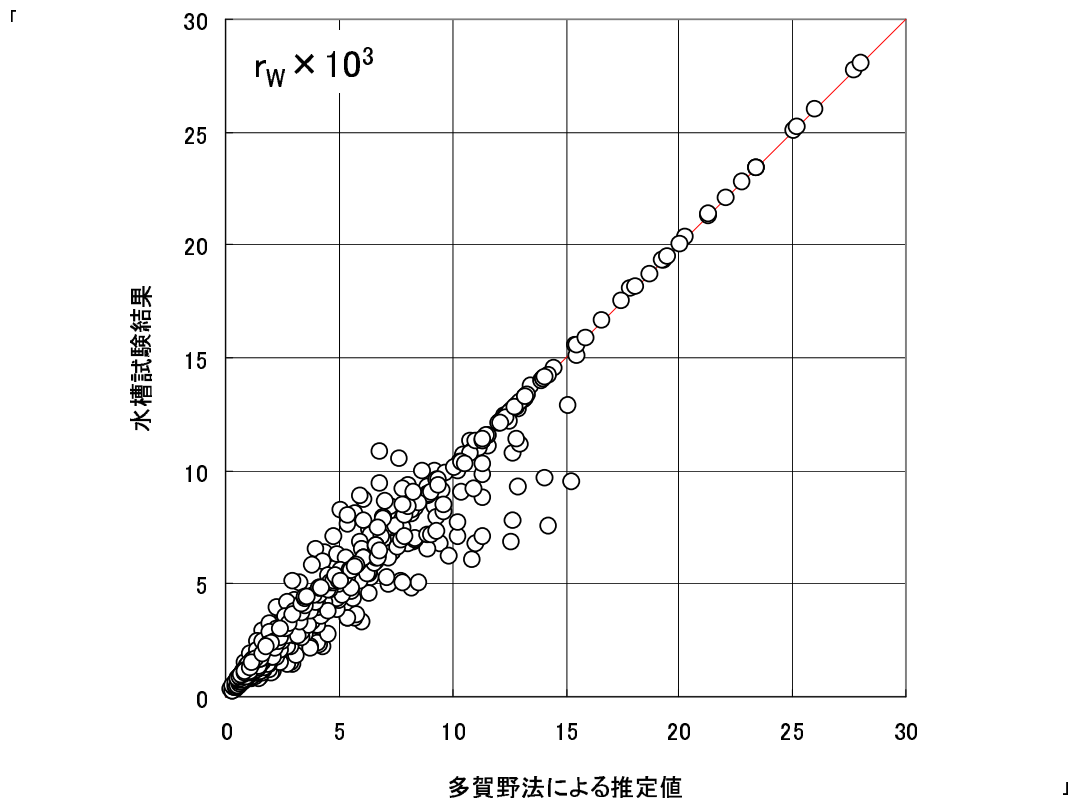


図 5.12: 多賀野法によるプレイバック推定値と水槽試験結果の相関

r_w の低い部分は主に低 F_n 領域におけるデータに対応しているが、この領域は実際値との相関が比較的低い。これは Series 60 のデータ分布と式 (5.1) の性質に原因がある。すなわち Series 60 の場合、低 F_n 領域では様々な主要目比をもつ比較的豊富なデータが存在する一方、高 F_n 領域では痩せ型で同様の主要目比をもつ少数のデータに限定される。このため主要目比の相違に基づく非線形影響を吸収しきれない多賀野法の欠点が、結果的に低 r_w 領域における低相関に反映している。また高 F_n 領域では少数のデータを基に 15 の変数をベースとした統計解析を実施しているため、推定精度は標本データのみに対しては良い。しかし適切な汎化はされていないことが次節で示される。

これに対し、造波抵抗推定ネットによる再現推定値と実際値との相関を図 5.13 に示す。多様な主要目比のデータ分布にも高い精度で対応できることが示されている。

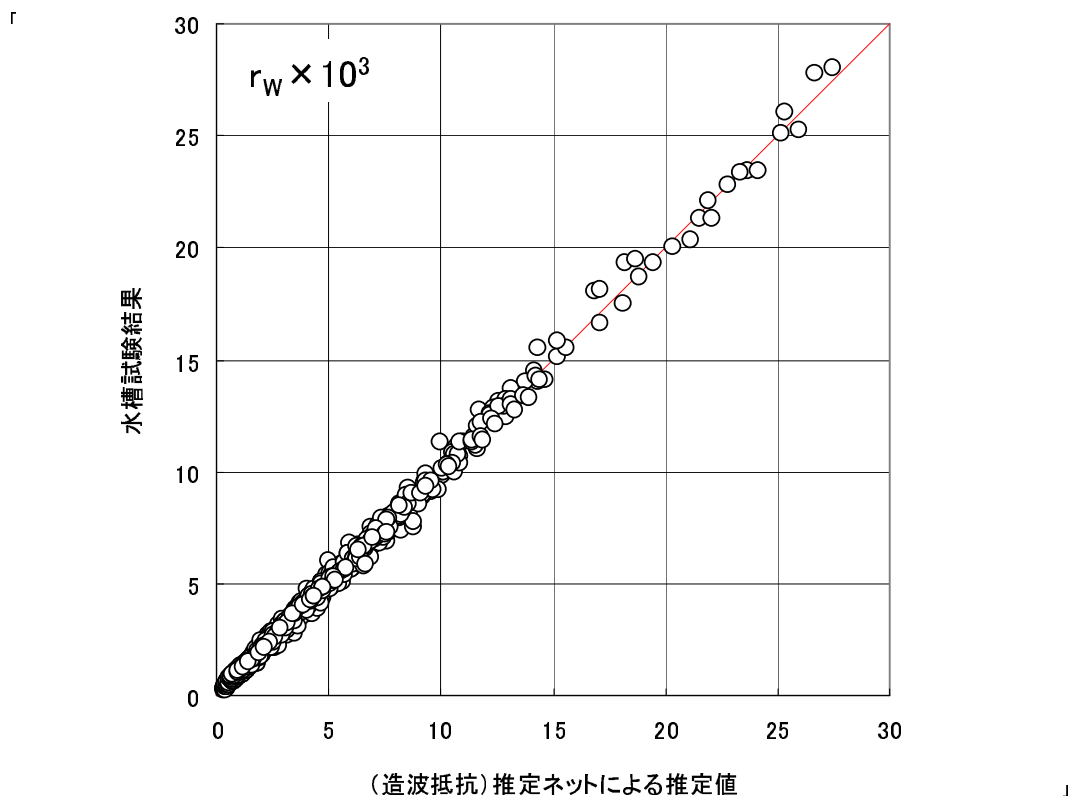


図 5.13: 推定ネットによるプレイバック推定値と水槽試験結果の相関

5.3.2 未学習船型に対する検証

構築された造波抵抗推定ネットの汎化作用を確認するため、未学習な 8 隻の船型試験データ⁸⁶⁾を対象に推定計算を行う。未学習船モデルの主要目を表 5.4 に示す。

表 5.4: 未学習な検証船の主要目データ

Model No.	L/B	B/d	C_B	C_M	$L_{CB}(\%L)$
3517	6.821	2.443	0.631	0.976	-0.60
3598	6.819	2.444	0.655	0.980	-0.40
3631	6.667	2.222	0.631	0.978	0.02
3643	7.065	2.447	0.680	0.987	-1.25
3940	6.519	2.239	0.606	0.962	-0.10
4534	6.099	3.470	0.608	0.969	0.10
ETT820	6.667	3.000	0.746	0.985	-1.90
EMB3284	7.130	2.181	0.720	0.986	-0.80

各モデルに関する随伴ネットの出力値を図 5.14 に、推定ネットによる推定 r_W 曲線と実験値との比較を図 5.15 に示す。随伴ネットの出力値が高くなるのに応じて推定精度が高くなることが解る。

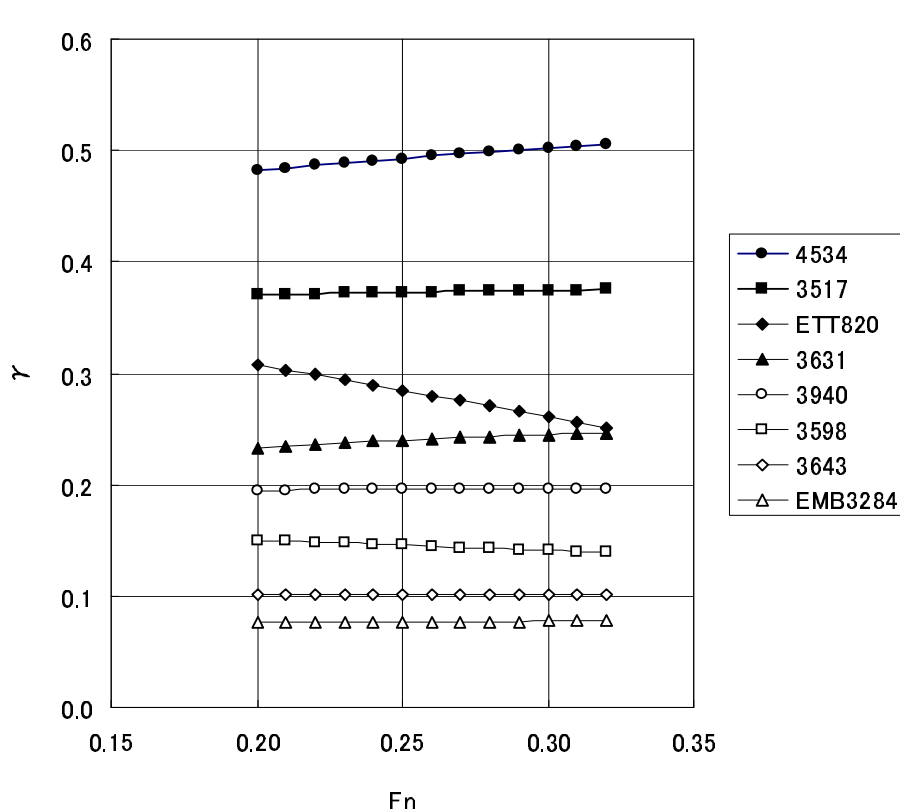


図 5.14: 未学習な検証船に対する随伴ネットの出力値

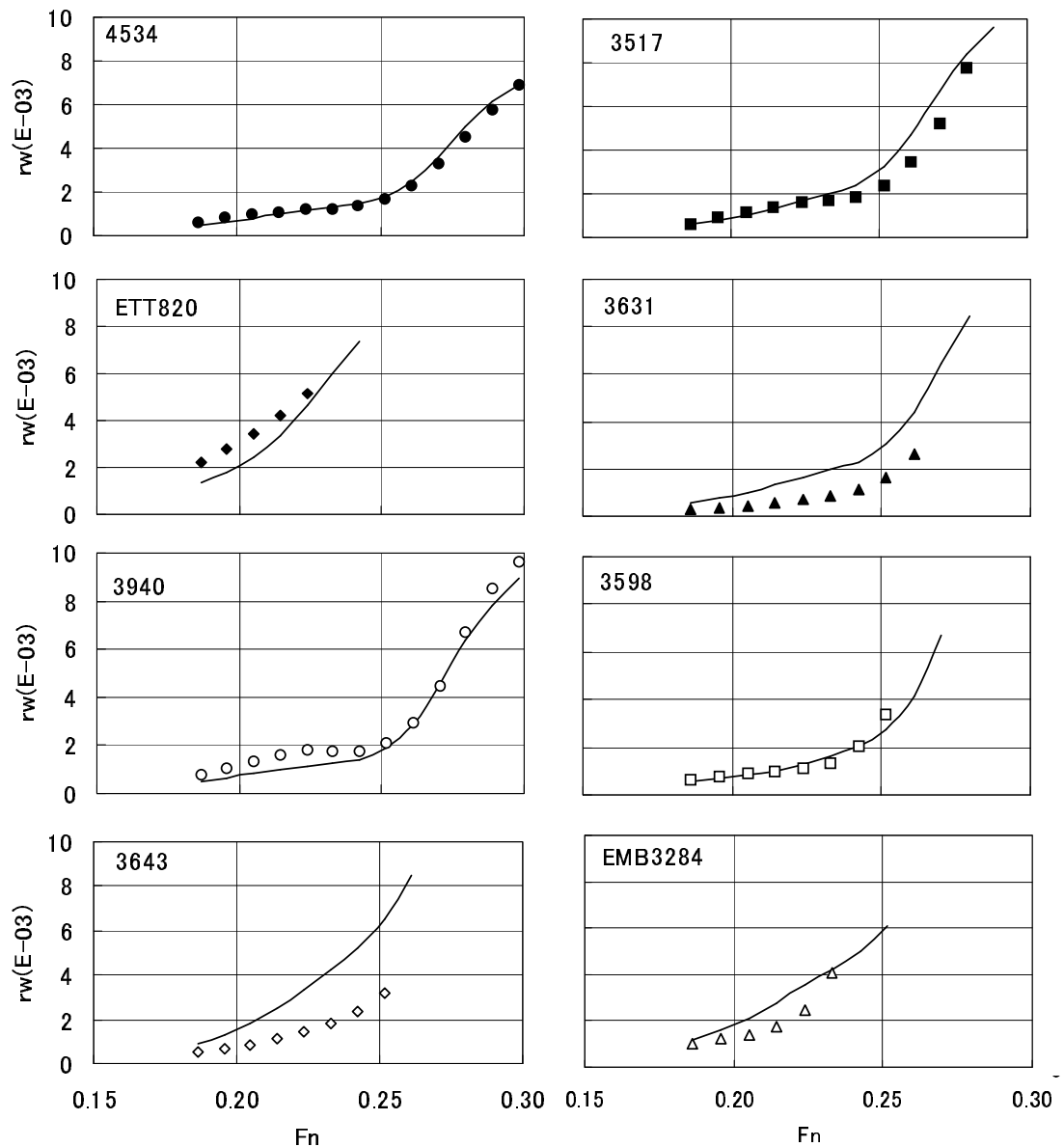


図 5.15: 未学習な検証船に対する推定ネットの出力値

No.4534 及び No.3517 のモデルに関しては随伴ネットの出力値も比較的高く、図 5.10 より既学習点の近傍にあることが伺われる。推定値と実験値の一致も良好である。

