

データ同化手法を用いた 向い波中の3自由度船体運動モデリング

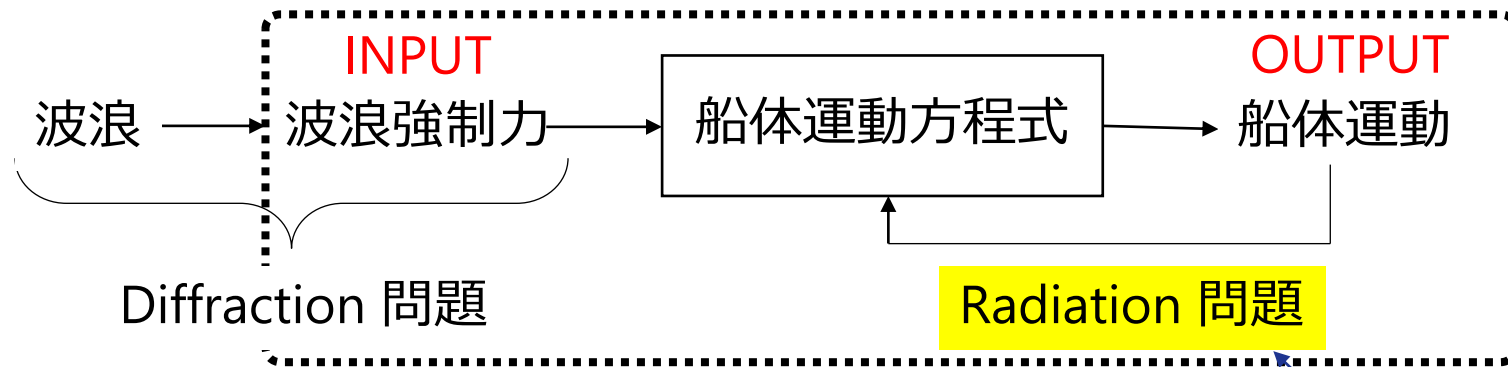
—第81回実海域推進性能研究会（2021/07/05）発表資料の続報—

大阪大学大学院 工学研究科

花木 孝明

箕浦 宗彦

- 不規則波中の船体運動の時刻歴から、船体の付加質量と造波減衰力を推定する方法を提案する。



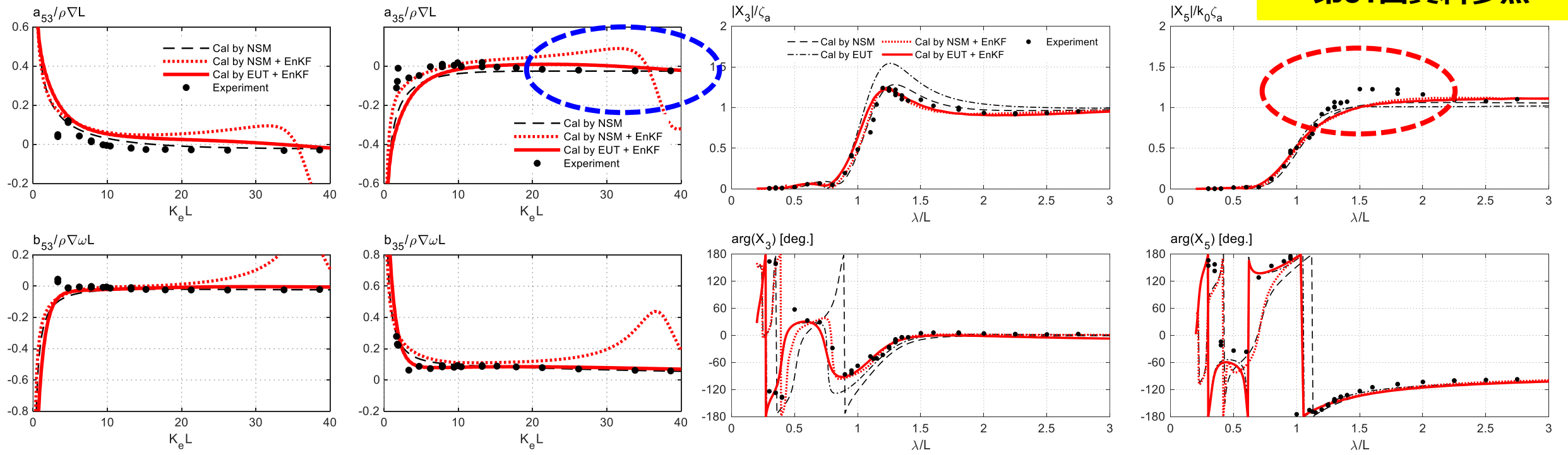
- 波浪中の船体動揺は、**運動方程式**により記述される。
- 運動方程式のパラメータの精度の良い把握は安全運航に役立つ。
- 数値計算や実験による網羅的な性能把握はコストがかかる。
- **船上で計測する波や運動のデータを有効活用**が実用的である。
- 計測データの解析技術と数学的・数値的手法を組み合わせることで、既存理論の精度を向上させ、その限界を克服することが期待される。

