オンボードデータを用いた統計的船舶性能推定手法の応用

—オンボード計測指針取得及び船舶性能分布の予測—

正員 古 池 健 太*   正員 箕 浦 宗 彦**

Application of a statistical prediction method of ship performance by using onboard measurement data
- Provision of a guideline for onboard measurement and prediction of ship performance distribution -

by Kenta Koike, Member   Munehiko Minoura, Member

Summary

Global warming and other environmental problems are common threads in each industry. In the field of international maritime, for example, the development of low-resistance ship and energy-saving devices, the optimization of shipping schedule, and the development of new energy resources are done. It is important that the performance of a ship in actual seas is predicted accurately in those developments. The authors have proposed in the previous paper a statistical method to estimate the correlation between sea states and ship responses for a short time by using onboard measurement data. The correlation can be represented as the conditional probability density function (PDF) with Principal Component Analysis (PCA) which is one of the multi-variable analyses. We can accurately estimate the statistics of ship responses by using the conditional PDF. The onboard measurement data include various information such as nonlinearities and fluid mutual interferences. Therefore, there is a possibility that the statistical method based on the onboard measurement data will be applied to various purposes other than the estimation of ship responses.

The present paper proposes two applications of the statistical method based on the onboard measurement data. The first is the application to the effective onboard measurement, the second is the application to the prediction of ship performance distribution. The ship performance distribution is defined as the probability distribution of ship responses corresponding to the voyage condition. In the first application, an attempt is made to find the onboard data with strong correlation to ship responses by analyzing the result of PCA in detail. If we can find those onboard data, the effective onboard measurement will become possible. In the second application, it is investigated whether the ship responses corresponding to the change of navigation can be estimated by using the correlation between sea states and ship responses obtained from the onboard measurement data. If we can estimate the ship responses corresponding to the change of navigation, the planning of the voyage will be made possible by using the correlation.

1. 緒 言

地球温暖化をはじめとする環境問題はいまや各産業界共通のテーマであり、例えば GHG 排出量削減に向けた取り組みが盛んに実施されている。国際海運の分野においても例外ではなく、低抵抗船の開発・省エネルギー装置の開発・運航の最適化・新エネルギーの開発実用化など多くのアプローチで取り組まれているが、それらの取り組みにおいて、船舶の実海域性能を精度よく把握することが重要となる。

実海域を航海する船の運動、荷重、抵抗増加などの船体応答は、船速や海気象によって変化するが、オンボードデータ（船上計測データ）には理論計算では十分に計算できない非線形性、流体の相互干渉、流体構造間の連成影響など含めて

全ての情報が含まれているため、信頼性の高い船体応答の推定・評価にはその利用が有効と考えられる^{1),2)}。オンボードデータ解析は、就航後の事後解析として船舶の性能を検証し、保守計画、設計へのフィードバックや運航支援など幅広い利用が考えられる³⁾。著者らは、オンボードデータから短期海象中における入力と出力の関係、つまり、航海を経て得られる海気象と船体応答の統計量の関係を確率的に見出す手法を提案してきた⁴⁾。それは、主成分分析を利用して海気象と短期船体応答量の相関関係を、条件付き確率密度関数として統計解析的に推定する手法である。なお、確率密度関数を同定後は、あらゆる遭遇海象に対して船体応答量の推定が可能となる。前報では、航海シミュレーションで得られた遭遇海象と平均船速低下量の時系列データをオンボードデータとみなし、遭遇海象を条件とする平均船速低下量の確率密度関数を求め、その確率密度関数を利用して精度よく船速低下量を推定できることを示すとともに、オンボードデータの有効性を確認した。この手法は、オンボードデータを利用して、短期海象中での入力と出力の関係を統計的に見出す方法で

* (株) サノヤス・ヒシノ明昌

** 大阪大学大学院工学研究科

あるが、前報のように出力（船速低下量）の推定に利用するだけでなく、例えば出力に影響の大きい入力（抽出、あるいは出力のコントロールなど）応用範囲は広いと考えられる。