No.3631 のモデルの実験結果は形状影響係数 K が大き目に設定されている可能性がある。形状影響係数は Prohaska⁸⁷⁾ の最小二乗法にて決定しているが、 $F_n \doteq 0.09$ 付近にて低速点法で決定すれば、実験値と推定値の一致は改善すると思われる。

No.3940 のモデルでは随伴ネットの出力値は 0.2 前後とやや低めだが、図 5.10 をみると $\gamma \doteq 0.2$ 前後までは学習点の近傍にあることが解る。そのためか推定値と実験値の一致は比較的良い。ただし F_n が 0.23 前後のハンプがやや低めに推定されている。

No.3643 や EMB3284 のモデルに至っては、随伴ネットの出力値も 0.1 以下の未学習領域の船型であり推定精度も低い。

前節で構築された多賀野法による同様の比較図を図 5.16 に示す。多賀野法では F_n 毎に回帰係数 H_{ij} を求めるため、抵抗曲線は不自然な形状にならざるを得ない。特に Series 60 は F_n が 0.24 前後から急にデータ数が少なくなるため、その影響が推定曲線に表れる。主要目比や肋骨線形状が同様に横切面積曲線形状のみが異なる多数の船型試験データが無い限り、多賀野法による適切な汎化は難しい。

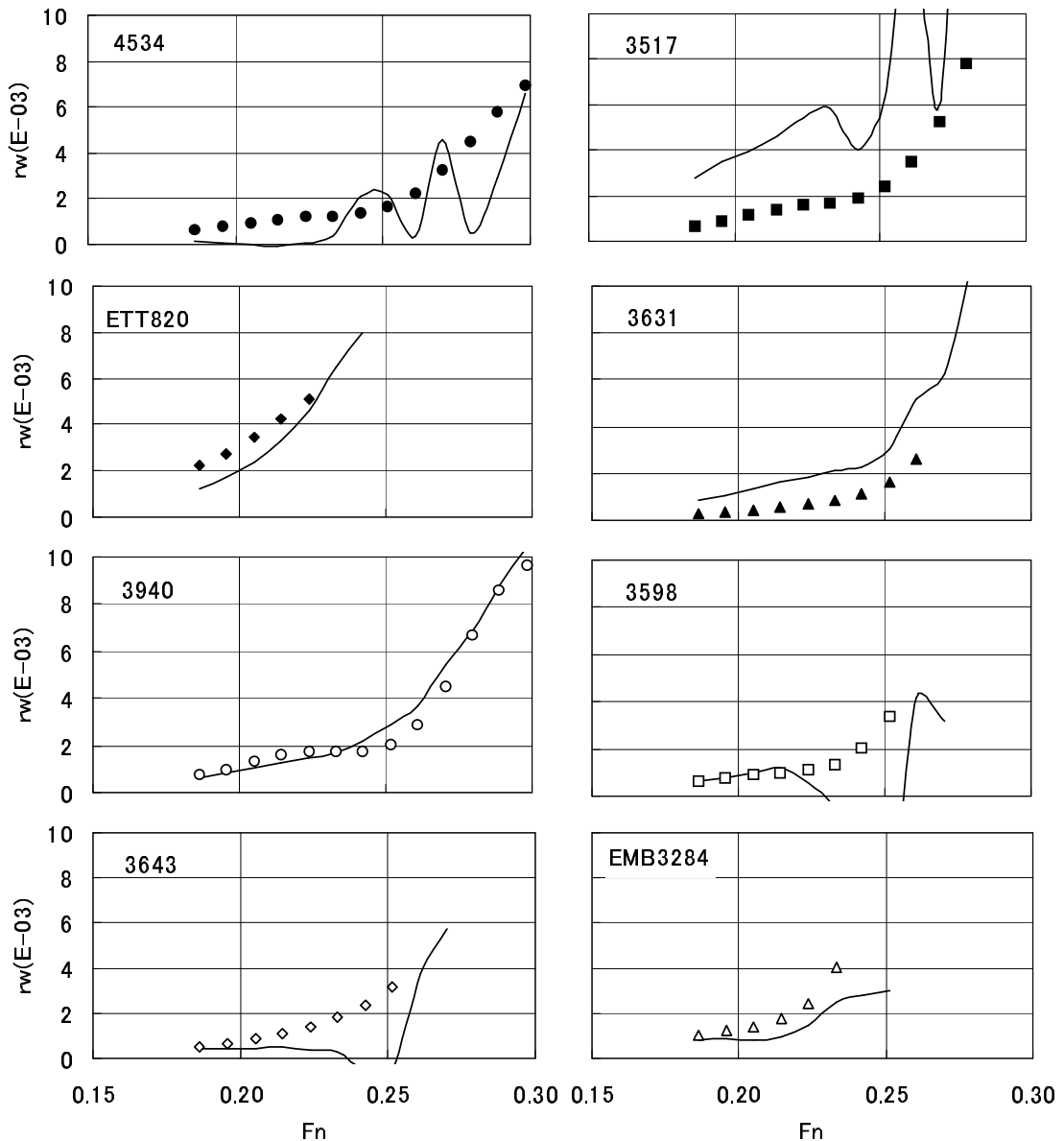


図 5.16: 未学習な検証船に対する多賀野法に基づく推定値

5.4 横切面積曲線の非線形計画例

5.4.1 調整ネットと目的関数

調整ネットの目的は入力設計条件に対応した最適な船型を提示することにある。その入力は計画フルード数 F_n^* と計画柱形係数 C_p^* 、及び主要目比 L/B 、 B/d の4つである。つまり設計条件は4次元超空間中の1点として与えられる。

一方、出力は横切面積曲線形状に関する6つのパラメータで、 η_1, η_2, η_3 、 C_{PR} 、及び L_E/L 、 L_R/L である。図 5.3(図 5.17 再掲) に示すように、調整ネットの出力は先述のフォワードモデル群の入力に連結させる。

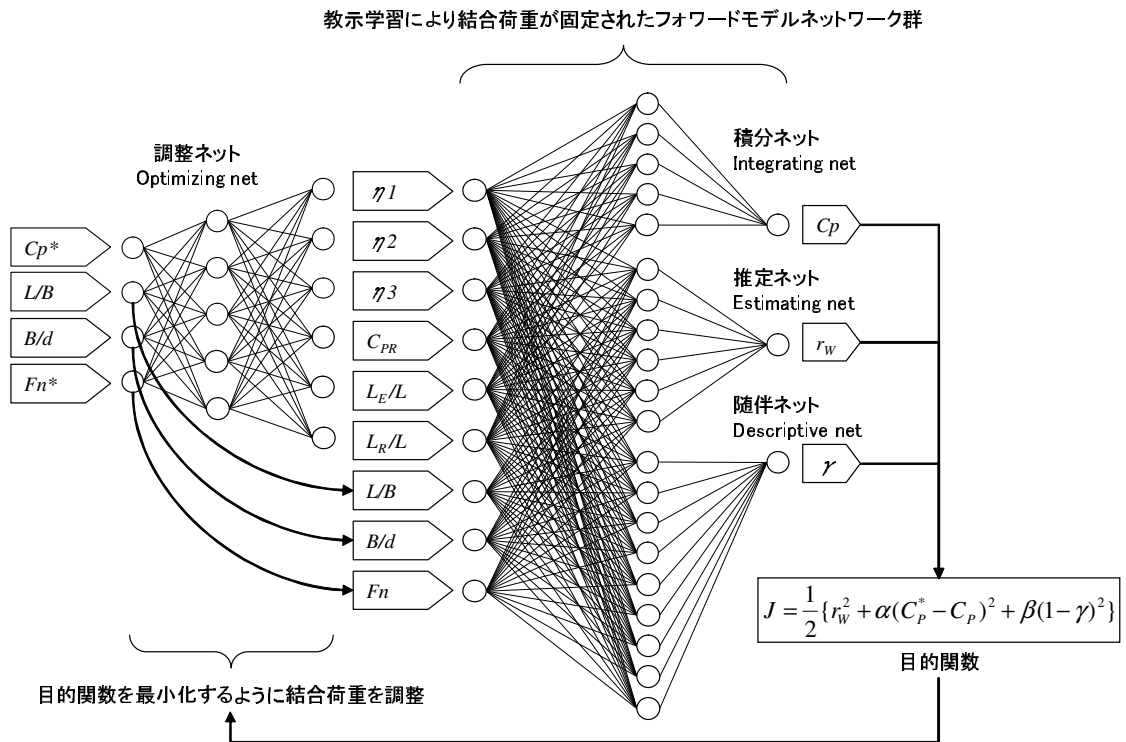


図 5.17: 低速船初期計画システムにおけるニューラルネットワーク構造 (再掲)

他ネット同様、入力パラメータの領域は表 5.5 に示すように設定し、それぞれ上下限値が 1.0 及び -1.0 になるように線型変換を施しておく。また、出力値群に関しては表 5.2 に示す領域をその範囲とし、実際のネットの出力はその範囲が 0.0 ~ 1.0 に収まるように線型変換されている。

表 5.5: 調整ネットの入力パラメータ範囲

C_P^*	0.60 ~ 0.80
L/B	5.50 ~ 8.50
B/d	2.10 ~ 3.50
F_n^*	0.19 ~ 0.33

調整ネットの目的は、最終的には目的関数 J の最小化に帰着する。目的関数 J は式 (5.4)(式 (5.8) 再掲) のように設定する。

$$J = \frac{1}{2} \{ (r_W)^2 + \alpha (C_P^* - C_P)^2 + \beta (1.0 - \gamma)^2 \} \quad (5.8)$$

ペナルティ係数 α は排水容積に関する等号制約条件に関わるので、相対的に大きな値を設定する必要がある。これに対し β は J の最小値探索を既学習領域に留めるための係数なので相対的に小さい値にする。 β に過大な値を設定すると最小値探索が推定ネット教示学習点のみに限定されてしまうからである。具体的な数値設定は、次節に述べる標準化学習の段階で α や β を変化させ、 C_P 誤差や γ 出力値の変化を確認した上で決定する。

このような目的関数の設定自体は、要素がニューラルネットワーク群の出力で構成されている点を除けば、通常のペナルティ関数法⁸²⁾における設定と等しい。ただし、本システムのネットを構成するニューロンには飽和特性があるので、横切面積曲線形状に関する不等号制約条件 ($\min. < \eta_i < \max.$) は自動的に満足される利点がある。

5.4.2 目的関数値の最小化プロセス

J の最小化プロセスは、1つに連結された推定ネット、積分ネット、随伴ネット、及び調整ネットに誤差逆伝播学習を施すことにより行われる。但し、結合荷重の更新は調整ネットのみに対して行い、他のネットは各出力層における誤差信号 Δz_i^N を入力側へ逆伝播するのみとする。誤差信号 Δz_i^N は各ネットの最終層における出力値を z_i^N として次式 (5.9) のように表される。

$$\Delta z_i^N = \frac{\partial J}{\partial z_i^N} = \begin{cases} r_W & (\text{推定ネット}) \\ \alpha (C_P - C_P^*) & (\text{積分ネット}) \\ \beta (\gamma - 1.0) & (\text{随伴ネット}) \end{cases} \quad (5.9)$$

