

第81回実海域推進性能研究会
2021年7月5日 zoom

モニタリングデータによる 船舶の統計的実海域性能解析

大阪大学 箕浦宗彦

発表内容

- 研究目的
- 統計モデル、解析手法
- 疑似オンボードモニタリングデータの解析
- 結言

研究目的

- 実海域オンボードモニタリングデータによる統計的性能解析法を開発する。本統計モデルでは船型やプロペラ・機関特性等は用いない。
- 従来、主機出力（軸出力）の成分分解に取り組んできたが、それに加えて、主機回転数、主機トルク、プロペラ推力、およびそれらの外乱に起因する増加量についても成分分離を試みる。
- 新たに入力変数のスケーリングを導入し、また交差検証を有効に利用して、解析精度の向上をはかる。
- 実海域性能シミュレーションデータを疑似オンボードモニタリングデータとして、提案の手法の有効性を示す。

統計モデル

統計モデル

$$f(\xi) = \hat{f}(\xi) + \varepsilon$$

入力変数: $\xi = [J_{rc}, J_{ra}, J_{wm}, J_s, J_o]^T$
解析対象: $\hat{f}$
モデル誤差: ε

Case1: 対地船速に対する性能解析

Case2: 主機回転数に対する性能解析

入力変数 ξ

		Case1	Case2
J_{rc}	Current component	V_{rcx}, V_{rcy}	V_{cx}, V_{cy}
J_{ra}	Wind component	V_{rax}, V_{ray}	V_{ax}, V_{ay}
J_{wm}	Wave/motion component	$H_{1/3}, C_x, C_y$	$H_{1/3}, C_x, C_y$
J_s	Speed component	V_s	N_e
J_o	Operation component	β, d	β, d
解析対象 $\hat{f}$			
対地船速モデル			$\hat{f} = \hat{V}_s(\xi)$
主機回転数モデル		$\hat{f} = \hat{N}_e(\xi)$	
主機トルクモデル		$\hat{f} = \hat{Q}_e(\xi)$	$\hat{f} = \hat{Q}_e(\xi)$
プロペラ推力モデル		$\hat{f} = \hat{T}_p(\xi)$	$\hat{f} = \hat{T}_p(\xi)$
主機出力モデル		$\hat{f} = \hat{P}_e(\xi)$	$\hat{f} = \hat{P}_e(\xi)$

平均波速

$$C_x = \frac{g}{2\pi} T_{01} \cos \chi$$

$$C_y = \frac{g}{2\pi} T_{01} \sin \chi$$

斜航角 β
喫水 d

統計モデルの詳細

統計モデル

$$f(\xi) = \hat{f}(\xi) + \varepsilon$$

多変量カーネル回帰モデル $\hat{f}(\xi) = \exp \left\{ \sum_{j=1}^n \alpha_j k(\mathbf{x}, \mathbf{x}^{(j)}) \right\}$

多項式カーネル関数

$$k(\mathbf{x}, \mathbf{x}^{(j)}) = (\mathbf{x}^T \mathbf{x}^{(j)} + 1)^p$$

独立化とスケーリング

$$\mathbf{x} = \mathbf{R}\mathbf{W}\xi$$

指数関数を使ったモデル化

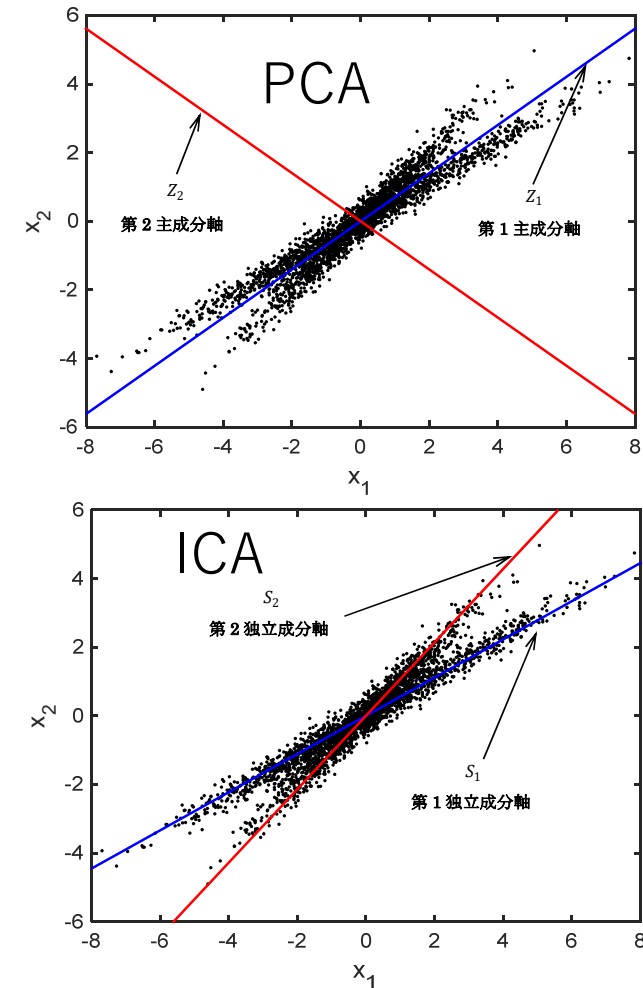
解析対象 $(V_s, N_e, Q_e, T_p, P_e)$ の正值性を満足し、 $\xi = \mathbf{0}$ 近傍に滑らかに漸近する。

Wによる独立化（直交化）の効果

入力に対する分解能が最大となり、解析精度が向上する。

Rによるスケーリングの効果

多項式カーネルの $\mathbf{x}^T \mathbf{x}^{(j)}$ の大きさを大きくても1程度とする。この結果、次数 p を大きくできる。次数 p が大きいとカーネル関数の表現力が増す。 $\mathbf{R}$ は $\mathbf{x}$ のそれぞれの成分の最大値を1にする対角行列。



回帰係数の導出とパラメータの決定

回帰係数の導出

$$\text{損失関数 } R(\alpha) = \underbrace{(\mathbf{y} - \mathbf{K}\alpha)^T (\mathbf{y} - \mathbf{K}\alpha)}_{\text{二乗残差項}} + \underbrace{\lambda \alpha^T \mathbf{K} \alpha}_{\text{正則化項}} \xrightarrow{\text{minimize}} \alpha = (\mathbf{K} + \lambda \mathbf{I})^{-1} \mathbf{y}$$

$$\mathbf{y} = \begin{Bmatrix} y^{(1)} \\ y^{(2)} \\ \vdots \\ y^{(n)} \end{Bmatrix} \quad \mathbf{K} = \begin{bmatrix} k(\mathbf{x}^{(1)}, \mathbf{x}^{(1)}) & k(\mathbf{x}^{(1)}, \mathbf{x}^{(2)}) & \dots & k(\mathbf{x}^{(1)}, \mathbf{x}^{(n)}) \\ k(\mathbf{x}^{(2)}, \mathbf{x}^{(1)}) & k(\mathbf{x}^{(2)}, \mathbf{x}^{(2)}) & \dots & k(\mathbf{x}^{(2)}, \mathbf{x}^{(n)}) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ k(\mathbf{x}^{(n)}, \mathbf{x}^{(1)}) & k(\mathbf{x}^{(n)}, \mathbf{x}^{(2)}) & \dots & k(\mathbf{x}^{(n)}, \mathbf{x}^{(n)}) \end{bmatrix} \quad \alpha = \begin{Bmatrix} \alpha_1 \\ \alpha_2 \\ \vdots \\ \alpha_n \end{Bmatrix}$$