そこで本報では、前報で提案した統計的推定手法の応用方法について検討を行った。一つはオンボード計測指針取得への適用、もう一つは船舶性能分布の予測への利用である。船舶性能分布とは、ある運航条件（入力）に対応する船体応答量（出力）の発生確率分布と定義する。前者は特定性能推定に対して計測すべきオンボードデータの指針取得を目的に、統計解析的手法で利用した主成分分析に着目する。主成分分析はデータの特徴抽出及び次元圧縮を目的とする多変量解析手法であり、分析により変数間の相関関係を把握することができるため、入力と出力の関係を詳細に分析することで、推定あるいは評価したい性能（出力）に相関の強いオンボードデータ（入力）を見出せる可能性がある。後者は運航条件（入力）が変化した場合の船体応答量（出力）への影響を把握することができるか調査を行った。船体応答量への影響を捉えることができれば、入力を制御することで目標とする出力を得ることも可能となり、例えば、航海計画への利用が期待できる。なお、本研究ではオンボードデータとして、航海シミュレーションで得られたデータに加えて、SR217 研究⁵⁾で実船計測された実際のオンボードデータも使用した。

2. オンボード計測指針取得への適用

オンボードデータを実際に取得する場合、目的に応じて実船計測機器を搭載することになるが、無駄な計測機器の設置は非効率である。また、設置する機器の種類や数、設置位置等⁶⁾によって得られるデータが変わってしまい、推定あるいは評価の結果が異なることがあれば問題である。それらを防止するためには、対象となる性能に対して、計測すべきデータの指針が必要であり、指針があれば例えば効率的な計測機器の設置など、より効果的なオンボード計測だけでなく船体応答の推定・評価精度向上への貢献も期待できる。そこで著者が提案している統計解析手法において、オンボードデータに対して行った主成分分析の結果を用いて相関関係を分析し、特定の船体応答性能に対して影響の大きいオンボードデータを見出すことを試みる。そして、相関の大きいオンボードデータだけを抽出し、それらを用いて船体応答の推定を行い、その推定精度を検証する。抽出したオンボードデータのみを用いて精度よく船体応答を推定することができれば、これらのオンボードデータが特定の船体応答に影響の大きい変量と評価でき、オンボード計測時の一つの指針となる。

2.1 主成分負荷量による分析

2.1.1 独立成分モデル

短期海象中における船体運動の標準偏差や平均船速低下量などの船体応答の統計量を短期船体応答量と定義する。著者らがこれまで提案してきた実海域性能の統計的推定手法は、航海を経て得られる海気象と短期船体応答量の相関を、条件付確率密度関数として推定する手法である。そこでは、まず、オンボード計測される短期海象中の遭遇海象や短期船体応答量 x_i （例えば、波高や平均船速低下量）を標準化した変数を z_i とし、互いに相関を有する z_i を成分とするベクトル $\mathbf{z}$ に対して、結合行列 $\mathbf{W}$ を用いて独立な成分 s_i の線形和で次のように表現する。

$$\mathbf{z} = \mathbf{W}\mathbf{s} \quad (1)$$

そして、それぞれ分解した独立成分の確率密度関数を単独に決定し、それらを組み合わせて、条件付確率密度関数を推定してきた。なお、 $\mathbf{W}$ は独立成分分解することにより求めることができるが、前報同様、分析手法として確立されている主成分分析にて代用する。この主成分分析の結果を解析し、各主成分 s_i と各オンボードデータ x_i 、すなわち z_i との相関関係を分析する。

2.1.2 主成分負荷量

主成分分析の場合、主成分と元の変数（今回の場合、オンボードデータ）の相関指標として主成分負荷量がある。（2）式の混合行列 $\mathbf{W}$ の逆行列を $\mathbf{W}^{-1} = \mathbf{A} = [a_{ij}]$ と定義すれば、 $\mathbf{s}$ の成分 s_i は

$$s_i = \sum_{j=1}^n a_{ij} z_j \quad (2)$$

で表わされる。なお、 $[a_{ij}]$ はベクトル $\mathbf{z}$ の共分散行列の固有ベクトルとして与えられる。この第 m 主成分 s_m と標準化したオンボードデータの成分 z_p との間の主成分負荷量 r_{smz_p} は次のように定義される。

$$r_{smz_p} = \frac{\sigma_{s_m z_p}^2}{\sigma_{s_m} \sigma_{z_p}} \quad (3)$$

ここで、 $\sigma_{s_m}, \sigma_{z_p}$ はそれぞれ s_m, z_p の標準偏差であり、 $\sigma_{s_m z_p}^2$ は共分散を表わす。これらは $\mathbf{z}$ の共分散行列の固有値 λ_i 、固有ベクトル a_{ij} を用いて