第81回の研究会では、new strip method (NSM) に基づき波浪強制力を入力、船体運動を出力とする数学モデル (heaveとpitchの連成を考慮) を定式化した。

問題点

- NSMによる波浪強制力の推定精度 → 短波長域で連成流体力係数の推定精度低下
- surge運動との連成の考慮 → pitchのピーク付近がとらえられない

RIOS bulker の計算例
第81回資料参照

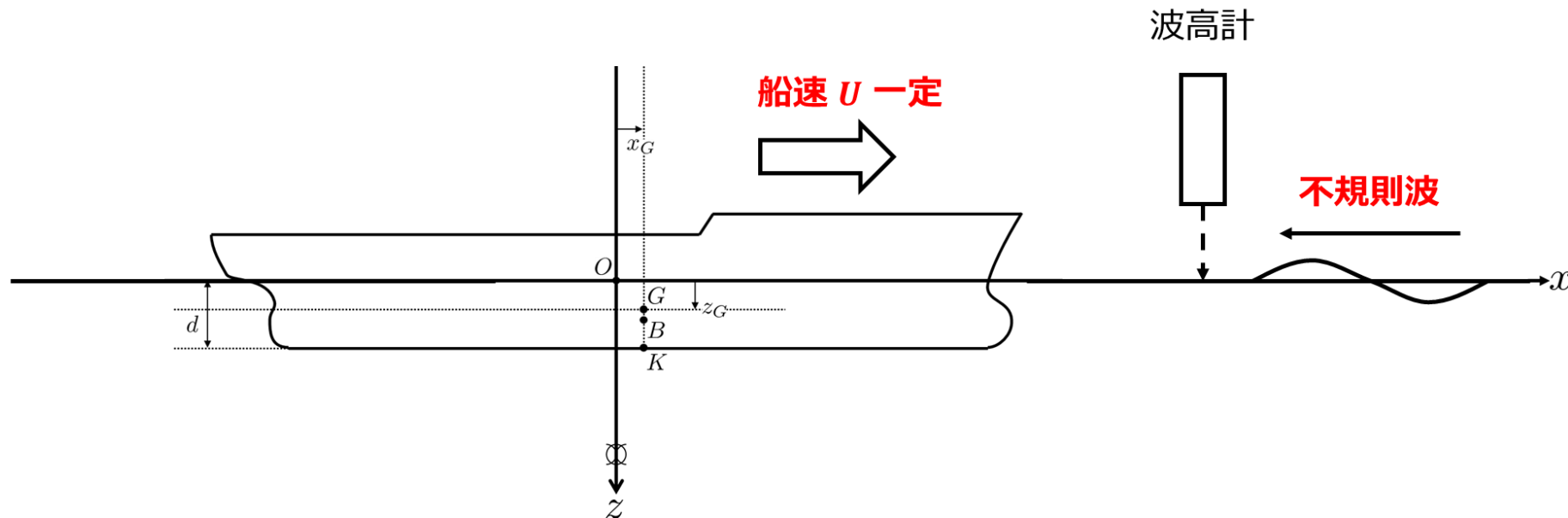


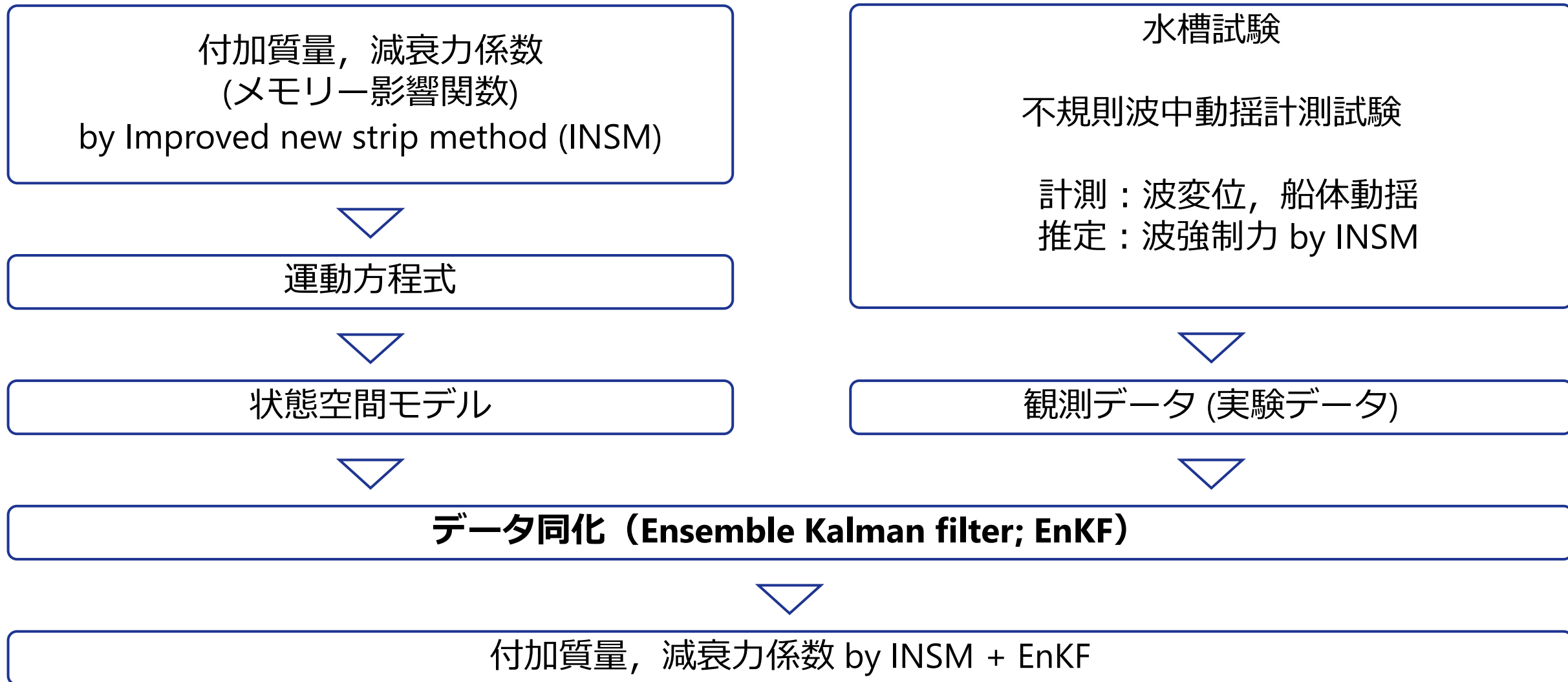
本研究の最終目的

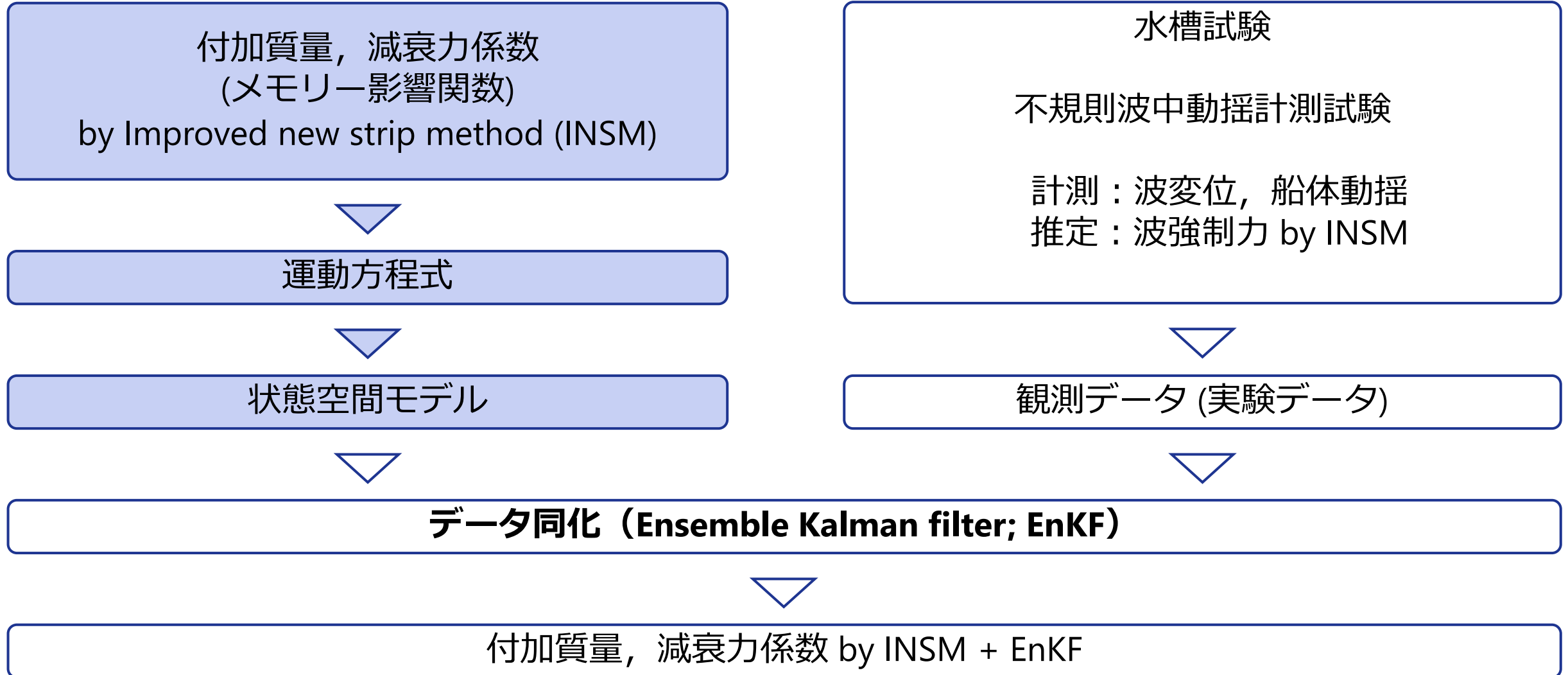
- 実運航する船舶で計測される時刻歴から、実海域における船体の流体力特性を評価する