具体的な最小化プロセスは図 5.18 に示すように標準化学習 (Standardizing Process) と最適化学習 (Optimizing Process) の2段階に分けて行う。

1. 入力4次元超空間中に散在する多数の設計条件群を用意し、入力空間全体に対して J が平均的に最小化されるように学習を施す。誤差信号は全条件群に関して加算した上で調整ネットに逆伝播させる。これより調整ネットは入力設計条件に対し、 C_P と γ の制約を満足する標準的な横切面積曲線形状を出力するようになる。この過程を標準化学習とする。
2. 個別の入力設計条件に対する J の最小値探索は調整ネットの再学習により行う。調整ネット結合荷重初期値は標準化学習で得られる結合荷重値とする。この過程を最適化学習とする。

標準化学習は調整ネットによる J の最小値探索の出発点を標準的な横切面積曲線形状に指定する役割を持つ。全入力超空間に関する標準化学習を一度施しておけば、個別の設計条件に対する最適化学習は、不自然な局所解に陥ることなく短時間で解に収束し、初期計画にも充分対応できる利点がある。

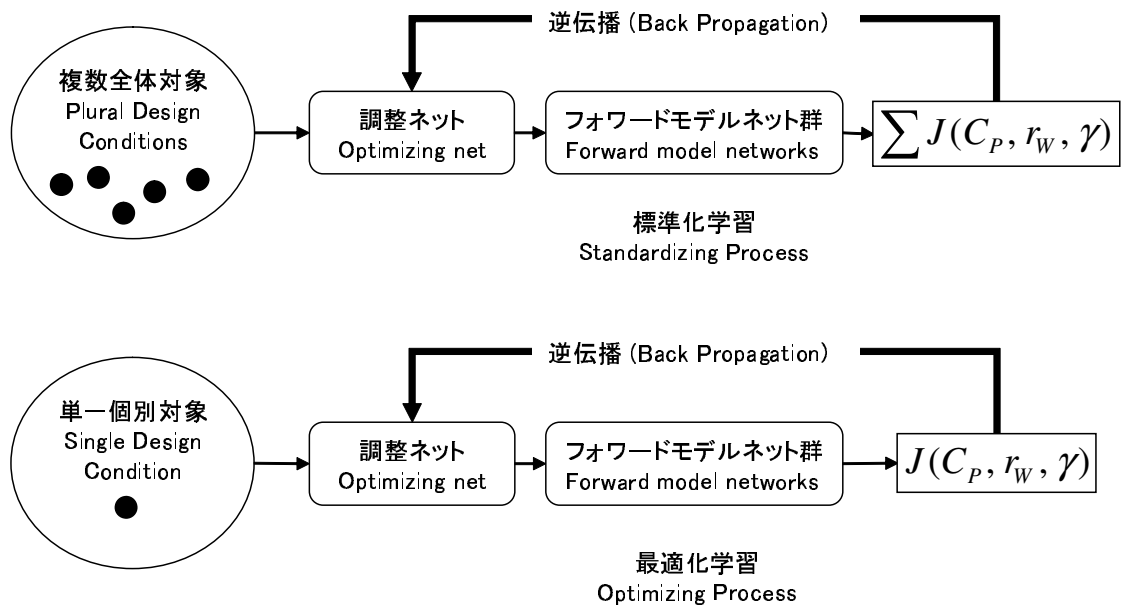


図 5.18: 調整ネットの標準化学習と最適化学習

5.4.3 標準化学習

調整ネットの標準化学習には、入力4次元超空間中に散在する $6^4 = 1,296$ 点を採用する。但し実際の設計条件においては C_P^* に対して F_n^* に上限値 F_{nmax} があるのが普通である。従って教示点を4次元空間中に一様に散在させると、調整ネットに一部無理な設計条件を学習させることになり非効率的である。

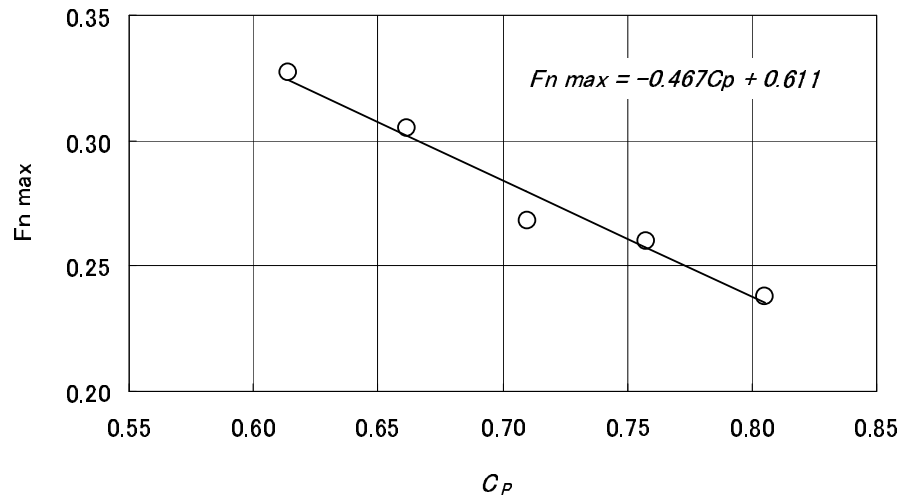


図 5.19: Series 60 における C_P と上限 F_n の関係

そこで図 5.19 に示すように、Series 60 の水槽試験結果に基づいて F_{nmax} に関する境界設定を設ける。すなわち最小二乗法による線形近似関数 $F_{nmax}(C_P)$ を設定し、次式 (5.10) の不等号境界条件の下で 1,296 教示点を先述の 4 次元超空間中に散在させる。

$$F_n^* \leq F_{nmax}(C_P) = -0.467C_P + 0.611 \quad (5.10)$$

表 5.6 に、これらの教示点群を基にした 6 つの異なるペナルティ係数組による標準化学習の結果を示す。学習回数は 12,960 $K = 1,296 \text{ points} \times 10,000 \text{ steps}$ で、いずれも学習は収束している。表中の $\overline{|r_W|}$ 、 $\overline{|C_P^* - C_P|}$ 、及び $\overline{|1.0 - \gamma|}$ は各々 1,296 教示学習点に関する誤差絶対値の平均を表す。

表 5.6: 標準化学習結果に基づく目的関数値の要素

α	β	$\overline{ r_W }$	$\overline{ C_P^* - C_P }$	$\overline{ 1.0 - \gamma }$
20.0	0.100	0.101	0.00229	0.220
10.0	0.100	0.101	0.00406	0.221
10.0	0.050	0.092	0.00493	0.288
10.0	0.025	0.089	0.00451	0.340
10.0	0.010	0.071	0.00367	0.658
10.0	0.000	0.067	0.00286	0.880

また図 5.20 には 1,256 の教示点に関する β と γ の平均及び分散との関係を示してお

く。ここに α は 10.0 とし、 γ は標準化学習で構築された調整ネットのプレイバック出力値に基づく。これより β がある値以下になると入力設計条件によっては随伴ネットの出力が極端に低くなる解が生じることが解る。

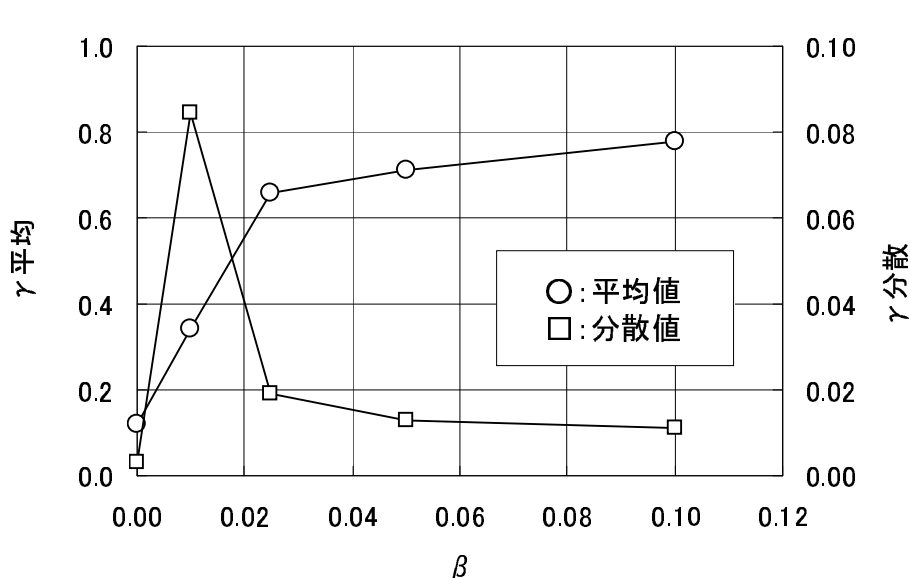


図 5.20: ペナルティ係数 β と随伴ネット出力値 γ の平均および分散

随伴ネットは入力点が推定ネットの教示点から一定以上離れると急激に小さな値を示すステップ応答的な出力特性を有する。従って目的関数 J に出力値 γ の軽いペナルティを課しておけば既学習領域から著しく外れた場合にのみペナルティが強く作用し、 J の最小値探索領域を限定することが可能となる。但し β が過小だと J の最小値探索が γ の極端に低い未学習領域に及んでしまう。ここでは以上の結果から $(\alpha, \beta) = (10.0, 0.025)$ を標準的なペナルティ係数とする。

5.4.4 最適化学習

次に節 5.4.3 で得られた調整ネットの結合荷重を初期値として、表 5.7 に示す 4 種的设计条件に対する最適化学習を実施する。調整ネットには標準化学習が施されている上、設計条件も 1 ケースのみなので最適化学習の計算自体は容易に収束する。同表 5.7 に J の最小値探索結果を設計条件とともに示す。再学習回数は何れも 300K である。

表 5.7: 4 種の設計条件に対する横切面積曲線の最適化事例

case No.	A	B	C	D	D-alt
L/B	7.00		6.50		
B/d	2.75		3.00		
C_P^*	0.60		0.65		
F_n^*	0.300	0.200	0.300	0.200	0.200
α	10	10	10	10	10
β	0.025	0.025	0.025	0.025	0.010
η_1	0.238	0.238	0.238	0.238	0.238
η_2	0.570	0.570	0.679	0.570	0.669
η_3	0.931	0.938	0.941	0.909	0.954
L_E/L	0.500	0.470	0.500	0.471	0.437
L_R/L	0.490	0.500	0.472	0.500	0.500
C_{PE}	0.564	0.566	0.589	0.558	0.591
C_{PR}	0.622	0.603	0.687	0.720	0.654
C_P	0.597	0.598	0.650	0.652	0.648
γ	0.805	0.781	0.642	0.882	0.604
$r_W \times 10^3$	5.545	0.284	6.997	0.437	0.309

case A と C は $F_n^* = 0.3$ の高速域を、case B と D は $F_n^* = 0.2$ の低速域をそれぞれ設計条件としている。case A と B は $C_P = 0.6$ という瘦せ型の船型を対象としているため横切面積曲線の自由度はかなり限定されてしまう。従って J の最小値探索領域は随伴ネットの出力値 γ に制限される他、 C_P^* に関する制約条件にも強く制限される。一方、case C と D は $C_P = 0.65$ の船型を対象としているため、横切面積曲線の自由度は比較的大きい。同一 C_P^* の等号制約条件下でも様々な L_E や L_R 及び C_{PE} や C_{PR} の組み合わせが可能になるからである。

最適化学習により得られた横切面積曲線形状と造波抵抗曲線 (推定ネット出力) を図 5.21 に示す。 F_n^* が低速域になると若干エントランスが短くなり浮心位置が前方に移動している。しかも高速化にともなって船型が肩部で 1 次微係数の変曲点が抑制された俗に言う「肩落ち船型」になっている。設計速力を低速側もしくは高速側に設定するかに応じて、横切面積曲線を「肩張り」あるいは「肩落ち」に計画するのは、設計の現場でも頻繁に取り沙汰されている事項である。この傾向は Series 60 の一部の試験結果にも明確に現れており、推定ネットに汎化されたその傾向が調整ネットによって引き出されていることが解る。