$$\sigma_{s_m z_p}^2 = \lambda_m a_{mp} \quad (4)$$

$$\sigma_{s_m}^2 = \lambda_m \quad (5)$$

さらには標準化により $\sigma_{z_p} = 1$ であるから(3)式の主成分負荷量は

$$r_{smz_p} = \sqrt{\lambda_m} a_{mp} \quad (6)$$

となる。なお、主成分負荷量 r_{smz_p} の絶対値が大きい場合、主成分とオンボードデータの相関が強いことを表わす。主成

分負荷量によりオンボードデータと主成分の相関を把握し、さらにはそれを応用して、推定したい特定の性能に相関の強いオンボードデータを見出すことを試みる。

2.2 船速低下を対象にした分析

2.2.1 船速低下量の主成分負荷量分析

北太平洋を往復する大型コンテナ船の航海シミュレーションで得られたオンボードデータを用いて、例として、船速低下量に相関の強いオンボードデータを見出すことを試みる。このデータは、日本と北アメリカを結ぶ北太平洋航路を航海するコンテナ船の2時間ごと1年間の時系列データである。往路、復路とも約8日間の航海日数、日本及び北アメリカで約1週間の停泊を仮定した。従って、1ヶ月で1往復の航海となり、合計12往復のデータである（データ数は1つの船体応答量あたり約2,500個）。オンボード計測される遭遇海象として8成分（うねり波高 H_s 、うねり周期 T_s 、うねり波向 χ_s 、風浪波高 H_w 、風浪周期 T_w 、風浪波向 χ_w 、風速 V 、風向 χ_v ）、船体運動として6成分（前後揺れ ξ_1 、左右揺れ ξ_2 、上下揺れ ξ_3 、横揺れ ξ_4 、縦揺れ ξ_5 、船首揺れ ξ_6 ）、船速低下量 δU を用いた(7)式で示す変数に対して主成分分解を行った。なお、航海シミュレーションで扱う船速低下量は、全て自然減速を対象としており、意識的減速は考慮していない。

$$\begin{aligned} x_1 &= H_s, x_2 = T_s, x_3 = H_w, x_4 = T_w, x_5 = V, \\ x_6 &= H_s \cos \chi_s, x_7 = H_s \sin \chi_s, x_8 = T_s \cos \chi_s, \\ x_9 &= T_s \sin \chi_s, x_{10} = H_w \cos \chi_w, x_{11} = H_w \sin \chi_w, \\ x_{12} &= T_w \cos \chi_w, x_{13} = T_w \sin \chi_w, x_{14} = V \cos \chi_v, \\ x_{15} &= V \sin \chi_v, x_{16} = \xi_1, x_{17} = \xi_2, x_{18} = \xi_3, \\ x_{19} &= \xi_4, x_{20} = \xi_5, x_{21} = \xi_6, x_{22} = \delta U \end{aligned} \quad (7)$$

また、(7)の全ての変数に対して次の標準化を行い z_i を定義する。

$$z_i = \frac{x_i - \mu_i}{\sigma_i} \quad (8)$$

ただし、 μ_i, σ_i は、それぞれ x_i の平均と標準偏差である。ここでは、船速低下量 $z_{22}(x_{22})$ を推定あるいは評価するために必要なオンボードデータを見出すことを例に考えるので、主成分分解の結果得られた各主成分 s_i と z_{22} の主成分負荷量 $r_{s_i z_{22}}$ を(6)式を用いて求める。さらに、第 i 主成分 s_i の主成分負荷量の絶対値が全ての主成分負荷量の絶対値の総和に占める割合 c_i を(9)式のように定義する。

$$c_i = \frac{|r_{s_i z_{22}}|}{\sum_{j=1}^{22} |r_{s_j z_{22}}|} \quad (9)$$

このパラメータ c_i により、船速低下量と各主成分の相関の強弱を評価する。各主成分に対して c_i を求め、 c_i の値の大きいもの、つまり船速低下量 z_{22} との相関が強い主成分順に並

べたものを Fig.1 に示す。あわせて c_i 値を順に累積した結果も示している。今回、この累積値が 95%達成するために必要な 16 個の主成分のみ船速低下量 z_{22} へ影響があるとみなした(6個の主成分を除外した累積主成分負荷量は 95.6%)。ここまでの一連の流れを Fig.2 に示す。

Fig. 1 Analysis of c_i (Selection of the influential component to ship speed loss).