モニタリングデータ

正則化項：わざと鈍らせる

正則化パラメータ λ とカーネル次数 p の決定

交差検証 (Leave-one-out cross validation (1個ぬきCV)) により、 λ と p を決定する。

- λ と p は統計モデルの精度に係る
- p が大きいほどカーネル関数の表現力は増す
- λ が小さいほど学習データとの誤差は小さくなるが、汎化性は悪くなる (未知データへの対応力がさがる)
- λ が大きいほど学習データとの誤差は大きくなるが、汎化性は良くなる (未知データへの対応力があがる)

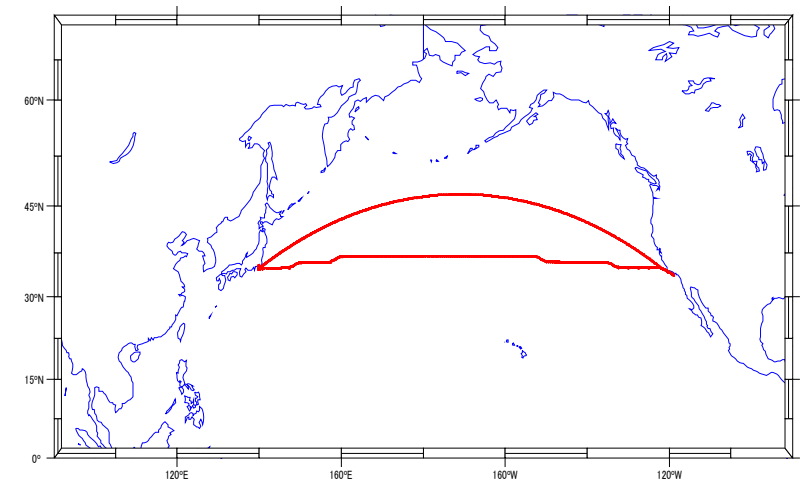
オンボードモニタリングデータ

実海域性能シミュレーションデータ（擬似オンボードモニタリングデータ）

- 日本－北米間（北太平洋航路）を航海するコンテナ船
- $(L_{PP} \times B \times D = 230.0\text{m} \times 32.2\text{m} \times 19.0\text{m})$
- 運航速度25knot, 沿岸域10knot前後
- 海気象が厳しい場合は、段階的に主機回転数を下げる（船速を下げる）
- 1時間ごとの短期船体応答量（平均, 分散など）
- RIOS（The Research Initiative on Oceangoing Ships）を利用
- 喫水の変化あり

データ精査の条件

- 対水船速が5knot以下は削除
- 対水船速と対地船速の比が0.5以下または2以上は削除
- 平均波周期が3秒以下は削除
- 平均舵角からの振れ幅が2.5deg以上を削除
- 平均斜航角からの振れ幅が10deg以上を削除
- 解析対象がゼロ以下は削除