これらの検討が設計初期計画段階からパラメトリックに表計算レベルの簡便さで実施できる点に、本システムの真価がある。

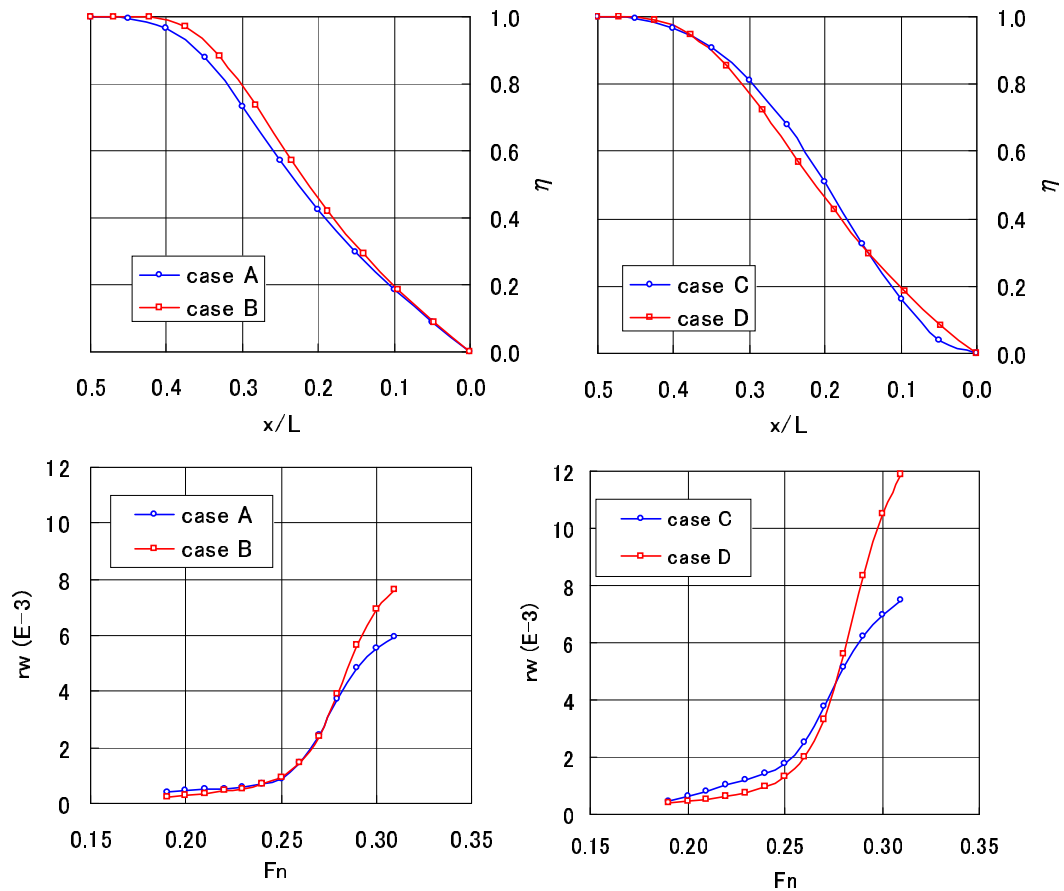


図 5.21: 本提案システムによるエントランス部最適横切面積曲線と造波抵抗係数

なお、表 5.7 には、参考までに CASE D を対象に β のみ値を 0.01 に変更した最適化学習の結果を CASE D-alt として掲載している。探索範囲を広げた結果、僅かだが $F_n = 0.20$ における r_w の値がさらに減少した解が提示されている。但し γ の値が 0.604 まで下がっており、学習点データがやや貧弱な領域にあることが解る。CASE D と CASE D-alt の最適化学習の結果比較を図 5.22 に示す。

D-alt の船型は D の船型と比較して L_E/L が小さく C_{PE} が大きい、船首部の肥大化した船型である。一方、船尾の C_{PR} は小さくなっており、いわゆる船首部の代わりに船尾部を痩せさせた船型となっている。これは F_n が特に低い領域では、船首起因の造波抵抗を考えるよりも、船尾起因の造波抵抗を重視する選択肢の可能性を示唆している。

本システムはこのように β や γ を駆使することによって、設計のみならず開発のヒントを提供することもできる。すなわち、

1. 最初は標準的な β の値に基づく最適化学習を実施し、既存設計の範囲内で目安となる性能と船型を把握しておく。

- 次に β の値を下げて γ の値を確認しながら、改めて最適化学習を実施、船型開発の新しい可能性を模索する。

CASE D-alt の場合、実際には設計者は船尾が極端に痩せた船型は機関室の配置面で懸念があること、および推進効率はやがて若干悪化する可能性があること、さらに船首部が極端に肥大化した船型は波浪中抵抗増加の面で懸念があること、などを考慮する必要がある。 γ の値が低い、即ち実績の少ない船型を選択する場合には、このような研究開発要素があることをシステムは示唆していることになる。

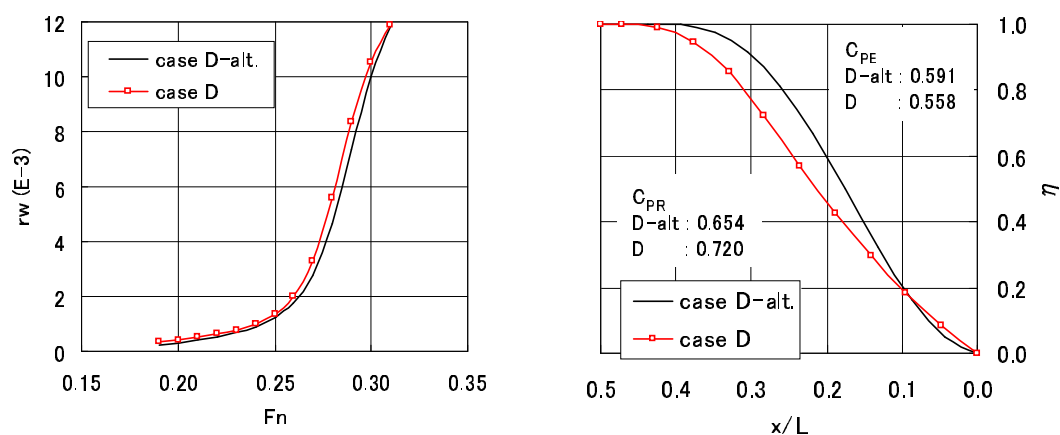


図 5.22: ペナルティ係数 β を変えた場合の最適化学習 (CASE D-alt)

5.5 システム構築に関する考察

本章では、Series 60 のデータを一連のニューラルネットワークに汎化学習させ、造波抵抗の推定および横切面積曲線形状計画を行うシステムの構築を試みた。

まず、船型から陽に造波抵抗係数を導く推定ネット、その推定値に対する信頼性を提示する随伴ネット、そして排水容積を計算する積分ネットの3つのフォワードモデルと呼ばれる写像関数を構築した。このように造波抵抗を回帰的に船型の陽関数で算出する同様な従来手法としては、多賀野による推定手法が有名である。上述のフォワードモデルによる推定値に関して8隻の未学習データを対象に多賀野法と各種比較検証を実施した。

次に、造波抵抗係数、計画排水容積、および類似実績密度の3つを考慮した目的関数 J を設定し、これを最小化する調整ネットの導入を試みた。調整ネットは与えられた計画条件から目的関数を最小化する横切面積曲線を提示するネットである。目的関数 J の最小化には、ニューラルネットワークの誤差伝播アルゴリズムを応用した。具

体的に計画速力フルード数 F_n^* と計画柱形係数 C_p^* の異なる 4 つの計画条件を設定し、それぞれに調整ネットによる横切面積曲線の最適化計算を実施した。その結果、以下の諸点が判明した。

- 多賀野法も本提案手法も造波抵抗係数を主要目比と横切面積曲線の写像関数として陽に表しており、しかも水槽試験結果に基づいた回帰式である。しかし、前者は推定式の骨格が線形理論に基づいた 2 次形式に固定されているため、実用的な推定精度を得るためには莫大な標本データが必要になる。しかも主要目情報と横切面積曲線情報を完全に線形分離しているため、主要目比に基く非線形影響を捉えることが難しい。
- これに対し、本提案システムの造波抵抗推定ネットは主要目情報と横切面積曲線情報を等価に扱い、主要目に基づく非線形影響が考慮できる。また、比較的少数の試験データからもニューラルネットワークの汎化作用により、未学習船型に対して実用的な推定が行える。
- 本提案システムでは、横切面積曲線に関するパラメータに、エントランス長比 L_E/L とラン長比 L_R/L を導入して形状表現を平行部の前後に限定している。これにより平行部の異なる多様な横切面積曲線もエントランス部とラン部のみに限定したパラメータで統一的に把握することができる。設計初期の現場では既存の雛型船のエントランス形状、及びラン形状を適当にスケーリングし、平行部の長さを調整することによって初期計画を行うことが多いため、このようなアプローチは有用である。
- さらに本システムは随伴ネットを備えており、入力パラメータ超空間における学習点の密度を計算することができる。密度の高い計算座標点では随伴ネットの出力値は高くなり、どの学習点からも離れた密度の低い座標点では随伴ネットの出力値も低くなる。随伴ネットの出力が高い船型では推定精度も良い傾向があり、逆に低ければ推定精度も悪化する。従って随伴ネットは推定ネットの出力に対する信頼性を示唆することができる。
- 積分ネットの教示データは解析的な数値計算で用意することが可能であり、実用上全く問題のない精度で補間推定を行うニューラルネットを構築できる。
- 計画条件とフォワードモデルネットワーク入力の間、調整ネットを挿入して全体で 4 つのニューラルネットワークシステムを構築する。これよりフォワードモデル群の出力から入力に、さらに調整ネットへと誤差を逆伝播させることができる。

- 最適化のプロセスは目的関数値を誤差逆伝播法に従ってフォワードモデル群の出力から入力に、さらに調整ネットへと逆伝播させることにより行われる。逆伝播の際には調整ネットの結合荷重のみ変化させて J を最小 (厳密には極小) にする。
- 目的関数 J は造波抵抗係数の他に、排水容積に関する等号制約条件と、類似実績密度に関する条件をペナルティ係数を介して考慮しておく。これにより調整ネットは、排水容積に関する等号制約条件をみだし、かつ既に学習したデータの範囲を極端に逸脱することなく、造波抵抗係数が最小になる横切面積曲線形状を出力するように調整される。なお、本システムの場合にはニューロンに飽和特性があるので横切面積曲線形状に関する不等号制約条件 ($\min. < \eta_i < \max.$) は自動的に満足される利点がある。
- 調整ネットによる目的関数 J を最小にする学習プロセスは標準化と最適化の2段階に分かれる。まず、標準化学習では入力空間全体に対して J が平均的に最小化されるように学習を施す。これより調整ネットによる J の最小値探索の出発点を標準的な横切面積曲線形状に指定できる。続いて個別の設計条件に対する最適化学習を実施する。標準化学習を施していれば、自然な局所解に陥ることなく短時間で解に収束し、初期計画にも充分対応できる利点がある。
- 最適化学習により得られた横切面積曲線形状は、計画速力域に応じて適切な横切面積曲線形状を提示できる。特に俗に言われる形状の「肩張り」と「肩落ち」を速力域に応じて適切に選択できる信頼性を有する。
- β を段階的に変化させて最適化学習を実施することにより、船型開発の新しいヒントを提示することができる。最初は標準的な β の値に基づく最適化学習を実施し、既存設計の範囲内で目安となる性能と船型を把握しておく。次に β の値を下げて目的関数の最小値探索の領域を拡張し、 γ の値を確認しながら、新しい船型開発のヒントを得るといふ具合である。

一般に、船舶は試作不能な大型構造物であり、設計者はどうしても過去の実績を参考にして未知のリスクを回避しようとする。ところが実際の設計環境では、過去の実績が系統的に充実していることは稀であり、的確な類似実績を得ることは難しい場合が多い。そのような環境下においても、随伴ネットは過去の実績との類似度を数値化して設計者に示すので、既存データの範囲内で一番手堅い雛型を提示することができる。

このアプローチはリスク回避という点で設計者に安心感を与えるが、同時に開発に対する慎重な姿勢も要求する。つまり、随伴ネットは計画点が実績の内挿領域でも、類似実績が近傍になれば高い類似度を示さないため、保守的な計画設計に設計者を留めやすいのである。

しかし、物理的には合理性のある内挿領域でも、規則上、商業上、艤装品上の都合で現実には設計が成立し得ない場合は非常に多い。例えば、最小抵抗を示す船幅であっても運河や港湾制限で採用が不可能な事例や、理想的な主機関馬力設定でも実際にはカタログラインナップの狭間で対応する主機関が存在しない事例など、枚挙にいとまがない。開発における多くのミスは、このように最初に計画点を開発領域ではなく設計領域であると誤解してしまうところに起因することが多いのも事実である。