Fig. 2 The flow of the selection of s_i with a strong correlation to the ship speed loss.

続いて、これら 16 個の主成分と船速低下を除くオンボードデータ $z_1, \dots, z_{21}$ との主成分負荷量を求め、オンボードデータの成分毎に主成分負荷量絶対値の和 $R_{s_{z_i}} (i = 1, \dots, 21)$ を求

めた.

$$R_{sz_i} = \sum_{m=1}^{22} |\sqrt{\lambda_m} a_{mi}| \quad (10)$$

(m ≠ 9, 11, 15, 19, 20, 22)

R_{sz_i} の大きいもの、つまり‘船速低下量と相関の強い主成分’と関連が強い‘オンボードデータ’を順に並べたものを Fig.3 に示す. R_{sz_i} の大きいオンボードデータが、船速低下への寄与が大きいデータと解釈し、 R_{sz_i} を計測すべきデータの取捨選択を評価する指標として扱う. 一連の流れを Fig.4 に示す.

Fig. 3 Analysis of R_{sz_i} (Selection of the influential onboard parameter to ship speed loss).

2.2.2 船速低下量の統計的推定

前小節で求めた主成分負荷量絶対値の和 R_{sz_i} の最も大きいオンボードデータは $R_{sz_{20}}$ (縦揺れ)である. そこで、 $R_{sz_{20}}$ の値の 95% 範囲内に含まれるオンボードデータに、船速低下を含めた(11)式に示す7成分を抽出しこれらのオンボードデータのみを使用して、前報⁴⁾のノンパラメトリック手法に基づき船速低下量の統計量を推定する.

Fig. 4 The flow of the selection of z_i with a strong correlation to the ship speed loss.

$$\begin{aligned} x_1 &= H_s, \quad x_2 = T_s, \quad x_{14} = V \cos \chi_v, \quad x_{17} = \xi_2, \\ x_{18} &= \xi_3, \quad x_{20} = \xi_5, \quad x_{22} = \delta U \end{aligned} \quad (11)$$

具体的には、(8)式を用いて標準化した z_i に対して、主成分分解を行い独立な成分 s_i に分解し、成分 s_i の確率密度関数 $r_i(s_i)$ を(12)式で表されるカーネル密度関数⁷⁾

$$r_i(s_i) = \frac{1}{nh_i} \sum_{j=1}^n \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \exp \left\{ -\frac{(s_i - s_j)^2}{2h_i^2} \right\} \quad (12)$$

及びバンド幅 h_i

$$h_i = 1.059 \sigma_i n^{-1/5} \quad (13)$$

を用いて推定する. ここで、 n は観測データの個数、 σ_i は密度関数 $r_i(s_i)$ を正規分布で表した時の標準偏差である. これらノンパラメトリックに推定した独立成分の確率密度関数を用いて、標準化された船速低下量の条件付き確率密度は

Fig. 5 Expectation and 90% confidence interval of mean ship speed loss.

$$p_{\delta U}(\delta U|H_s, T_s, V \cos \chi_v, \xi_2, \xi_3, \xi_5) = \frac{r(\mathbf{s})}{\sigma_{22} \int_{-\infty}^{\infty} r(\mathbf{s}) d\mathbf{z}_{22}} \quad (14)$$

で表される。ここで

$$r(\mathbf{s}) = r_1(s_1)r_2(s_2)r_{14}(s_{14})r_{17}(s_{17})r_{18}(s_{18})r_{20}(s_{20})r_{22}(s_{22}) \quad (15)$$

である。遭遇海象3成分（うねり波高 H_s ，うねり周期 T_s ，風速の進行方向成分 $V \cos \chi_v$ ）及び船体運動3成分（左右揺れ ξ_2 ，上下揺れ ξ_3 ，縦揺れ ξ_5 ）を条件とする船速低下量の統計量として平均値及び90%信頼区間を推定した。推定結果を Fig.5 に示す。破線はオンボード計測された平均船速低下量，推定した低下量は丸印，信頼区間は縦棒で示している。それぞれの値は，条件付き確率密度関数から次の通りに求められる。

[平均]

$$E[\delta U] = \int_0^{\infty} \delta U \cdot p_{\delta U}(\delta U|H_s, T_s, V \cos \chi_v, \xi_2, \xi_3, \xi_5) d\delta U \quad (16)$$