交差検証 (CV) によるパラメータの決定

- p が大きいほどカーネル関数の表現力は増す。

カーネル関数

$$k(\mathbf{x}, \mathbf{x}^{(j)}) = (\mathbf{x}^T \mathbf{x}^{(j)} + 1)^p$$

- λ が大きいほど学習データとの誤差は大きくなるが、汎化性は良くなる。

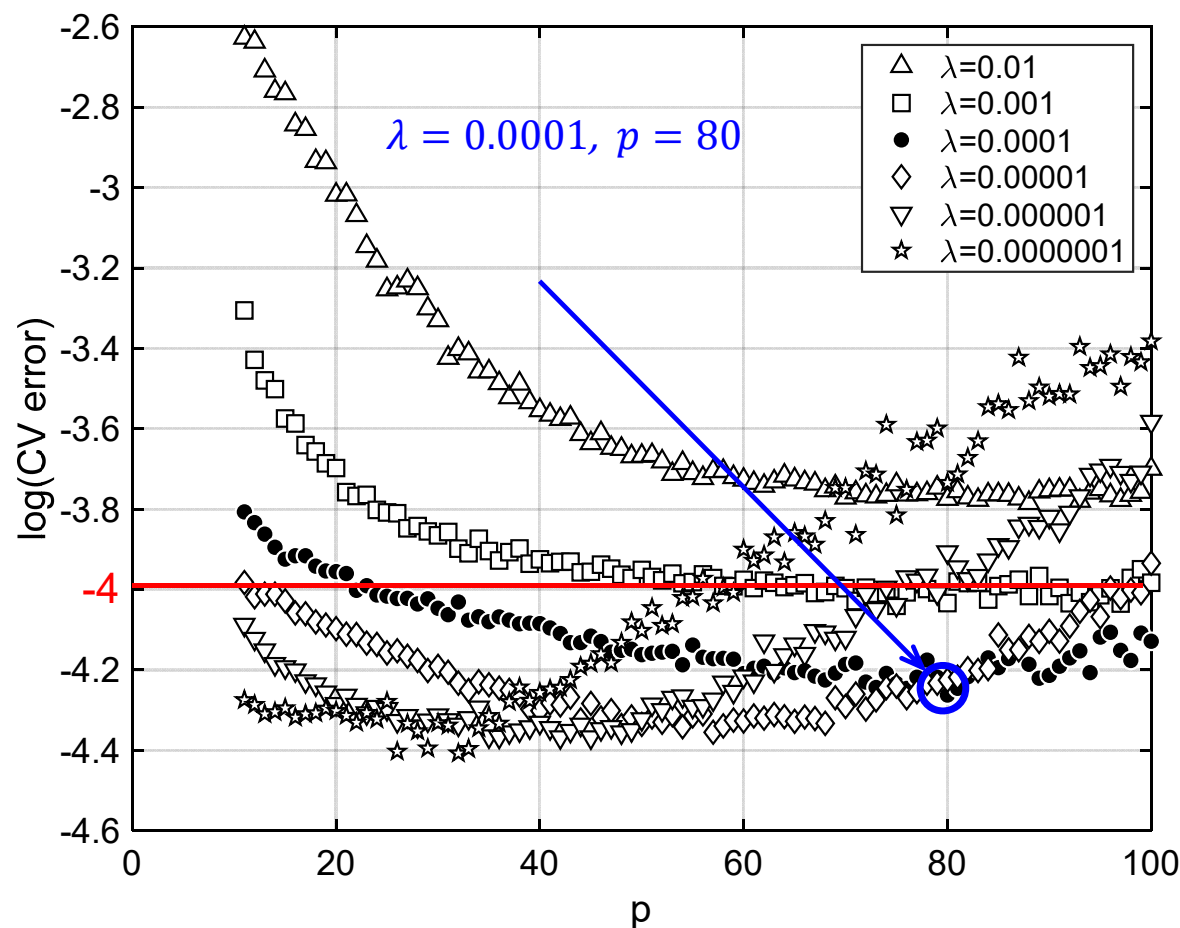
損失関数

$$R(\boldsymbol{\alpha}) = (\mathbf{y} - \mathbf{K}\boldsymbol{\alpha})^T (\mathbf{y} - \mathbf{K}\boldsymbol{\alpha}) + \lambda \boldsymbol{\alpha}^T \mathbf{K} \boldsymbol{\alpha}$$

パラメータ決定の方針

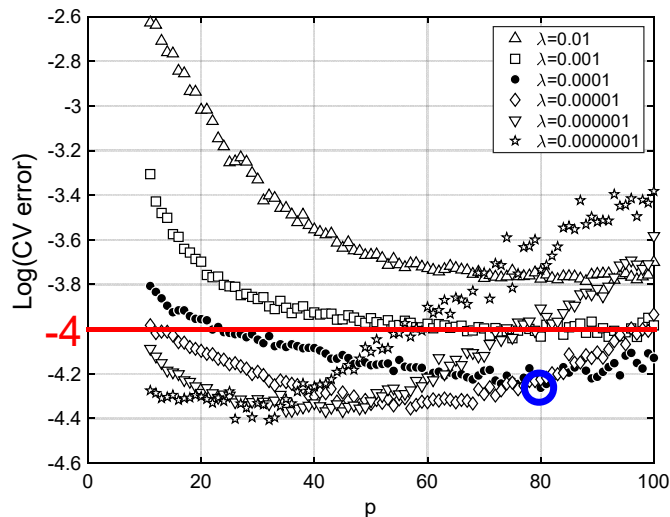
CV誤差 $\leq 10^{-4}$ 、 $\lambda \geq 0.0001$ の条件で
CV誤差が最小となる λ と p を選択

主機出力モデルの交差検証誤差 (CV誤差)