その意味で、ペナルティ係数 β の影響を段階的に弱めていくアプローチは、設計者が無意識に開発領域に踏み込むことを防ぎ、意識して開発領域に踏み込むことを可能にする仕組みといえる。

付録 A.2.3 に、構築された各種ネットの結合荷重とニューロンの閾値を示しておく。

第III部

結論

第6章 結論

6.1 初期計画支援システムの基本構想

本研究の目的とする初期計画支援システムは、図 1.3 に示したように、(1) 実用的な推定精度で各種性能の推定を行うことが可能であり、(2) 計画や推定値に対する妥当性の評価、或いは開発の必要度合を判定し、(3) さらに要求仕様条件から目安となる最適な計画設計値を導出できる、という 3 つの機能を持つ必要がある。

設計者は過去の様々な経験やデータとの相互参照に基づいて常に既存設計との類似度合を見極め、補間的なアプローチを試みるため、このようなシステムは多様なデータをまとめて知識化した簡易システムにすべきである。

そこで本研究では、既存の試運転結果や水槽試験結果を点群として保持する離散的なデータベースに加えて、ニューラルネットワークを用いて、その分布を連続的な面として記憶汎化し、各種推定や計画を柔軟に行う設計支援システムを構築した。

まず、船舶はアーキテクチャ(軽荷重量比率)や計画速力域に応じて、設計上のプロセスやパラメータの種類が大きく異なる点に着目した。当然システムの入出力構成もそれに呼応して変化させるべきであり、本論では滑走艇、高速船、低速船の 3 種類に分類した上で整理している。3 種類それぞれに、必要十分かつシンプルな入出力構成をもつニューラルネットワークを設計し、学習計算を施した結果、実用的な推定精度を有すると同時に、出力挙動も物理的に理解しやすい各種推定ネットが構築された。

次に、システムの出力に信頼性基準を持たせるため、推定ネットに学習させた実績データ(試運転実績や模型試験結果等)の分布を、随伴ネットと呼ばれるニューラルネットワークに学習させた。本支援システムは学習点の密度を算出することにより、計画対象が既存の設計範囲なのか未知の開発領域なのかを設計者に示唆することができる。設計者個人の経験や勘に依存するのではなく、組織全体の経験有無を随伴ネットの指標を通じて知ることができる点に価値がある。

さらに、初期計画では設計を進めていく上での原型(プロトタイプ)を用意する必要があるため、システムには既存設計の範囲内で最適な入力パラメータを提示させる工夫を施している。具体的には推定ネットと随伴ネットの出力からなる目的関数を設定し、その目的関数が最小となる計画設計値(入力パラメータ)を要求仕様値から逆算する仕組みである。逆算出には推定ネット群の前段に調整ネットと呼ばれるニューラル

ネットワークを導入して実現する。目的関数に随伴ネットの出力値もペナルティ係数を介して内包させているのは、非現実的な解まで探索することを防ぐためである。なお、最小値探索の領域をペナルティ係数の調整によって段階的に拡張すれば、設計者は最初に既存設計の範囲内で目安となる性能と船型を把握しておき、次に目的関数の最小値探索の領域を拡張し、新しい船型開発のヒントを得ることも可能になる。

6.2 具体的システム構築のノウハウと成果の要点

以上のシステム基本構想のもと、製品アーキテクチャと速力域に応じてカスタマイズを施し、3種類の実用的な支援システムを構築した。以下に具体的なシステム構築のノウハウと成果の要点を述べる。

滑走艇の初期計画システム 学習データに Series 62 の水槽試験データを採用し、ハードチェーンモノヘドロン船型のウォータージェット推進艇を対象としている。

1. 滑走艇は軽荷重量比率が高いインテグラル型の船舶であり、軽荷重量重心が性能全体に及ぼす影響が大きく、設計者は軽量化目標を立てた上で、設計過程において全体の重量重心変化をフォローしていく必要がある。従ってシステムの入力には、速力と主要目の他に重量および重心に直接関わる係数が適切である。
2. 速力が滑走域に及ぶため、走行時の姿勢と静止時の姿勢が著しく異なる。このため、抵抗特性のみならず姿勢変化も視界検討や付加物設計の点から重要な設計上のパラメータになる。従ってシステムの推定ネット出力には、走行姿勢、浮上量、浸水面積、剰余抵抗の4つが必要である。
3. 実際に業務用滑走艇の設計に本システムを適用したところ、船型計画のみならず、艤装品配置計画や付加物設計、さらには波浪中性能の推定にも有益なことが判明した。

高速船の初期計画システム 学習データに高速船の試運転実績データを採用し、ハードチェーン船型のスクリュープロペラ推進船を対象としている。

1. 高速船も軽荷重量比率が高く、軽荷重量が性能全体に及ぼす影響が大きい。但し滑走艇ほど重心や船型に敏感な反応を示さないため、システムの入力には、速力と船長と重量に関わる係数で必要十分である。
2. 但し、高速船では船型とスクリュープロペラの配置の擦り合わせが諸々のデザインを実質的に決定する。このためスクリュープロペラの回転数に連動した直径や展開面積比が重要な設計上のパラメータになる。特に所要馬力の推定には、プロペラ展開面積比を考慮することが精度上望ましく、推定ネットにはプロペラ計画ネットと馬力算定ネットの2つを用意し、馬力算定ネットの入力にプロペラ計画ネットの出力の一部

を代入する構成とするべきである。

3. 未学習な5隻の検証用高速艇の実績情報をもとに本システムの検証を実施した結果、馬力算定ネットはプロペラ計画ネットと連動させることにより、非常に高い推定精度を示し、随伴ネットと併用すれば、プロペラ要目の妥当性も評価できることが判明した。

低速船の初期計画システム 学習データに Series 60 の水槽試験データを採用し、一般的な汎用バルブレス船型を対象としている。

1. 低速船は軽荷重量比率の低いモジュラー型の船舶であり、排水量が載荷重量等の要求仕様値と連動してほぼ決定される。しかも貨物倉前後で船首部と船尾部に船体を切り分けて計画することが可能であるため、設計者にとっては船首尾部分の局所的な形状が設計計画値の対象となり、抵抗特性を主とした目的関数の最小化が課題となる。このため、システムの入力パラメータは仕様要求値(速力、主要目比、排水容積係数)と、設計計画値(船首尾形状パラメータ)の2種類に整理して構成するのが適切である。

2. 調整ネットによる目的関数 J を最小にするプロセスは、局所解に陥ることを防ぐため標準化学習と最適化学習の2段階に分けるべきである。標準化学習では入力空間全体に対して J が平均的に最小化されるように学習を施す。

3. 各種検証を通して、本提案システムの造波抵抗推定ネットは主要目に基づく非線形影響が考慮できるため、従来の推定近似式と比較して格段に精度が優れた実用的な推定が行えることが明らかになった。また、調整ネットによる横切面積曲線の最適化計算を実施したところ、俗に言われる形状の「肩張り」と「肩落ち」を速力域に応じて適切に選択できる信頼性を有することが判明した。さらに、目的関数における随伴ネット出力値に科したペナルティ係数 β を緩めれば、船型開発に関する新しいヒントが得られる可能性があることも判明した。このアプローチは設計者が無意識に開発領域に踏み込むことを防ぎ、意識して開発領域に踏み込むことを可能にする。

実用性と応用性に関して 提案したシステムは、学習計算自体には複雑な繰り返し収束計算を要すものの、一度学習済みのシステムは表計算ソフトの類にも容易に実装できるロジックである。また、教示データを後から追加してネットを再構築すれば、容易に学習領域も拡張される。実用的な設計システムが備えるべき利便性と拡張性を兼ね備えていると言える。

システムは、単にマクロなパラメータ群を統計解析した回帰計算結果ではなく、製品種別ごとのアーキテクチャと設計プロセスを吟味した上でパラメータを選定し、その写像関係を全て3種類のネットで統一的に扱っている。

言わば、シンプルで実用性の高い普遍的なコンセプトであり、水槽試験結果や試運転結果のみならず、CFD等の重い数値計算結果を対象としても、他の設計分野でも、

同じような枠組みで対応できることが期待される。

なお、本システムは随伴ネットを活用した構成にその本質的な特徴があると言える。通常のニューラルネットは、推定ネットの学習がそうであるように、「知っている点」のみを用いて構築され、汎化された補間関数がつくられる。しかし、それだけでは試作不能な製品の設計に利用するにはリスクが大きい。どうしても設計者は「知っている点」と「知らない点」の双方を把握しておく必要があり、ここに本システムの基本理念が存在している。

参考文献

- 1) 野中郁次郎, 竹内弘高: 知識創造企業, 東洋経済新報社 (2006), pp.83-141
- 2) 栗山利彦: 車両最短開発の戦略ツール パワー CAE とライト CAE, -CAE による自動車のコストダウンを目指して-, 自動車技術会シンポジウム, No.9512(1995), pp.4-10
- 3) 中野馨, 飯沼一元, 桐谷滋: ニューロコンピュータ, 技術評論社 (1989), pp.223-272
- 4) 藤本隆宏: 日本のもの造り哲学, 日本経済新聞出版社 (2007), pp.1-28
- 5) Savitsky,D.: Hydrodynamic Design of Planing Hulls, Marine Technology, Vol.1 Dec.(1964), pp.71-94
- 6) 丹羽誠一: 高速艇工学, 舟艇協会出版部 (1971)
- 7) 多賀野寛: 統計解析による実用船型の造波抵抗推定法に関する研究, 三菱重工技報, Vol.11, No.1(1974), pp.111-121
- 8) 村上征勝: 工業統計学, 朝倉書店 (1988)
- 9) 石川真澄: コネクショニズムと学習, 認知科学の発展, 4(1991), pp.51-77
- 10) Press,W.H., Flannery,B.P., Teukolsky,S.A., and Vetterling,W.T. : Numerical Recipes in C, 技術評論社 (1992)
- 11) Sejnowski,T.J. and Rosenberg,C.R.: Parallel Networks that Learn to Pronounce English Text, Complex Systems, 1(1987), pp.145-168
- 12) 橋本秀紀, 久保田孝, 佐藤基夫, 原島文雄: 視覚情報によるマニピュレータの位置・姿勢制御 -ニューラルネットワークの利用-, 日本ロボット学会誌, Vol.8, No.4(1990), pp.390-396
- 13) 浦環, 須藤拓: 自己訓練による海中ロボットの定高度航行, 日本造船学会論文集, Vol.171(1992), pp.581-586
- 14) 藤井輝男, 浦環: ニューラルネットによる潜水艇の運動制御 -水平航行の制御への適用-, 日本造船学会論文集, Vol.166(1989), pp.503-511

- 15) 岡崎忠胤, 正司公一, 水野直樹, 大津皓平: ニューラルネットワークによる最短時間操船に関する研究, 日本航海学会論文集, Vol.97(1997), pp.155-164
- 16) 佐藤祐司, 石井弘允: 海上ニアミス回避システムのための赤外画像からの船種の判別, 計測自動制御学会論文集, Vol.34, No.1(1998), pp.48-54
- 17) 豊田和隆, 香川洸二, 安沢幸隆, 森みどり: ニューラルネットワークを利用した上部構造の振動推定に関する研究(その1), 西部造船会会報, No.97(1999), pp.125-138
- 18) 金井健: ニューラルネットワークによる船舶の推進性能推定とその船型最適化への応用, 西部造船会論文梗概, 第99回例会(1999), pp.1-6
- 19) Clausen,H.B., Lutzen,M., Friis-Hansen,A. and Bjerneboe,N.: Bayesian and Neural Networks for Preliminary Ship Design, SNAME, Marine Technology, Vol.38(2001), pp.268-277
- 20) 松村竹実: ニューラルネットワークを利用した中高速船舶の初期計画(修士論文), 東京大学工学系研究科(1998)
- 21) 松村竹実, 浦環: ニューラルネットワークを利用した中高速艇の速力性能初期推定ツールの構築, 日本造船学会論文集, Vol.181(1997), pp.221-232
- 22) 松村竹実, 浦環: ニューラルネットワークを利用した船型初期計画(第1報), 日本造船学会論文集, Vol.183(1998), pp.91-100
- 23) 松村竹実, 浦環: ニューラルネットワークを利用した船型初期計画(第2報), 日本造船学会論文集, Vol.184(1998), pp.551-560
- 24) 松村竹実, 大庭直樹: ニューラルネットワークによる滑走艇の実用的抵抗推定法 -Series62 データの汎化学習とその応用システム-, 日本造船学会論文集, Vol.196(2004), pp.47-54
- 25) 松村竹実: 技術論説「特殊船型の基本特徴とその応用」, 船の科学, Vol.53(2000), pp.58-70
- 26) 藤本隆宏: 統合型ものづくり戦略論, ものづくり経営学, 光文社新書(2007), pp.21-34
- 27) 松村竹実: 空気圧力浮上式大型高速船(テクノスーパーライナー)における動揺制御技術, 計測と制御, Vol.47(2008), pp.864-869
- 28) 大庭直樹, 松村竹実, 鈴木宏始, 山下進: ニューラルネットワークによる滑走艇の実用的抵抗推定システムの開発, 三井造船技報, No.185(2005), pp.30-37