[90%信頼区間]

$$0.05 \leq P_{\delta U}(\delta U_1 < \delta U < \delta U_2|H_s, T_s, \dots, \xi_5) \leq 0.95 \quad (17)$$

ここで

$$P_{\delta U}(\delta U_1 < \delta U < \delta U_2|H_s, T_s, \dots, \xi_5) = \int_{\delta U_1}^{\delta U_2} p_{\delta U}(\xi|H_s, T_s, \dots, \xi_5) d\xi \quad (18)$$

抽出した(11)式に示すパラメータだけで概ねオンボードデータの傾向を捉える事ができており，今回抽出したオンボードデータが本船の船速低下量を推定する際に，注力して計測すべきデータと考えることができ，統計手法を応用することで計測すべきデータ選定への利用が期待できる。

2.3 船体応力を対象にした分析

本節では，航海シミュレーションで得られる理想的なデータではなく，実船計測されたオンボードデータを対象に分析を行い，実際のオンボードデータに対しても計測データ指針の取得が可能であることを示す。実船計測されたオンボードデータとして，日本船舶技術協会（旧日本造船研究協会）が1992年から1996年にかけて行ったSR217「実船計測における横部材の荷重・応力計算法の検証」研究で計測されたデータを使用し，船体応力に相関の強いオンボードデータを見出すことを試みる。オンボードデータの計測インターバルは4時間間隔で30分間の標準偏差と平均値が計測されている。実船計測データは，船体運動として6成分（ロール角標準偏差 ξ_1 ，ピッチ角標準偏差 ξ_2 ，船体中央部前後方向加速度標準偏差 ξ_3 ，船体中央部左右方向加速度標準偏差 ξ_4 ，船体中央部上下方向加速度標準偏差 ξ_5 ，船首部上下方向加速度標準偏差

ξ_6 ），船速低下量 ξ_7 ，船首部から1/3部分の縦曲げワーピング応力 ξ_8 であり，7航海分のこれらオンボードデータ（データ数は1つの船体応答量あたり約1,300個）に対して主成分分解を行い，先に行った船速低下量のととき同様の方法で船体応力 $\mathbf{z}_8(\xi_8)$ に影響の大きい主成分を抽出した。船速低下量 ξ_7 については，計画速力24knotからの低下量という定義にとどめ，自然減速，意識的減速等の区別はしていない。なお，今回も累積主成分負荷量が95%達成するために必要な主成分が船体応力に影響があるとみなした。抽出した主成分は $s_i(i=1, \dots, 5)$ の5つで累積主成分負荷量は99.0%である（Fig.6）。

さらに，これら5個の主成分と，船体応力を除くオンボードデータ $\mathbf{z}_1, \dots, \mathbf{z}_7$ との主成分負荷量を求め，オンボードデータの成分毎に主成分負荷量絶対値の和 $R_{sz_i}(i=1, \dots, 7)$ を求めた。結果を Fig.7 に示す。

Fig.6 Analysis of c_i (Selection of the influential component to warping stress).

Fig. 7 Analysis of R_{sz_i} (Selection of the influential onboard parameter to warping stress).

R_{sz_i} の最も大きいオンボードデータである R_{sz_4} （船体中央部左右方向加速度標準偏差）の値の95%範囲内に含まれるオンボードデータ4成分を抽出し，船体応力を加えた5成分を

使用して船体応力の統計量（平均値及び90%信頼区間）を推定した。抽出したオンボードデータはロール角標準偏差 ξ_1 、船体中央部左右方向加速度標準偏差 ξ_4 、船体中央部上下方向加速度標準偏差 ξ_5 、船速低下量 ξ_7 である。推定結果を Fig.8 に示す。破線はオンボード計測された船体応力、丸印は推定値、縦棒は信頼区間である。航海シミュレーションデータを使用した例と同様に、概ねオンボードデータの傾向を捉える事ができており、実船計測されたデータに対しても有効である事が確認できる。

3. 船舶性能分布の予測

運航者の立場にたつと、運航実績に基づくオンボードデータは、航海の安全確保やエネルギー効率の良い運航のための航海支援データ⁸⁾として有効活用されることが期待される。例えば海気象に対する船速低下の応答特性は、到着時間を推定したり、あるいは最適な航路を選択する際の核となるものであるが、これを理論計算だけで正確に求めることは難しい。しかし、オンボードデータから推定される応答特性には、理論計算では十分に解明できない情報も含んでいるため、オンボードデータを活用することで、あらゆる海気象に対する船速低下の応答特性を推定することが可能となり、航海計画への利用が期待される。