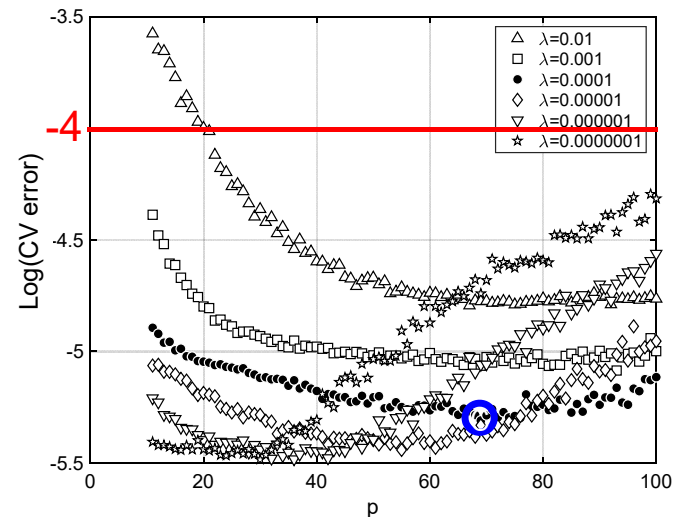
Case1：対地船速に対する性能解析

主機出力モデルのCV誤差



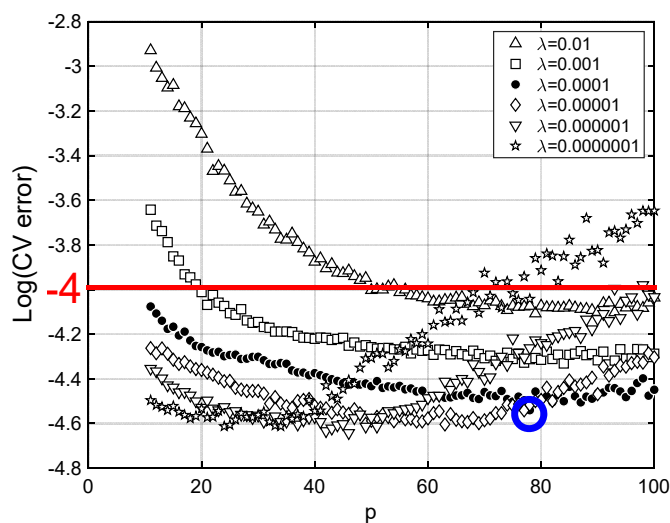
$\lambda = 0.0001, p = 80$

主機回転数モデルのCV誤差



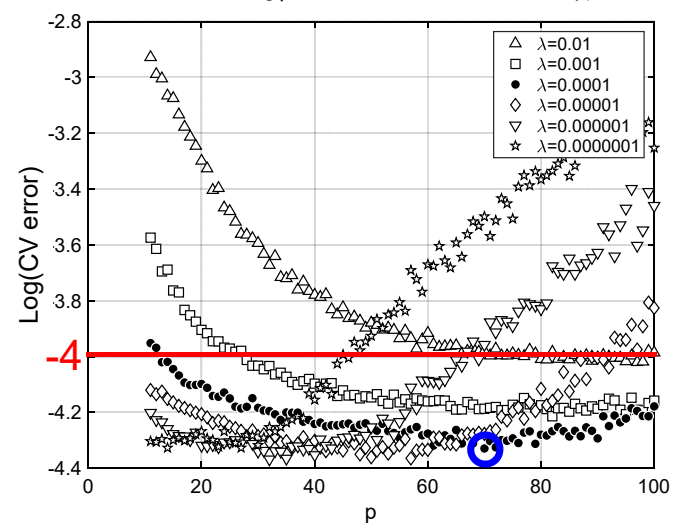
$\lambda = 0.0001, p = 69$

主機トルクモデルのCV誤差