- 29) ITTC: Waterjet Group Final Report and Recommendations to the 21st ITTC, Proceedings of the 21st ITTC (1996), pp.189-209
- 30) 松村竹実: 第5回船用プロペラに関するシンポジウム 第8章 ウォータージェット推進, 日本船舶海洋工学会推進性能研究交流会シンポジウム, Vol.1(2005), pp.2955-327
- 31) J.L.Allison: Marine Waterjet Propulsion, SNAME Transaction, Vol.101(1993), pp.275-335
- 32) 成合英樹: Water Jet 推進について, 日本造船学会誌, Vol.476(1969), pp.17-24
- 33) 上出修博: WJ 推進装置について, 日本造船学会誌, Vol.881(2004), pp.46-48
- 34) 森正彦: 船型設計, 船舶技術協会 (1997)
- 35) 谷口中, 渡辺恭二, 田村 欣也: 船型可分原理による肥大船型の新設計法, 造船協会論文集, Vol.120(1966), pp.36-45
- 36) 乾崇夫: 船型学 50 年 (8), 船の科学, Vol.44(1991), pp.56-63
- 37) 日下祐三: 高速双胴船の推進性能, 船体まわりの流れと船型開発に関するシンポジウム, 日本造船学会推進性能研究委員会第5回シンポジウム (1993), pp.299-318
- 38) Clement,E.P. and Blount,D.L.: Resistance Test of a Systematic Series of Planing Hull Forms, Trans.SNAME, Vol.71(1963), pp.491-579
- 39) 浦環, 石井和男: ニューラルネット形成時の学習領域の記憶と知識獲得, 日本造船学会論文集, Vol.171(1992), pp.587-593
- 40) Todd,F.H.: Series60 -Some Further Experiments on Single Screw Merchant Ship Forms-, Trans.SNAME, Vol.61(1953), pp.516-589
- 41) Todd,F.H. and Pien,P.C.: Series60 -The Effect upon Resistance and Power of Variation in LCB Position-, Trans.SNAME, Vol.64(1956), pp.4-68
- 42) Todd,F.H. and Pien,P.C. : Series60 -The Effect upon Resistance and Power of Variation in Ship Propotions, Trans.SNAME, Vol.65(1957), pp.445-589
- 43) 池田良穂, 他: 小型高速艇に働く流体力に関する研究, 関西造船協会誌, Vol.218(1992), pp.111-120
- 44) 横溝幸治, 池田良穂: 流体力データベースを使用した高速艇の航走姿勢シミュレーション, 関西造船協会誌, Vol.218(1992), pp.101-110

- 45) 鳥野慶一, 他: 高速小型漁船模型の曳航実験法に関する基礎的研究, 関西造船協会誌, Vol.220(1993), pp.83-95
- 46) 大隅三彦, 木原和之: 小型高速艇の推進性能の推定法, 西部造船会会報, No.75(1987), pp.36-51
- 47) 丹羽誠一: 新高速艇講座 < 43 >, 舟艇技報, No.39(1993), pp.1-13
- 48) 丹羽誠一: 新高速艇講座 < 3 >, 船舶, Vol.54 No.594(1981), pp.65-70
- 49) SNAME: SMALL CRAFT DATA SHEETS, set of 16, SNAME Technical & Research Publications:Datasheets(1967)
- 50) Hoggard,M.M.: Examining Added Drag of Planing Craft Operating in a Seaway, Paper presented to Hampton Road Section, SNAME (Nov. 1979)
- 51) Lewis: Principles of Naval Architecutre Vol.1 Stability and Strength, SNAME(1988), pp.49-51
- 52) Lewis: Principles of Naval Architecutre Vol.2 Resistance, Propulsion and Vibration, SNAME(1988), pp.94-151
- 53) D.Bailey: A Statistical Analysis of Propulsion Data Obtained from Models of High Speed Round Bilge Hulls, RINA, Second Symposium on Small Fast Warships and Security Vessels No.18(1982), pp.239-252
- 54) 丹羽誠一: 新高速艇講座 < 19 >, 船舶, Vol.56 No.621(1983), pp.62-73
- 55) 伊藤一男: 実用船舶推進論 (20), 船の科学, Vol.30(1977), pp.78-86
- 56) 小松正彦, 山口眞裕: 高速艇と性能, 日本造船学会, 日本造船学会推進性能研究委員会・高速艇研究特別委員会シンポジウム (1989), pp.75-118
- 57) 日本船舶整備公団: 公団共有船基本設計図表 (旅客船編), 日本船舶整備公団 (1986)
- 58) 海上保安庁船舶技術部技術課: 海上保安庁新造艇シリーズ (2) 30メートル型高速巡視艇について, 船舶, Vol.51 No.7(1978), pp.39-63
- 59) 海上保安庁船舶技術部技術課: 海上保安庁新造艇シリーズ (10) 130トン型巡視船”あかぎ”, 船舶, Vol.53 No.587(1980), pp.9-24
- 60) 関西造船協会: 新造船要目表, 関西造船協会誌”らん”, No.019-4(1993), pp.47-48

- 61) 関西造船協会: 新造船要目表, 関西造船協会誌”らん”, No.021-10(1993), pp.48-49
- 62) 大隅三彦: 続・中速艇の設計法 (13), 船の科学, Vol.47(1994-2), pp.51-53
- 63) 赤池弘次: 情報量基準 AIC とは何か, 数理科学, No.153(1976), pp.5-11
- 64) 関西造船協会: 新造船要目表, 関西造船協会誌”らん”, No.032-7(1996), pp.66-67
- 65) 関西造船協会: 新造船要目表, 関西造船協会誌”らん”, No.032-7(1996), pp.68-69
- 66) 関西造船協会: 新造船要目表, 関西造船協会誌”らん”, No.019-4(1993), pp.49-50
- 67) 平山万太郎: タイ国税関向け 34m 型モーターランチ”CUSTOMS 1101”, 船舶, Vol.53 No.591(1980), pp.55-63
- 68) 三保造船所: 高速船”シーホーク 2”の概要, 船舶, Vol.54 No.601(1981), pp.50-66
- 69) Lunde,J.K.: On the Linearized Theory of Wave Resistance for Displacement Ships in Steady and Accelerated Motion, Trans.SNAME, Vol.59 (1951), pp.25-76
- 70) 荻原誠功, 白勢康: 船型と推進性能, 日本造船学会, 推進性能研究委員会第 5 回シンポジウム- 船体まわりの流れと船型開発に関するシンポジウム (1993), pp.133-162
- 71) 荻原誠功: Rankine source による船体まわりの流れの近似計算法, 関西造船協会誌, Vol.190(1983), pp.107-119
- 72) 荻原誠功: 船体まわりの自由表面流れの非線形計算法, 日本造船学会論文集, Vol.157(1985), pp.34-46
- 73) 宮田秀明: 差分法による数値水波計算の可能性 (その 1) 日本造船学会誌, Vol.658(1984), pp.30-41
- 74) 宮田秀明: 差分法による数値水波計算の可能性 (その 2) 日本造船学会誌, Vol.659(1984), pp.14-21
- 75) Morton Gertler: A Reanalysis of the Original Test Data for the Taylor Standard Series, Navy Department, DTMB Report 806(1954)
- 76) Moor,D.I., Parker,M.N., and Pattulo,R.N.M. : The BSRA Methodical Series - On Overall Presentation, RINA, Vol.103 (1961)
- 77) The 45th Research Committee: Design Charts for The Propulsive Performances of High Speed Cargo Liners, The Shipbuilding Research Association of Japan (1964)

- 78) Sabit,A.S.: Regression Analysis of the Resistance Results of the B.S.R.A. Series, ISP, Vol.18, No.197 (1971), pp.3-17
- 79) 岩瀬俊一, 多賀野寛: 多賀野の方法における船体主要目と船体抵抗の関係について, 日本造船技術センター技報, Vol.11(1983), pp.39-46
- 80) 丸尾孟, 山越康行: 有限喫水を持つ極小造波抵抗船型の計算日本造船学会論文集, Vol.130(1971), pp.31-40
- 81) 鈴木和夫, 丸尾孟, 尾崎陽一: 非線型計画法による船型設計の基礎的研究 (第5報) -低速造波理論に基づく極小造波抵抗問題-, 日本造船学会論文集, Vol.154(1983), pp.1-8
- 82) 鈴木和夫, 小柴幸男: 船型計画法と線図生成, 日本造船学会, 推進性能研究委員会 第5回シンポジウム- 船体まわりの流れと船型開発に関するシンポジウム (1993), pp.163-201
- 83) 秦野 和朗, 二宮市三: B-スプラインによる補間スプライン, 情報処理, 19(1978), pp.538-545
- 84) 桜井 明, 菅野 敬祐, 吉村 和美, 高山 文雄: Cによるスプライン関数 - データ解析・CG・微分方程式 -, 東京電気大学出版局 (1993)
- 85) Jordan,M.I. and Rumelhart D.E.: Forward Models –Supervised Learning with a Distal Teacher–, Cognitive Science, 16 (1992) pp.307-354
- 86) SNAME: Cargo Ship Model Resistance Data Sheets(1966)
- 87) Prohaska,C.W.: A simple method for evaluation of the form factor and low speed wave resistance, Proceedings of 11th ITTC(1966), pp.65-66

付録A ニューラルネットワーク

A.1 ニューラルネットワークの数学モデル

ニューラルネットワークは人工知能との関連で論じられることが多いが、本研究における認識は、知能というよりもむしろ非線型超空間補間法的一种である。それは極めて単純だが非線型な振る舞いを行う小さな素子が多数寄り集まったものであり、これらの非線型素子が相互に連絡すると、全体としては思いもかけず便利な振る舞いを示すという具合である。

本論では次の PDP モデル⁹⁾を採用し、学習は誤差逆伝播法による。PDP モデルは一般に入力層と出力層それに何層かの中間層からなる階層構造を持ち、各層はニューロンにより構成される。本論では中間層 1 層の構造を持つ 3 層構造のネットワークを対象としている。第 n 層目、第 i 番目のニューロンの作用は次式で定まる。

$$u_i^n = \sum_j w_{ij}^{n-1} z_j^{n-1} + h_i^n \quad (n \geq 2) \quad (\text{A.1})$$

$$z_i^1 = u_i^1 = w_i^0 I_i + h_i^1 \quad (\text{A.2})$$

$$z_i^n = f(u_i^n) \quad (n \geq 2) \quad (\text{A.3})$$

$$f(u) = 1/(1 + \exp(-u)) \quad (\text{A.4})$$

ここに、 u_i^n : 第 n 層第 i 番目のニューロンの膜電位、 w_{ij}^{n-1} : 第 $n-1$ 層第 j 番目のニューロンから第 n 層第 i 番目のニューロンへの結合荷重、 h_i^n : 第 n 層第 i 番目のニューロンの閾値、 f : ロジスティック出力関数、 z_i^n : 第 n 層第 i 番目のニューロンの出力、 I_i : 入力、 w_i^0 : 入力から入力層のニューロンへの結合荷重、 h_i^1 : 入力層のニューロンの閾値、とする。

学習は誤差逆伝播法によって行う。ある入力に対する出力層からの最終的なネットワーク出力を o_i とし、その入力に対応する望ましい出力を t_i として、 $E = \frac{1}{2} \sum_i (t_i - o_i)^2$ で与えられる出力誤差 E を考え、 E を最小 (厳密には極小) とする様に w_{ij}^n の値を変化させる。但し学習データ t_i は $0 \sim 1$ の間に収まるように線型変換を施されているものとする。結合荷重の変化は一般化デルタルールに従い次式によって行う。すなわち w_{ij}^n の p ステップ目の変化量を $\Delta w_{ij}^n(p)$ として

$$\Delta w_{ij}^{n-1}(p+1) = \beta \delta_i^n z_j^{n-1} + \alpha \Delta w_{ij}^{n-1}(p) \quad (\text{A.5})$$

$$\delta_i^n = (t_i - o_i)f'(u_i^n) \quad \dots \text{output layer} \quad (\text{A.6})$$

$$\delta_i^n = f'(u_i^n) \sum_k \delta_k^{n+1} w_{ki}^n \quad \dots \text{hidden layer} \quad (\text{A.7})$$