本章では、穏やかな海象下を航走中、意識的に船速を低下させた場合の船体応力の変化を推定する。オンボードデータとして前章に引き続き SR217 の実船計測データを使用し、まず運航条件（船速低下）と応答特性（船体応力）の相関を推定する。両者の相関関係を求めることができれば、例えば船速低下量をコントロールすることで目標の船体応力分布を得ることも可能となる。例えば、意識的に減速させた時の船体応力を推定することができれば、船舶の応力負担軽減を意図した航海計画が可能となり、オンボードデータを活用し

た船の生涯にわたる性能管理も期待できる。

3.1 意識的減速させたときの船体応力の確率密度関数

本節では、穏やかな海象下において意識的に船速を低下させたときの船体応力の確率分布の推定方法を検討するために、SR217 の実船計測データのなかで船速低下量 ξ_7 及び船首部縦曲げワーピング応力 ξ_8 を取り上げる。なお、計測された船速低下量は対水船速である。ここで、船体応力の確率密度関数 $p_{\xi_8}(\xi_8)$ は、船速低下量を条件とする船体応力の条件付確率密度関数 $p_{\xi_8}(\xi_8|\xi_7)$ と船速低下量の確率密度関数 $p_{\xi_7}(\xi_7)$ を用いて、その定義より次式で与えられる。

$$p_{\xi_8}(\xi_8) = \int_{-\infty}^{\infty} p_{\xi_8}(\xi_8|\xi_7)p_{\xi_7}(\xi_7) d\xi_7 \quad (19)$$

これは、船速低下量 ξ_7 と船体応力 ξ_8 の関係を表しており、 $p_{\xi_8}(\xi_8|\xi_7)$ 及び $p_{\xi_7}(\xi_7)$ はオンボードデータから推測することができる。ここで、意識的に船速を低下させるということはオンボードデータから得られる船速低下量の確率密度関数 $p_{\xi_7}(\xi_7)$ の分布の形を変えることと同意であり、その場合(19)式に従い船体応力 $p_{\xi_8}(\xi_8)$ の分布形も変わるため、意識的に船速を低下させたときの船体応力の推定が可能となる。しかし、(19)式には海象に関する情報が入っていないために、推定した船体応力が、厳しい海象に遭遇したことによる船速低下に起因する応答量なのか、穏やかな海象下での意識的減速に起因する応答量なのか特定できない。それを特定させるためには、船速低下量 ξ_7 と船体応力 ξ_8 だけで表される(19)式は不十分であり、海象もしくは海象と相関の強いオンボードデータと船速低下量との結合確率密度関数を考慮する必要がある。

そこで、SR217 実船計測データのなかで海象と相関の強いオンボードデータとして船首部上下方向加速度標準偏差 ξ_6 を用いることとし、船速低下量 ξ_7 との結合確率密度 $p_{\xi_6, \xi_7}(\xi_6, \xi_7)$ 及び ξ_6, ξ_7 を条件とした船体応力の条件付確率密度関数 $p_{\xi_8}(\xi_8|\xi_6, \xi_7)$ を用いて船体応力の確率密度関数 $p_{\xi_8}(\xi_8)$ を表す。条件付確率密度の定義より、船体応力の確率

Fig. 8 Expectation and 90% confidence interval of warping stress.

密度関数 $p_{\xi_8}(\xi_8)$ は次式で表される．

$$p_{\xi_8}(\xi_8) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} p_{\xi_8}(\xi_8|\xi_6, \xi_7) p_{\xi_{67}}(\xi_6, \xi_7) d\xi_6 d\xi_7 \quad (20)$$

この場合、意識的に船速を低下させるということはオンボードデータから得られる結合確率密度 $p_{\xi_{67}}(\xi_6, \xi_7)$ の分布の形を変えることと同意であり、そのときの $p_{\xi_8}(\xi_8)$ が意識的に船速を低下させた場合の船体応力の確率密度関数となる．