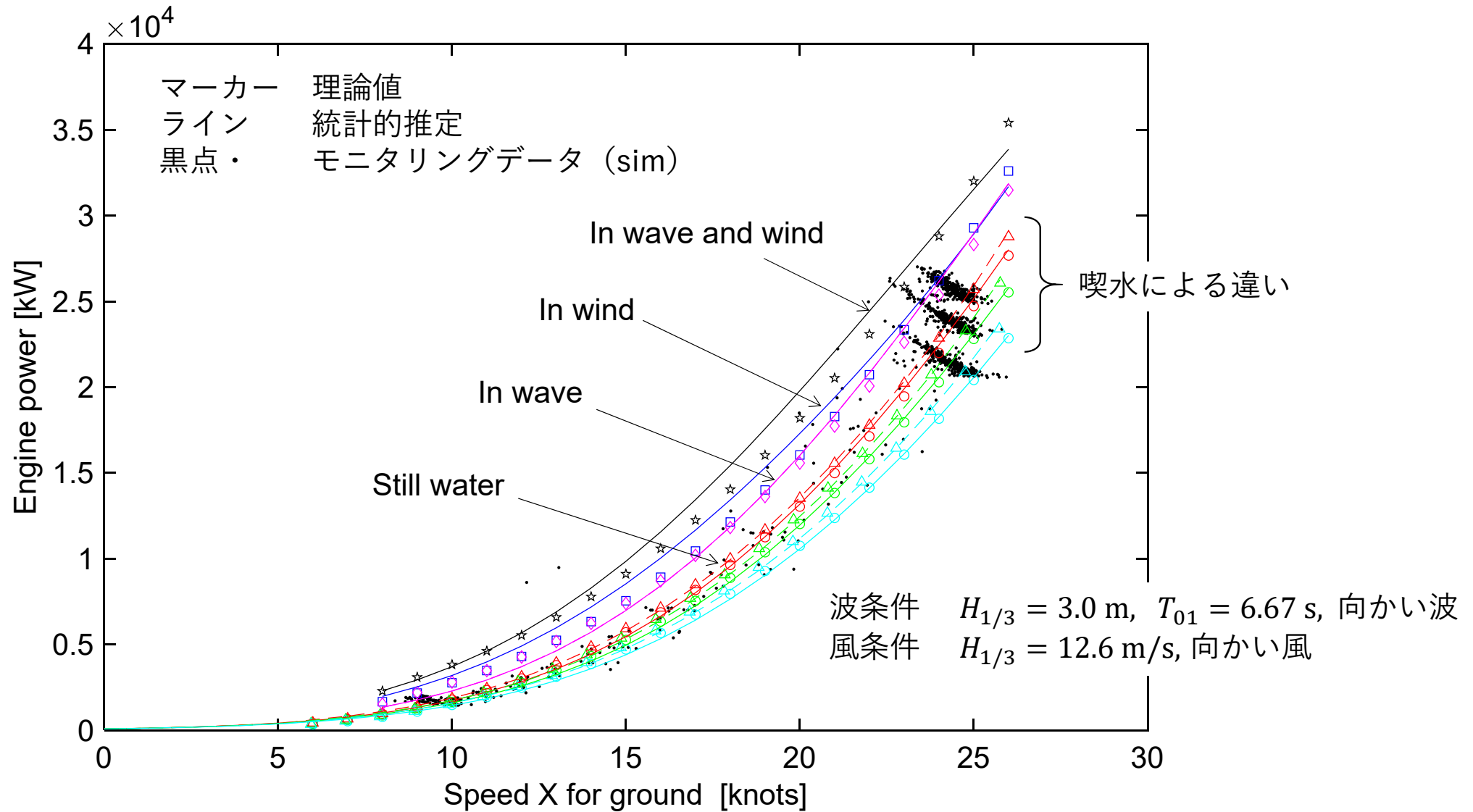
$\lambda = 0.0001, p = 78$

プロペラ推力モデルのCV誤差

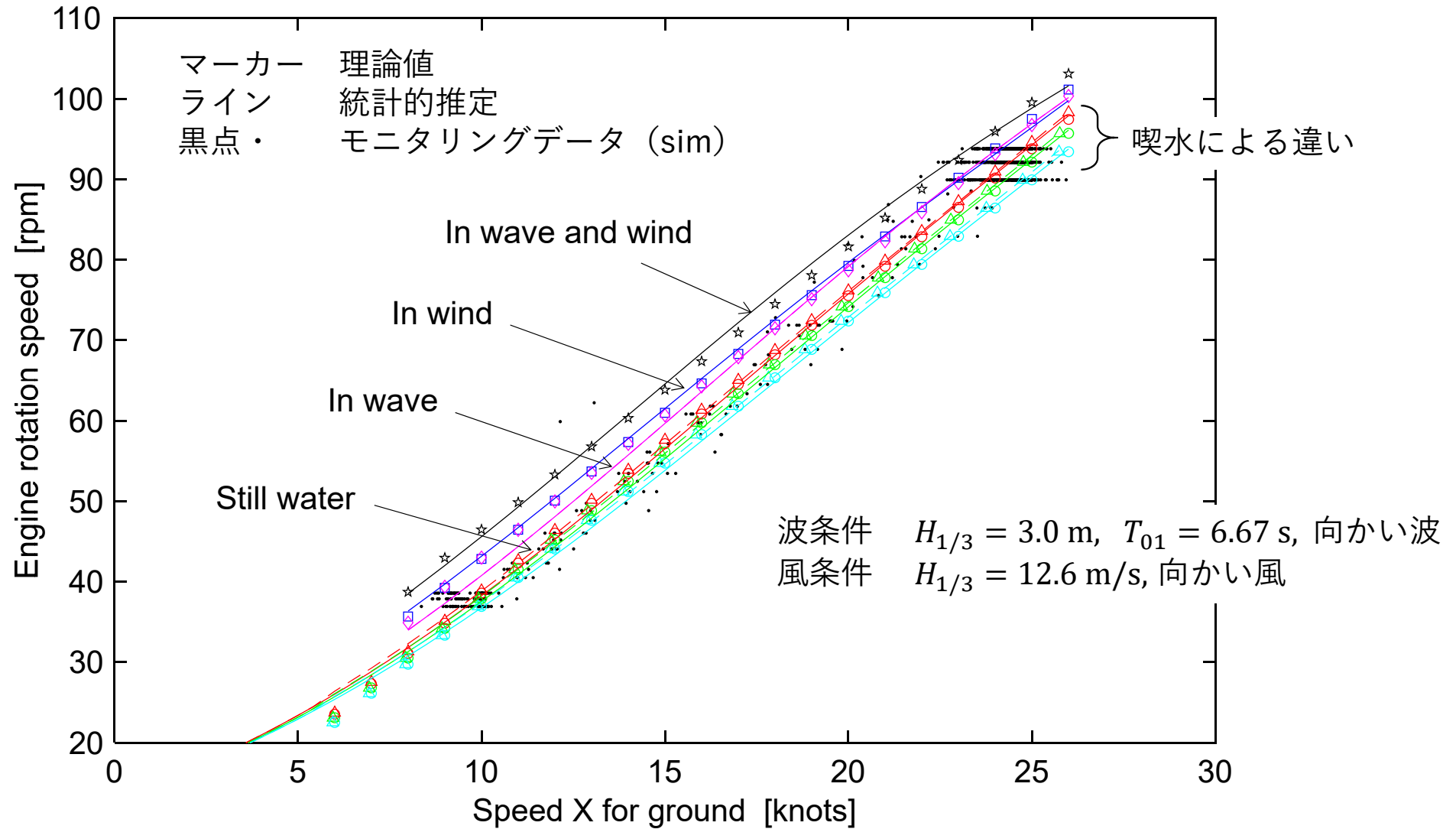


$\lambda = 0.0001, p = 70$

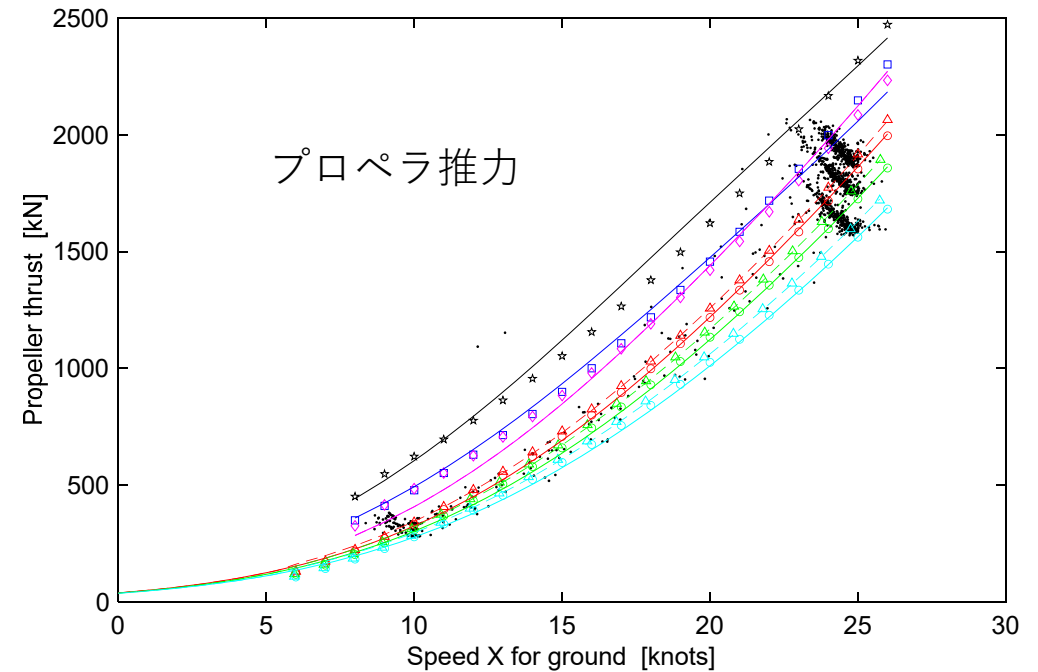
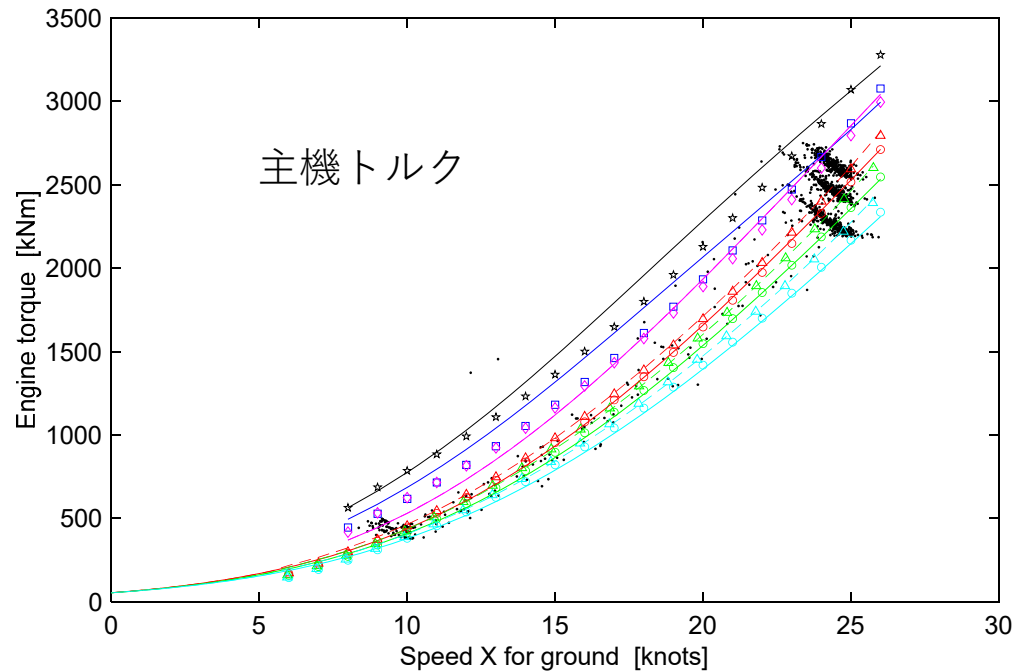
Case1：対地船速に対する性能解析