本日の講演内容

- Improved NSM に基づくシミュレーションモデル → 波浪強制力の推定精度up & surge の考慮
- データ同化を用いた向い波中での3自由度船体運動モデリング
- 実験データを用いた提案手法の検証 (RIOS bulk carrier and container ship models)





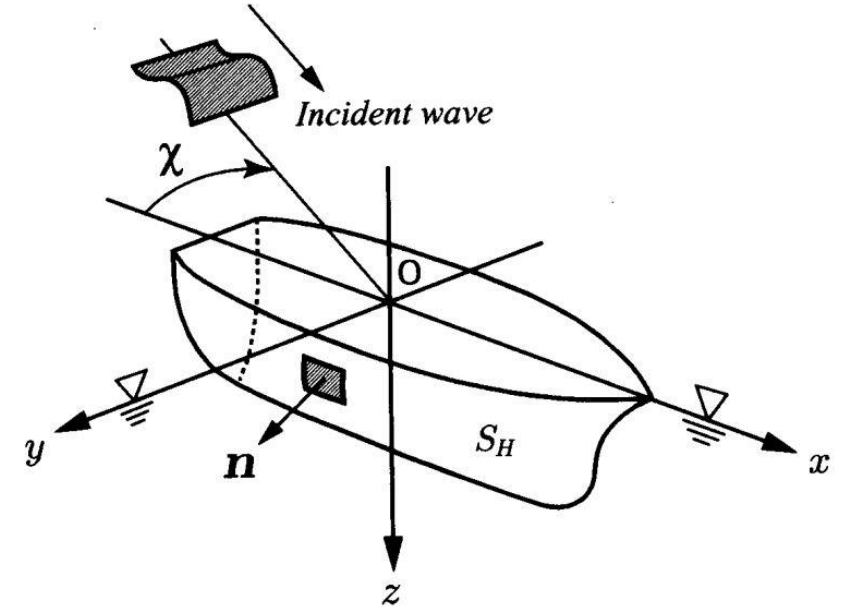


速度ポテンシャル

$$\Phi(\mathbf{x}, t) = -Ux + \text{Re} [\phi(\mathbf{x})e^{i\omega_e t}]$$

$$\phi(\mathbf{x}) = \frac{ig\zeta_a}{\omega} \{\varphi_0(\mathbf{x}) + \varphi_7(\mathbf{x})\} + \sum_{j=1}^6 i\omega_e X_j \varphi_j(\mathbf{x})$$

$$\varphi_0(\mathbf{x}) = e^{k_0 z - ik_0(x \cos \chi + y \sin \chi)}, \quad \varphi_7(\mathbf{x}) = e^{-ik_0 x \cos \chi} \psi_7(\mathbf{x})$$



境界値問題

Radiation 問題

$$\frac{\partial^2 \varphi_j}{\partial y^2} + \frac{\partial^2 \varphi_j}{\partial z^2} = 0$$

$$\frac{\partial \varphi_j}{\partial z} - K \varphi_j = 0$$

$$\frac{\partial \varphi_j}{\partial n} = n_j + \frac{U}{i\omega_e} m_j$$

Diffraction 問題

$$\frac{\partial^2 \psi_7}{\partial y^2} + \frac{\partial^2 \psi_7}{\partial z^2} = 0$$

$$\frac{\partial \psi_7}{\partial z} - k_0 \psi_7 = 0$$

$$\frac{\partial \psi_7}{\partial n} = k_0 e^{k_0 z - ik_0 y \sin \chi} (i \cos \chi \varphi_1 + i \sin \chi \varphi_2 - \varphi_3)$$