以上の式を用いて繰り返し計算を行い、結合荷重を収束させる。 β 及び α は荷重変化の速度及び慣性を調整するもので、収束に問題がない限りは小さい適当な値に設定しておく。

A.2 初期計画システム各ネットの結合荷重と閾値

以下、本論で構築した各船舶の初期計画システムにおけるフォワードモデルネットワークの結合荷重行列と閾値ベクトルを掲げておく。本論中で示したプロセスに従って学習計算を収束させたものであり、節 A.1 に従って計算すれば、本論中に示した各種計算結果を再現することができる。

A.2.1 滑走艇用システム

入力パラメータの線形変換

滑走艇用初期計画システムにおける各種推定ネットと随伴ネットの入力パラメータに、線型変換を施すベクトルを次式に示す。これは全ての推定ネットと随伴ネットに共通である。また、記号等は節 3.1 及び節 A.1 に従っている。

$$w_i^0 I_i + h_i^1 = \begin{bmatrix} 0.340 & F_{\nabla} \\ 0.399 & L_{WL}/B_C \\ 14.925 & L_{CG}/L_{WL} \\ 0.348 & L_{WL} B_C / \nabla^{2/3} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -1.062 \\ -1.773 \\ -6.478 \\ -2.584 \end{bmatrix} \quad (\text{A.8})$$

剰余抵抗推定ネット (R_R/Δ) の結合荷重と閾値および出力変換

表記ネットの結合荷重行列と閾値ベクトルを以下に示す。

$$w_{ij}^1 = \begin{bmatrix} -14.126 & 3.707 & -0.621 & 0.930 \\ 0.336 & -1.830 & 0.169 & 0.038 \\ -8.968 & -0.451 & 0.116 & -0.296 \\ 0.064 & 0.216 & 0.744 & 0.896 \\ 1.524 & -2.779 & 0.433 & 0.499 \\ 13.652 & -3.180 & 14.800 & -3.020 \\ 5.307 & 0.968 & -0.227 & 0.283 \end{bmatrix} \quad (\text{A.9})$$

$$h_i^2 = \begin{bmatrix} -5.962 \\ -3.832 \\ -7.990 \\ 2.338 \\ -5.244 \\ -4.229 \\ 5.103 \end{bmatrix} \quad (\text{A.10})$$

$$w_{ij}^2 = \begin{bmatrix} -0.587 & -8.915 & -15.091 & -5.223 & 7.301 & 0.235 & -11.246 \end{bmatrix} \quad (\text{A.11})$$

$$h_i^3 = 15.108 \quad (\text{A.12})$$

$$R_R/\Delta = (f(u_i^3) - h_i^4)/w_i^3 = (f(u_i^3) - 0.000)/3.155 \quad (\text{A.13})$$

航走浸水面積推定ネット ($S_W/\sqrt{L_{WL}\nabla}$) の結合荷重と閾値および出力変換

表記ネットの結合荷重行列と閾値ベクトルを以下に示す。

$$w_{ij}^1 = \begin{bmatrix} 6.510 & -0.120 & 6.873 & 4.976 \\ -2.367 & 5.309 & 0.456 & -2.504 \\ -2.373 & 0.293 & 0.680 & -0.231 \\ 0.329 & -4.391 & -0.186 & 2.090 \\ -12.419 & 3.305 & 1.484 & 1.081 \\ -2.098 & -0.003 & 0.336 & -0.640 \\ -0.700 & 2.723 & 0.674 & -3.271 \end{bmatrix} \quad (\text{A.14})$$

$$h_i^2 = \begin{bmatrix} 0.786 \\ 2.389 \\ 1.253 \\ 8.617 \\ -3.100 \\ 1.290 \\ -5.022 \end{bmatrix} \quad (\text{A.15})$$

$$w_{ij}^2 = \begin{bmatrix} 0.112 & -0.739 & 6.525 & -12.918 & 1.198 & -5.958 & -1.902 \end{bmatrix} \quad (\text{A.16})$$

$$h_i^3 = 12.114 \quad (\text{A.17})$$

$$S_W/\sqrt{L_{WL}\nabla} = (f(u_i^3) - h_i^4)/w_i^3 = (f(u_i^3) - 0.130)/0.243 \quad (\text{A.18})$$

航走トリム推定ネット (θ) の結合荷重と閾値および出力変換

表記ネットの結合荷重行列と閾値ベクトルを以下に示す。

$$w_{ij}^1 = \begin{bmatrix} -7.053 & 1.570 & 1.008 & 0.439 \\ -11.151 & -0.480 & 0.414 & -0.140 \\ -6.605 & 1.593 & 0.983 & 0.573 \\ -2.762 & 2.812 & -1.277 & 0.795 \\ 1.599 & -0.557 & -0.369 & 0.045 \\ -14.062 & -0.165 & 0.445 & 0.075 \\ 8.832 & 0.924 & -0.354 & 0.418 \end{bmatrix} \quad (\text{A.19})$$

$$h_i^2 = \begin{bmatrix} -0.695 \\ -8.752 \\ -0.892 \\ 4.411 \\ -1.279 \\ -11.498 \\ 6.472 \end{bmatrix} \quad (\text{A.20})$$

$$w_{ij}^2 = \begin{bmatrix} 7.812 & -14.613 & -8.811 & -0.849 & -2.053 & 7.814 & -6.258 \end{bmatrix} \quad (\text{A.21})$$

$$h_i^3 = 7.174 \quad (\text{A.22})$$

$$\theta = (f(u_i^3) - h_i^4)/w_i^3 = (f(u_i^3) - 0.191)/0.051 \quad (\text{A.23})$$

浮上量推定ネット ($RISE_G/\nabla^{1/3}$) の結合荷重と閾値および出力変換

表記ネットの結合荷重行列と閾値ベクトルを以下に示す。

$$w_{ij}^1 = \begin{bmatrix} -7.294 & 0.447 & 0.340 & 0.168 \\ -5.134 & 2.698 & 0.395 & 0.939 \\ -5.081 & 2.304 & 0.474 & 0.842 \\ -6.998 & 0.780 & 0.347 & 0.320 \\ -7.332 & -0.470 & 0.341 & -0.053 \\ -2.667 & -20.175 & 2.383 & 0.537 \\ 6.040 & -2.344 & -3.056 & -9.767 \end{bmatrix} \quad (\text{A.24})$$

$$h_i^2 = \begin{bmatrix} -3.896 \\ -0.212 \\ -0.278 \\ -4.118 \\ -3.354 \\ -10.209 \\ -0.970 \end{bmatrix} \quad (\text{A.25})$$

$$w_{ij}^2 = \begin{bmatrix} -12.657 & 4.379 & -5.489 & 9.159 & 3.476 & 0.350 & 0.357 \end{bmatrix} \quad (\text{A.26})$$

$$h_i^3 = 0.441 \quad (\text{A.27})$$

$$RISE_G/\nabla^{1/3} = (f(u_i^3) - h_i^4)/w_i^3 = (f(u_i^3) - 0.318)/2.320 \quad (A.28)$$

随伴ネット (γ) の結合荷重と閾値および出力変換

表記ネットの結合荷重行列と閾値ベクトルを以下に示す。

$$w_{ij}^1 = \begin{bmatrix} 0.246 & 13.676 & 160.821 & -0.531 \\ 0.645 & -12.177 & -0.283 & 188.464 \\ 0.315 & -193.247 & 0.540 & 0.601 \\ -159.413 & 2.068 & -0.093 & 1.215 \\ -3.202 & -0.243 & 0.258 & 3.244 \\ -0.044 & 171.568 & 0.596 & 0.552 \\ 0.254 & 6.199 & -173.452 & 0.393 \end{bmatrix} \quad (A.29)$$

$$h_i^2 = \begin{bmatrix} -164.049 \\ -184.651 \\ -200.793 \\ -160.923 \\ 2.538 \\ -178.904 \\ -171.152 \end{bmatrix} \quad (A.30)$$

$$w_{ij}^2 = \begin{bmatrix} -29.112 & -34.610 & -29.559 & -33.695 & 3.970 & -25.483 & -3.589 \end{bmatrix} \quad (A.31)$$

$$h_i^3 = -2.417 \quad (A.32)$$

$$\gamma = (f(u_i^3) - h_i^4)/w_i^3 = (f(u_i^3) - 0.000)/1.000 \quad (A.33)$$

A.2.2 高速船用システム

入力パラメータの線形変換

高速船用初期計画システムにおける各種推定ネットと随伴ネットの入力パラメータに、線型変換を施すベクトルを次式に示す。プロペラ計画ネットと随伴ネットは M_n 、 F_n 、 R_n の3パラメータのみを利用するが、馬力算定ネットはさらに AR を利用する。なお、記号等は節 4.2 及び節 A.1 に従っている。

$$w_i^0 I_i + h_i^1 = \begin{bmatrix} 0.800 & M_n \\ 2.500 & F_n^{(*)} \\ 10^{-9} \times 4.000 & R_n^{(*)} \\ 2.667 & AR \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -5.400 \\ -2.000 \\ -1.400 \\ -2.333 \end{bmatrix} \quad (A.34)$$

プロペラ計画ネット (B_p^*, δ^*) の結合荷重と閾値および出力変換

プロペラ計画ネットにおいて B_p^* および δ^* を出力するネットの結合荷重行列と閾値ベクトルを次に示す。

$$w_{ij}^1 = \begin{bmatrix} -3.636 & 5.971 & 5.696 \\ 0.376 & -3.642 & -3.824 \\ 0.905 & 4.425 & 0.920 \\ 1.244 & 9.783 & 2.299 \end{bmatrix} \quad (\text{A.35})$$

$$h_i^2 = \begin{bmatrix} -7.871 \\ -2.419 \\ -1.077 \\ -3.940 \end{bmatrix} \quad (\text{A.36})$$

$$w_{ij}^2 = \begin{bmatrix} -5.569 & -3.358 & -2.792 & -1.156 \\ -7.069 & -2.154 & 2.259 & -4.750 \end{bmatrix} \quad (\text{A.37})$$

$$h_i^3 = \begin{bmatrix} 6.613 \\ 6.200 \end{bmatrix} \quad (\text{A.38})$$

$$B_P^* = (f(u_i^3) - h_i^4)/w_i^3 = (f(u_i^3) - (-0.455))/0.0909 \quad (\text{A.39})$$

$$\delta^* = (f(u_i^3) - h_i^4)/w_i^3 = (f(u_i^3) - (-1.037))/0.0370 \quad (\text{A.40})$$

プロペラ計画ネット (AR) の結合荷重と閾値および出力変換

プロペラ計画ネットにおいて AR を出力するネットの結合荷重行列と閾値ベクトルを次に示す。

$$w_{ij}^1 = \begin{bmatrix} -5.205 & 0.933 & 4.941 \\ -3.411 & 8.833 & 5.980 \\ 5.294 & -11.988 & -12.012 \\ 1.274 & -7.370 & -0.565 \end{bmatrix} \quad (\text{A.41})$$

$$h_i^2 = \begin{bmatrix} -2.786 \\ 1.199 \\ -3.005 \\ -3.126 \end{bmatrix} \quad (\text{A.42})$$

$$w_{ij}^2 = \begin{bmatrix} 5.164 & -8.790 & -6.685 & -3.028 \end{bmatrix} \quad (\text{A.43})$$

$$h_i^3 = 7.437 \quad (\text{A.44})$$

$$AR = (f(u_i^3) - h_i^4)/w_i^3 = (f(u_i^3) - (-0.667))/1.333 \quad (\text{A.45})$$

随伴ネット (γ) の結合荷重と閾値および出力変換

プロペラ計画ネットに付随させる随伴ネットの結合荷重行列と閾値ベクトルを以下に示す。

$$w_{ij}^1 = \begin{bmatrix} 3.868 & -38.657 & -17.705 \\ -37.490 & -0.948 & -25.683 \\ -8.811 & -4.723 & 7.898 \\ -4.949 & 0.199 & 3.974 \end{bmatrix} \quad (\text{A.46})$$

$$h_i^2 = \begin{bmatrix} -7.026 \\ 0.245 \\ 4.748 \\ 0.361 \end{bmatrix} \quad (\text{A.47})$$

$$w_{ij}^2 = \begin{bmatrix} -50.909 & 45.562 & 74.515 & -80.819 \end{bmatrix} \quad (\text{A.48})$$

$$h_i^3 = -46.521 \quad (\text{A.49})$$

$$\gamma = (f(u_i^3) - h_i^4)/w_i^3 = (f(u_i^3) - 0.000)/1.000 \quad (\text{A.50})$$