Case1：対地船速に対する性能解析

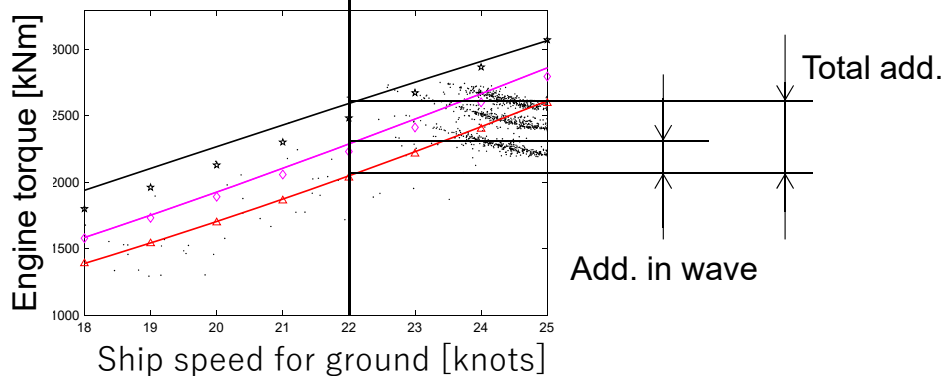
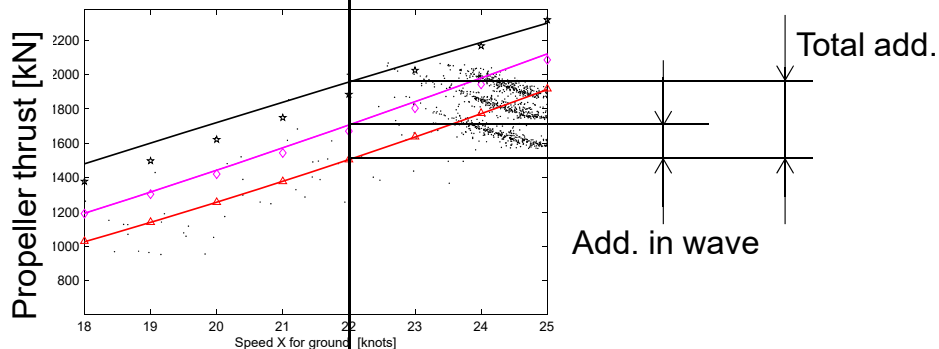
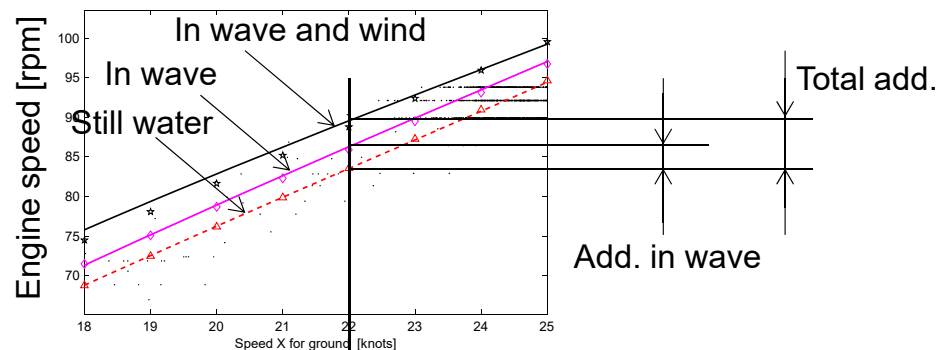
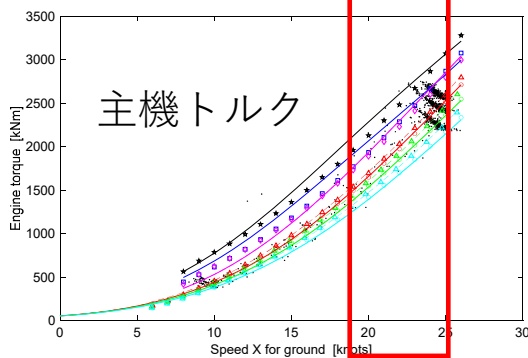
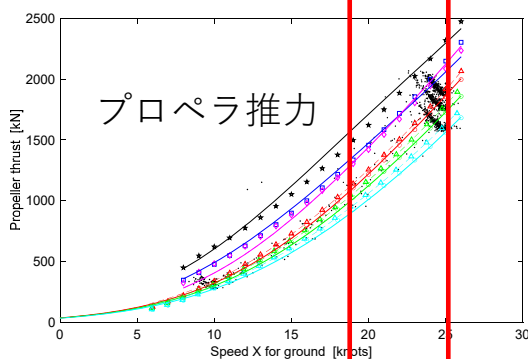
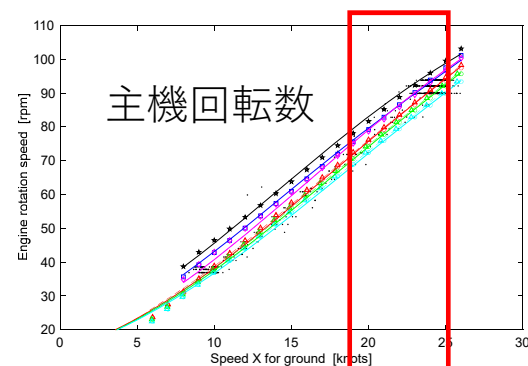


Case1：対地船速に対する性能解析



- 平水中性能は、喫水の変化にも対応して、正確に推定できる。
- 波風による増加量の推定は不正確。その結果としてトータルの増加量の推定も不正確。
- シミュレーションであるため波風のモニタリングデータは正確に与えられる。
- 波風による増加量は平水中の諸量に比べて小さいため、統計的な分解能も小さくなる。
- 風と波の強い相関性も影響していると考えられる。