3.2 意識的減速させたときの船体応力分布の推定

3.2.1 オンボードデータの船体応力確率密度関数

最初にオンボードデータから得られる船体応力の確率密度関数 $p_{\xi_8}(\xi_8)$ を(20)式を用いて求める．SR217の実船計測データから船首部上下方向加速度標準偏差 ξ_6 、船速低下量 ξ_7 及び船首部縦曲げワーピング応力 ξ_8 を抽出するが、ここでは統計的に処理しやすくするために次の対数変換を行い、

$$x_6 = \ln \xi_6, \quad x_7 = \ln \xi_7, \quad x_8 = \ln \xi_8 \quad (21)$$

さらに、(8)式を用いて標準化した $z_i (i = 6, 7, 8)$ に対して、3変数の主成分分解を行い独立な成分 $s_i (i = 6, 7, 8)$ に分解し、成分 s_i の確率密度関数 $r_i(s_i)$ を(12)式のカーネル密度関数を用いて推定する． $r_i(s_i)$ は互いに独立なので、条件付確率密度関数 $p_{\xi_8}(\xi_8|\xi_6, \xi_7)$ は

$$\begin{aligned} p_{\xi_8}(\xi_8|\xi_6, \xi_7) &= \frac{p_{\xi_{678}}(\xi_6, \xi_7, \xi_8)}{\int_{-\infty}^{\infty} p_{\xi_{678}}(\xi_6, \xi_7, \xi_8) d\xi_8} \\ &= \frac{r_6(s_6)r_7(s_7)r_8(s_8)}{\sigma_8 \xi_8 \int_{-\infty}^{\infty} r_6(s_6)r_7(s_7)r_8(s_8) dz_8} \end{aligned} \quad (22)$$

と表される．ここで、 σ_8 はワーピング応力の標準偏差である．一方、船首部上下方向加速度と船速低下量の結合確率密度関数 $p_{\xi_{67}}(\xi_6, \xi_7)$ は

$$p_{\xi_{67}}(\xi_6, \xi_7) = p_{s_{67}}(s_6, s_7) \left| \frac{\partial(s_6, s_7)}{\partial(z_6, z_7)} \right| \left| \frac{\partial(z_6, z_7)}{\partial(\xi_6, \xi_7)} \right| \quad (23)$$

である．右辺の行列式はヤコビアンであり、(1)式の結合行列 $\mathbf{W}$ 及び独立成分の確率密度関数 $r_i(s_i)$ 、船首部上下方向加速度と船速低下量各々の標準偏差 $\sigma_i (i = 6, 7)$ を用いて、

$$p_{\xi_{67}}(\xi_6, \xi_7) = r_6(s_6)r_7(s_7)|\mathbf{W}^{-1}| \frac{1}{\sigma_6 \xi_6 \sigma_7 \xi_7} \quad (24)$$

と表わすことができる．なお、 $|\mathbf{W}^{-1}| = 1$ であるから、結合確率密度関数 $p_{\xi_{67}}(\xi_6, \xi_7)$ は

$$p_{\xi_{67}}(\xi_6, \xi_7) = \frac{r_6(s_6)r_7(s_7)}{\sigma_6 \xi_6 \sigma_7 \xi_7} \quad (25)$$

となる．以上より、オンボードデータから推定した独立成分 s_i の確率密度関数 $r_i(s_i)$ のみを用いて表される(22)式及び(25)式を(20)式に代入することにより船体応力の確率密度関数 $p_{\xi_8}(\xi_8)$ を求めることができる．Fig.9にオンボードデータから求めた船首部上下方向加速度と船速低下量の結合確率密

度関数 $p_{\xi_{67}}(\xi_6, \xi_7)$ をコンター図の形で示す．

また船体応力の確率密度関数 $p_{\xi_8}(\xi_8)$ を Fig.10 に破線で示す．

Fig. 9 Joint probability distribution of the vertical acceleration and the ship speed loss obtained from the onboard measurement data

Fig. 10 Probability density function of the warping stress

3.2.2 意識的減速させたときの船体応力確率密度関数

意識的減速に対応した新たな結合確率密度 $p_{\xi_{67}}(\xi_6, \xi_7)$ を定義し(20)式に代入すれば、それに対応した新たな船体応力、すなわち穏やかな海象下で船速低下させたときの船体応力の確率密度関数を推定することができる．