馬力算定ネット (C_{adm}) の結合荷重と閾値および出力変換

表記ネットの結合荷重行列と閾値ベクトルを以下に示す。

$$w_{ij}^1 = \begin{bmatrix} -5.704 & -1.734 & 3.290 & 2.216 \\ 1.464 & 0.013 & -3.407 & 2.134 \\ 5.005 & 0.143 & 0.294 & -1.789 \\ 0.714 & -0.526 & -1.338 & -1.271 \\ -4.486 & -0.554 & -2.429 & 3.424 \end{bmatrix} \quad (\text{A.51})$$

$$h_i^2 = \begin{bmatrix} 0.521 \\ -2.750 \\ 1.151 \\ -0.757 \\ -2.598 \end{bmatrix} \quad (\text{A.52})$$

$$w_{ij}^2 = \begin{bmatrix} -3.255 & -2.473 & -3.831 & -3.166 & -1.717 \end{bmatrix} \quad (\text{A.53})$$

$$h_i^3 = 5.790 \quad (\text{A.54})$$

$$C_{adm} = (f(u_i^3) - h_i^4)/w_i^3 = (f(u_i^3) - (-0.294))/0.00588 \quad (\text{A.55})$$

A.2.3 低速船用システム

入力パラメータの線形変換

低速船用初期計画システムにおける各種推定ネットと随伴ネットの入力パラメータに、線型変換を施すベクトルを次式に示す。これは造波抵抗推定ネットと随伴ネットに共通である。また、記号等は節 5.2 及び節 A.1 に従っている。

$$u_i^1 = w_i^0 I_i + h_i^1 = \begin{bmatrix} 0.667 & L/B \\ 1.429 & B/d \\ 9.091 & L_E/L \\ 18.182 & L_R/L \\ 15.385 & C_{PR} \\ 4.292 & \eta_1 \\ 5.682 & \eta_2 \\ 17.857 & \eta_3 \\ 14.309 & F_n \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -4.667 \\ -4.000 \\ -3.545 \\ -8.091 \\ -10.231 \\ -2.021 \\ -4.239 \\ -16.679 \\ -3.667 \end{bmatrix} \quad (\text{A.56})$$

一方、積分ネットの入力パラメータに線型変換を施すベクトルを次式に示す。これは造波抵抗推定ネットと随伴ネットに共通である。(要素順列が異なるのみ)

$$u_i^1 = w_i^0 I_i + h_i^1 = \begin{bmatrix} 4.292 & \eta_1 \\ 5.682 & \eta_2 \\ 17.857 & \eta_3 \\ 15.385 & C_{PR} \\ 9.091 & L_E/L \\ 18.182 & L_R/L \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -2.021 \\ -4.239 \\ -16.679 \\ -10.231 \\ -3.545 \\ -8.091 \end{bmatrix} \quad (\text{A.57})$$

造波抵抗推定ネット (r_W) の結合荷重と閾値および出力変換

表記ネットの結合荷重行列と閾値ベクトルを以下に示す。

$$w_{ij}^1 = \begin{bmatrix} -0.416 & -0.072 & -1.170 & -1.040 & -2.138 & -3.063 & 1.065 & -2.320 & -1.107 \\ -0.486 & -0.763 & -0.095 & 7.225 & 1.866 & -4.251 & -2.453 & -1.008 & 9.663 \\ -1.772 & -0.972 & 2.051 & -1.854 & -1.728 & -7.450 & -0.180 & 6.861 & 4.640 \\ -0.403 & 0.064 & -2.690 & 0.147 & 0.077 & 0.383 & -0.832 & 0.207 & -7.177 \\ 0.556 & 0.195 & 1.895 & 0.430 & 1.197 & 1.803 & -0.772 & 1.358 & 0.754 \\ -0.165 & -0.512 & -5.576 & 1.807 & 0.349 & -0.391 & -4.005 & 2.991 & 3.970 \end{bmatrix} \quad (\text{A.58})$$

$$h_i^2 = \begin{bmatrix} 1.173 \\ 2.852 \\ 4.902 \\ 3.301 \\ -2.189 \\ 2.629 \end{bmatrix} \quad (\text{A.59})$$

$$w_{ij}^2 = \begin{bmatrix} -6.086 & -0.384 & -2.302 & -2.032 & -8.663 & -1.591 \end{bmatrix} \quad (\text{A.60})$$

$$h_i^3 = 9.441 \quad (\text{A.61})$$

造波抵抗推定ネットの出力は節 B.2 に従って F_n 毎に正規化された数値が出力される。

随伴ネット (γ) の結合荷重と閾値および出力変換

表記ネットの結合荷重行列と閾値ベクトルを以下に示す。

$$w_{ij}^1 = \begin{bmatrix} -0.032 & 0.108 & -9.142 & -10.351 & -2.818 & 3.283 & 4.274 & -10.240 & -0.089 \\ 0.336 & 0.207 & -2.770 & -3.187 & -5.337 & -2.040 & -0.891 & -5.861 & 0.465 \\ 0.114 & 0.159 & 13.786 & 6.075 & 15.472 & 5.810 & 33.916 & -21.338 & -0.010 \\ 0.336 & 0.185 & 0.382 & -3.687 & -4.010 & 10.601 & -7.101 & -10.991 & 0.515 \\ -0.176 & 0.228 & -7.884 & -9.525 & -1.895 & 3.369 & 3.036 & -7.068 & -0.131 \\ 0.124 & -0.174 & 15.286 & -19.629 & -18.084 & 1.301 & 3.280 & -10.826 & 0.096 \\ 0.160 & 0.652 & 0.871 & -3.820 & -4.354 & 5.036 & -2.870 & -7.933 & 0.905 \\ 0.093 & 0.060 & 13.869 & 6.360 & 15.799 & 5.492 & 34.091 & -20.776 & -0.113 \\ 0.056 & -0.164 & 15.614 & -19.916 & -18.119 & 1.093 & 3.724 & -10.258 & -0.027 \end{bmatrix} \quad (\text{A.62})$$

$$h_i^2 = \begin{bmatrix} 23.566 \\ 8.473 \\ -1.050 \\ 16.885 \\ 19.848 \\ 16.203 \\ 1.210 \\ -0.892 \\ 16.449 \end{bmatrix} \quad (\text{A.63})$$

$$w_{ij}^2 = \begin{bmatrix} 9.886 & 0.677 & -9.649 & 1.429 & -10.224 & -8.959 & 0.158 & 9.658 & 8.909 \end{bmatrix} \quad (\text{A.64})$$

$$h_i^3 = -4.054 \quad (\text{A.65})$$

$$\gamma = (f(u_i^3) - h_i^4)/w_i^3 = (f(u_i^3) - 0.000)/1.000 \quad (\text{A.66})$$

積分ネット (C_P) の結合荷重と閾値および出力変換

表記ネットの結合荷重行列と閾値ベクトルを以下に示す。

$$w_{ij}^1 = \begin{bmatrix} 0.399 & 0.195 & 0.084 & 0.772 & -0.420 & -0.020 \\ -0.106 & -0.054 & -0.027 & 0.279 & -1.228 & -0.466 \\ -0.593 & -0.284 & -0.115 & -0.202 & 0.762 & 0.124 \\ -0.690 & 0.333 & 0.136 & 0.189 & -0.034 & -0.437 \\ -0.268 & -0.132 & -0.065 & -0.824 & 0.300 & 0.509 \end{bmatrix} \quad (\text{A.67})$$

$$w_{ij}^2 = [4.145 \quad 1.334 \quad -4.682 \quad 2.621 \quad -9.274] \quad (\text{A.68})$$

$$h_i^2 = \begin{bmatrix} -2.844 \\ -2.095 \\ -2.906 \\ -2.351 \\ -4.407 \end{bmatrix} \quad (\text{A.69})$$

$$h_i^3 = 0.0735 \quad (\text{A.70})$$

$$C_P = (f(u_i^3) - h_i^4)/w_i^3 = (f(u_i^3) - (-1.833))/3.333 \quad (\text{A.71})$$

付録B Series 60

B.1 Series 60のデータ再解析

Series 60⁴⁰⁾⁴¹⁾⁴²⁾のデータでは船長400ftの実船ベースに換算した抵抗係数 C_{TS} が数値テーブルの形式で公表されている。図5.6に示した造波抵抗係数 r_W 曲線の算出に際しては、実船ベースの抵抗係数 C_{TS} を船長20ftの模型ベースの抵抗係数 C_{TM} に逆算し、3次元解析を行っている。 C_{TS} には粗度修正係数 $\Delta C_F = 0.4 \times 10^{-3}$ が考慮されていること、及び摩擦抵抗係数 C_{F0} にはSchoenherr lineが採用されていることに留意する。

総数62隻のデータの中には低速部の試験が実施されていないものもあり、低速接線法、低速点法による形状影響係数 K の決定は難しい。ここでは式(B.1)に基づくProhaska⁸⁷⁾の方法を採用し、 F_n が0.11～0.19の低中速領域のデータを利用して客観的に決定する。なお式(B.1)中 $n = 6$ とし、最小二乗法にて係数 a を決定する。

$$\frac{C_{TM}}{C_{F0M}} = (1 + K) + a \frac{F_n^n}{C_{F0M}} \quad (\text{B.1})$$

また解析に際してデータは3階2次のBスプラインで補間し、学習データ用の r_W は F_n の0.009刻みで算出しておく。

なお表5.4に示した8隻の未学習船型試験データに関しても同様の解析手法で r_W を算出している。

B.2 Series 60の造波抵抗係数範囲

造波抵抗係数 r_W の出力範囲を設定するB-スプライン曲線を具体的に示す。

N 個のデータ点 $(F_{n1}, r_{W1}), \dots, (F_{nN}, r_{WN})$ を通る $k - 1$ 次のスプライン関数は次式のように示される。

$$r_W(F_n) = \sum_{i=1}^N \alpha_i B_{i,k}(F_n) \quad (\text{B.2})$$

$$B_{i,k}(F_n) = \frac{F_n - q_i}{q_{i+k-1} - q_i} B_{i,k-1}(F_n) + \frac{q_{i+k} - F_n}{q_{i+k} - q_{i+1}} B_{i+1,k-1}(F_n) \quad (\text{B.3})$$

$$B_{i,1}(F_n) = \begin{cases} 1 & (q_i \leq F_n < q_{i+1}) \\ 0 & (F_n < q_i, F_n \geq q_{i+1}) \end{cases} \quad (\text{B.4})$$

$$q_1 = q_2 = \dots = q_k = F_{n1} \quad (\text{B.5})$$

$$q_{i+k} = (F_{ni} + F_{ni+k})/2, \quad (i = 1, \dots, N - k) \quad (\text{B.6})$$

$$q_{N+1} = q_{N+2} = \dots = q_{N+k} = F_{nN} \quad (\text{B.7})$$

上限の境界線に関しては $k = 3$ の 2 次スプラインで、 $0.186 \leq F_n \leq 0.326$ の範囲にある $N = 7$ 個のデータ点で定義しており、次にその座標と対応する係数 α_i を示す。

$$[F_{ni}, r_{Wi}, \alpha_i] = \begin{bmatrix} 0.186 & 3.5 & 3.500 \\ 0.210 & 8.0 & 5.566 \\ 0.233 & 15.5 & 15.554 \\ 0.256 & 22.8 & 23.113 \\ 0.280 & 28.0 & 28.169 \\ 0.303 & 31.7 & 32.803 \\ 0.326 & 34.0 & 34.000 \end{bmatrix} \quad (\text{B.8})$$

下限の境界線に関しても同様の $k = 3$ の 2 次スプラインで、 $0.233 \leq F_n \leq 0.326$ の範囲にある $N = 5$ 個のデータ点で定義している。次にその座標と対応する係数 α_i を示す。

$$[F_{ni}, r_{Wi}, \alpha_i] = \begin{bmatrix} 0.233 & 0.00 & 0.000 \\ 0.256 & 0.22 & -0.105 \\ 0.280 & 1.10 & 1.069 \\ 0.303 & 2.15 & 2.551 \\ 0.326 & 2.50 & 2.500 \end{bmatrix} \quad (\text{B.9})$$

なお $F_n < 0.233$ における下限は 0.0 としている。