Case1：対地船速に対する性能解析



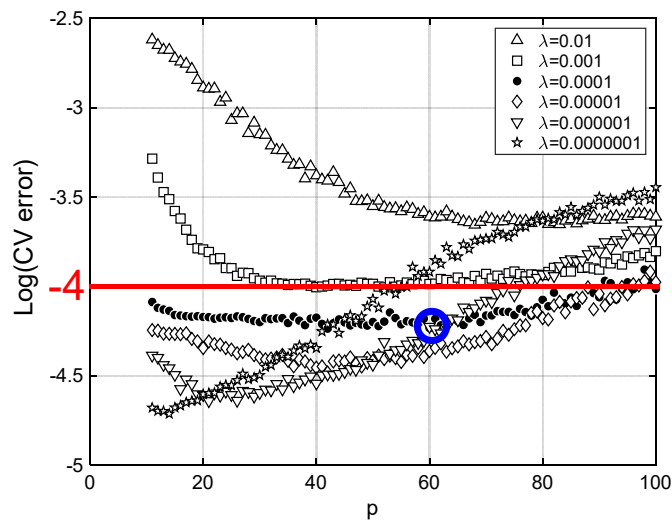
船速を固定したときの、波風による

- 主機回転数
- プロペラ推力
- 主機トルク

の増加量を示すことができる。

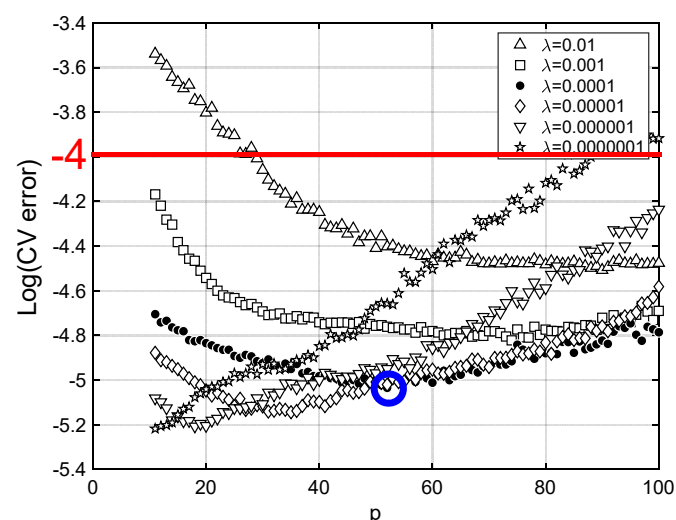
Case2：主機回転数に対する性能解析

主機出力モデルのCV誤差



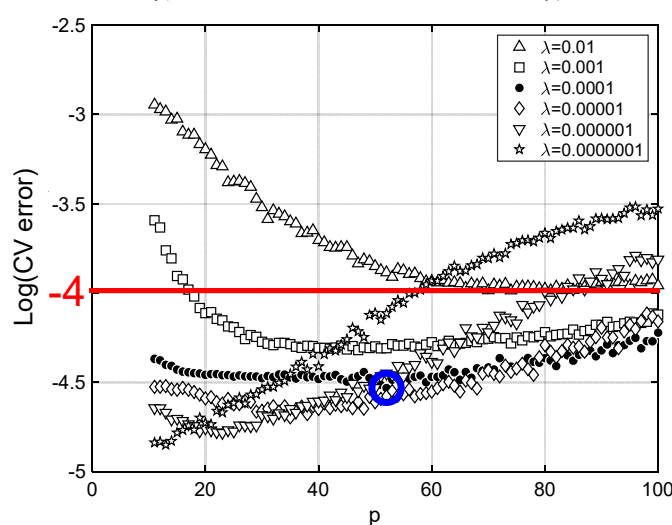
$\lambda = 0.0001, p = 60$

対地船速モデルのCV誤差



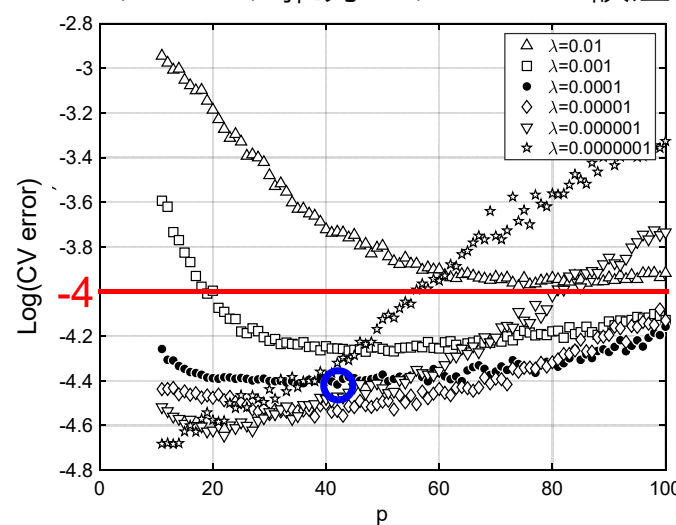
$\lambda = 0.0001, p = 52$

主機トルクモデルのCV誤差



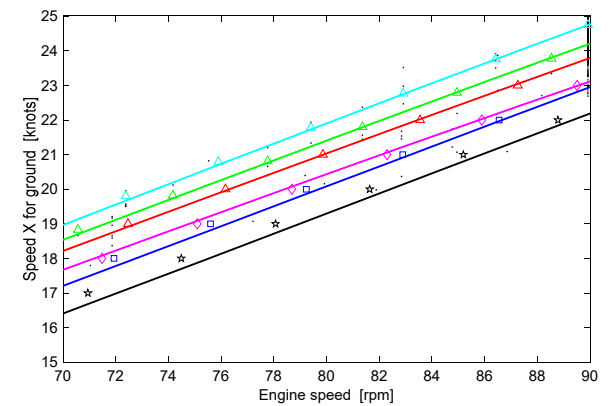
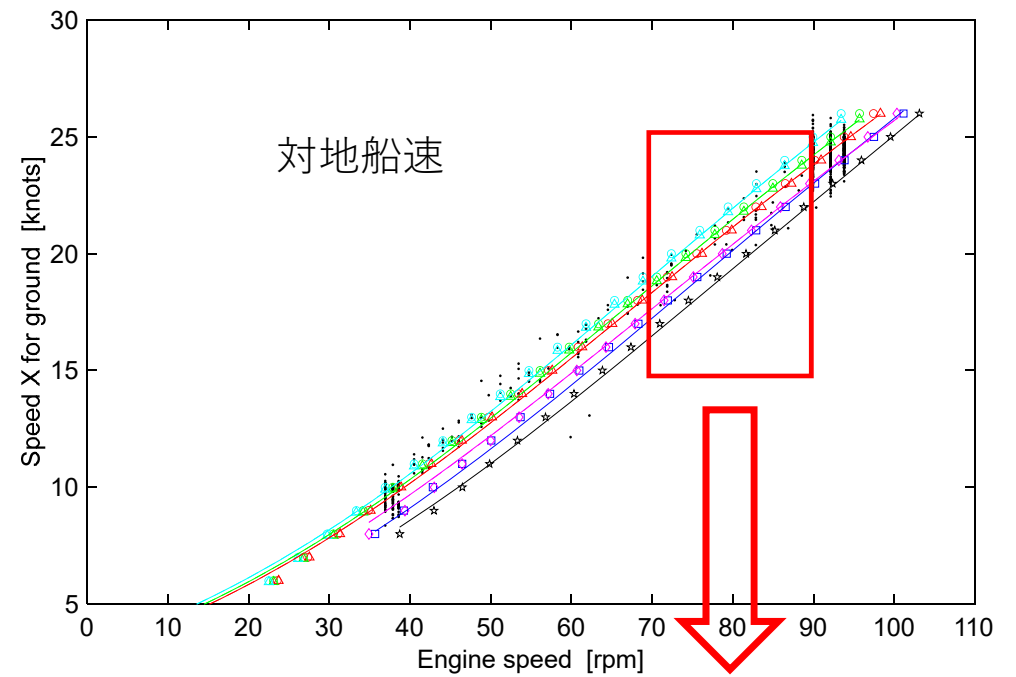
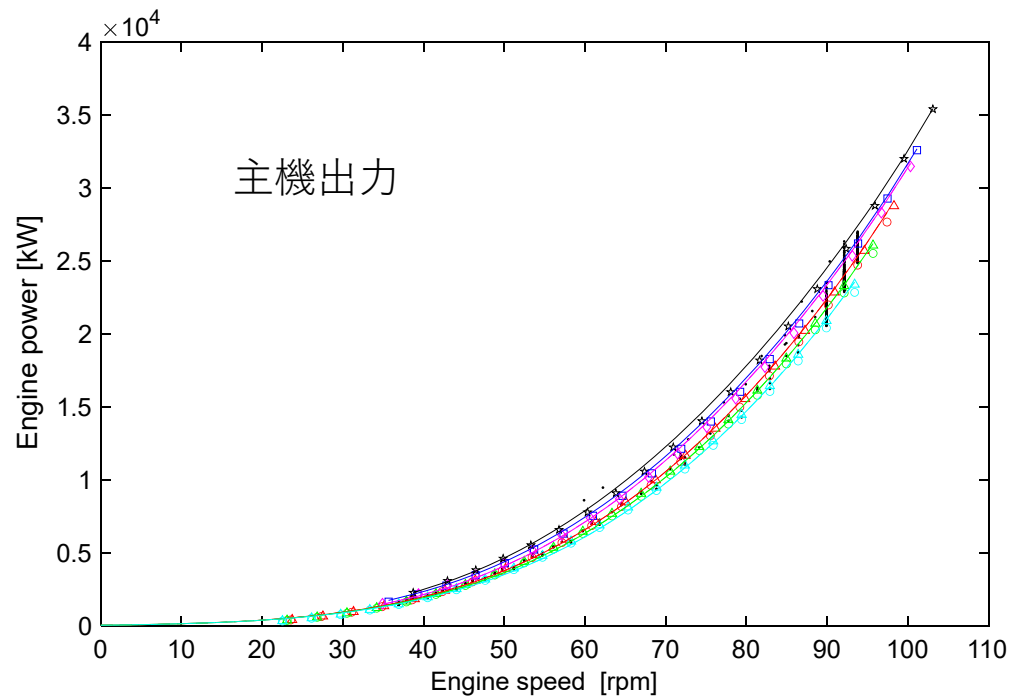
$\lambda = 0.0001, p = 52$