ここでは船首部上下加速度の標準偏差が 0.025g 以下となる状況で、船速の平均が 23knot 以下（船速低下量の平均が 1knot 以上）となる操船を行う場合を考え、Fig.9 で表されるオンボードデータから求めた船首部上下方向加速度と船速低下量の結合確率密度関数 $p_{\xi_{67}}(\xi_6, \xi_7)$ をFig.11のように変化させたときの船体応力の確率密度関数を推定した．Fig.11 で表される結合確率密度関数 $p_{\xi_{67}}(\xi_6, \xi_7)$ を(20)式に代入して得られた船体応力の確率密度関数を Fig.10 に実線で示す．Fig.11 より船首部上下加速度が一定以上大きな値をとらな

いような状況で船速を意識的に減少させると船体応力も減少する様子が推定されていることがわかる。以上より、オンボードデータから運航条件と船体応答特性の相関関係を推定することができれば、運航条件をコントロールすることにより目標の船体応力を得ることが可能となり、オンボードデータを航海支援データとして航海計画に利用することができる。

Fig. 11 Joint probability distribution of the vertical acceleration and the ship speed loss corresponding to the deliberate ship speed loss

4. 結言

運航実績に基づくオンボードデータには、理論で説明できない情報も含まれており、信頼性の高い船体応答の推定や就航船の事後評価など、その利用価値は高いと考えられる。そこで、著者らが提案している、オンボードデータを用いた統計的性能推定手法について、性能推定以外の応用方法について検討を行った。一つは、オンボード計測時の指針取得への適用、もう一つは性能分布予測による航海計画への利用である。前者については、オンボードデータに対して行った主成分分析の結果得られる主成分とオンボードデータの相関関係を詳細に分析することによって、推定したい特定性能に影響の大きいオンボードデータを抽出することを試みた。これら抽出したオンボードデータだけを用いて、船体応答を統計的に推定したところ、概ね良く推定できており、これら抽出したデータを船体応答に影響の大きいパラメータとみなすことができる。すなわち、この情報はオンボード計測時の一つの指針となり、効率的なオンボード計測への貢献が期待できる。

一方、後者については、オンボードデータから運航条件と船体応答特性の相関を求め、運航条件を変化させたときの応答特性を推定した。一例として、穏やかな海象下を航行中、

意識的に船速を低下させたときの船体応力を統計的に推定したところ、船速の低下に応じて船体応力も減少する様子を推定することができた。従って、運航条件をコントロールして目標の船体応答特性を得ることもでき、オンボードデータを用いた統計手法を応用した航海計画への利用も期待できる。

今後は、さらに多くの種類、多くの船種の実測データを用いた検証を行い、今回提案した応用方法の信頼度を向上させる必要がある。

謝 辞

本研究を進めるにあたり、種々の議論をいただきました大阪大学・内藤 林名誉教授に感謝いたします。

参 考 文 献

- 1) Tadao Y, Yasuo S, Kazunori T, Sho T, Kenjiro T and Takashi W : An Analysis Method of Voyage Data, 関西造船協会誌 No.219, 1993, pp.111-121.
- 2) 廣田和義, 松本光一郎, 高岸憲重, 折原秀夫, 吉田尚史 : 実海域実船計測による Ax-Bow 効果の評価, 関西造船協会誌 No.241, 2004, pp.33-40.
- 3) 箕浦宗彦, 内藤 林 : 実船モニターシステムを用いた船体応答の長期予測, 関西造船協会誌 No.234, 2000, pp.125-135.
- 4) 箕浦宗彦, 古池健太 : オンボードデータを用いた実海域性能の統計的推定, 日本船舶海洋工学会論文集 (投稿中)
- 5) 日本造船研究会第 217 研究部会 : 実船計画による横部材の荷重・応力計算法の検証 平成 7 年度報告書 (総合報告書), 社団法人日本造船研究協会, 1996.
- 6) 藤原敏文, 佐々木紀幸 : 実海域における風影響評価に関する検討, 日本船舶海洋工学会講演論文集, 第 8 号, 2009, pp.331-334.
- 7) ジェフリー S・シモノフ著, 竹澤邦夫・大森宏訳 : 平滑化とノンパラメトリック回帰への招待, 農林統計協会, 1990, pp.47-57.
- 8) 山口雄三, 内藤 林 : 大洋航行の自動化, 船の運航自動化技術 運動性能委員会第 8 回シンポジウム (日本造船学会), 1991, pp.29-57.