プロペラ推力モデルのCV誤差

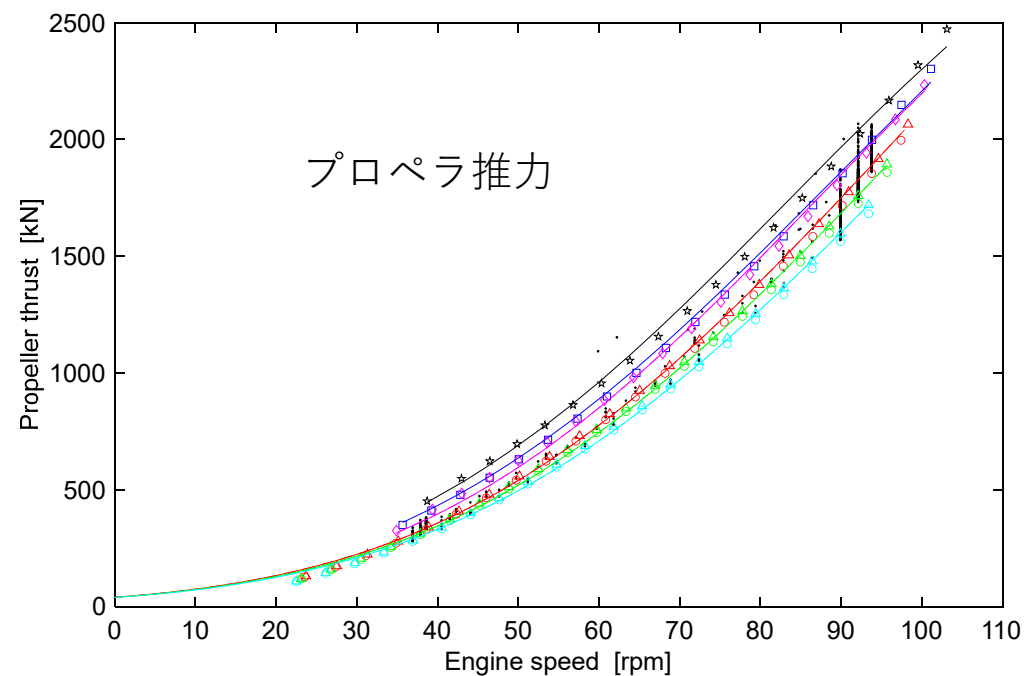
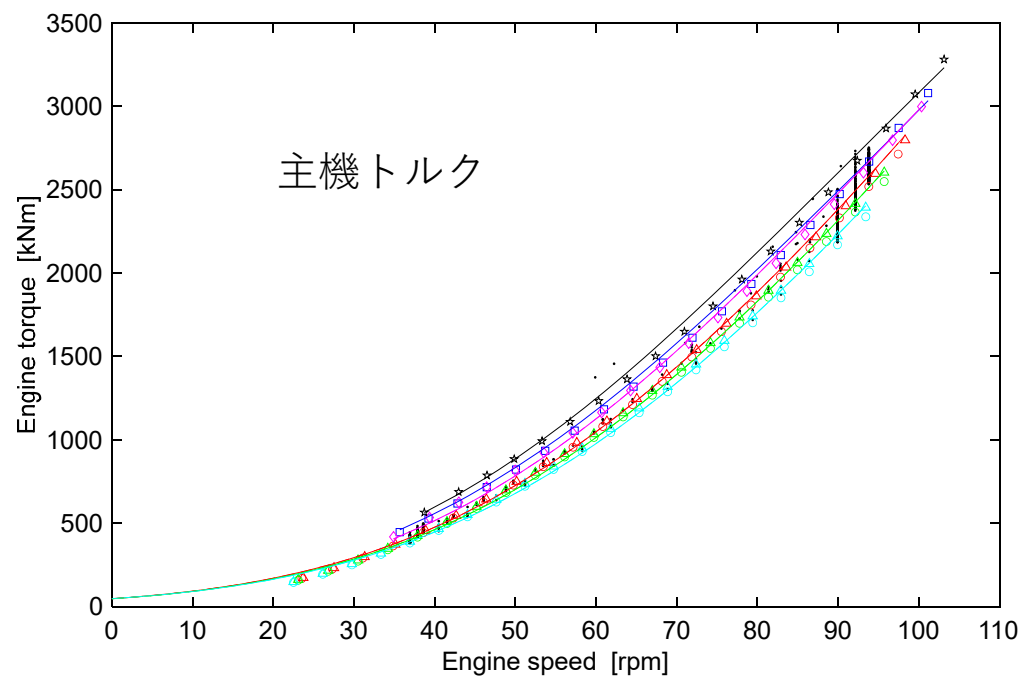


$\lambda = 0.0001, p = 42$

Case2：主機回転数に対する性能解析



Case2：主機回転数に対する性能解析



- 平水中性能は、喫水の変化にも対応して、正確に推定できる。
- 波風による増加量の推定はCase1よりも正確。
- シミュレーションは回転数一定モードで行っているためか？

結言

- オンボードモニタリングデータから、主機出力、主機回転数、主機トルク、プロペラ推力、およびその増加量を成分ごとに分離できる統計モデルを、多変量カーネル回帰モデルにより示した。
- 入力変数のスケーリングの導入により、カーネル次数を大きくすることができ、統計モデルの表現力が向上した。
- 交差検証を有効に利用して、解析精度の向上ができた。

今後の課題

- 解析精度向上の検討（クラスタリング、物理的制約の適用など）
- 実船モニタリングデータへの適用と検証