通常の波数を利用
(出会い波ではない)

for $z \geq 0$

on $z = 0$

on S_H

周波数領域

$$[(i\omega)^2 \{M + A(\omega)\} + (i\omega)B(\omega) + C] X(\omega) = F_W(\omega)$$

M	: mass
A	: added mass
B	: damping coefficient
C	: restoring force/moment coefficient
X, ξ	: ship motion
F_W, f_W	: wave-exciting force

時間領域

$$\{M + A_m\} \ddot{\xi}(t) + B_m \dot{\xi}(t) + \{C + C_m\} \xi(t) + \int_0^\infty L(t - \tau) \dot{\xi}(\tau) d\tau = f_W(t)$$

メモリー影響関数 & Radiation restoring coefficient

畳み込み積分項
(ラディエーションカの周波数依存項)

$$L_{jk}(t) = \int_0^\infty \{B_{jk}(\omega) - B_{jk}^m\} \cos \omega t \, d\omega \quad \& \quad C_{jk}^m = \omega^2 \{A_{jk}^m - A_{jk}(\omega)\} - \omega \int_0^\infty L_{jk}(t) \sin \omega t \, dt$$

- Improved NSM の場合、 $A_{jk}^m = A_{jk}(\infty)$ および $B_{jk}^m = B_{jk}(\infty)$
- C_{jk}^m はある範囲で Kramers-Kronig の関係を満たすよう最小二乗法により定数係数として決定する

パラメータ数の削減および計算効率の向上を試みるため、以下のサブシステムを設計する[2]。

[状態方程式] $\dot{\mathbf{x}}_{jk}(t) = \mathbf{A}_{jk}\mathbf{x}_{jk}(t) + \mathbf{b}_{jk}\dot{\xi}_k(t),$

[観測方程式] $y_{jk}(t) = \mathbf{c}_{jk}^T \mathbf{x}_{jk}(t) \simeq \int_0^t L_{jk}(t - \tau)\dot{\xi}_k(\tau)d\tau$

2n個のパラメータによって
メモリー影響関数を表す

$$\mathbf{x}_{jk}(t) = \begin{Bmatrix} x_{jk}^{(1)} \\ x_{jk}^{(2)} \\ \vdots \\ x_{jk}^{(n)} \end{Bmatrix}, \quad \mathbf{A}_{jk} = \begin{bmatrix} 0 & \cdots & 0 & -\alpha_{jk}^{(1)} \\ 1 & & & +\alpha_{jk}^{(2)} \\ & \ddots & & \vdots \\ & & & 1 & -\alpha_{jk}^{(n)} \end{bmatrix}, \quad \mathbf{b}_{jk} = \begin{Bmatrix} \beta_{jk}^{(1)} \\ \beta_{jk}^{(2)} \\ \vdots \\ \beta_{jk}^{(n)} \end{Bmatrix}, \quad \mathbf{c}_{jk} = \begin{Bmatrix} 0 \\ \vdots \\ 0 \\ 1 \end{Bmatrix}$$

パラメータ α_{jk}, β_{jk} を $f(\theta, t) = L_{jk}(t) - \mathbf{c}_{jk}^T \exp(\mathbf{A}_{jk}t)\mathbf{b}_{jk}$ を最小とするよう決定する。

- データ同化する際の初期値となる
- 計測データの逐次解析によって、パラメータ α_{jk}, β_{jk} を時々刻々と更新する

[2] Yu, Z., & Falnes, J. (1995). State-space modelling of a vertical cylinder in heave. *Applied Ocean Research*, 17(5), 265-275.

運動方程式を自己組織化状態空間 (Self-Organizing State-Space; SOSS) モデル[3]として実現し、状態変数とパラメータの同時推定を行う。

[状態方程式] $\dot{x}(t) = A_\theta x(t) + B_\theta u(t)$

[観測方程式] $y(t) = C_\theta x(t)$

状態方程式はパラメータ $\theta(t)$ に対して非線形である
→非線形カルマンフィルタを用いる

ただし, $x(t) = \begin{bmatrix} x_R(t) \\ \xi(t) \\ \dot{\xi}(t) \\ \theta(t) \end{bmatrix}, y(t) = \begin{bmatrix} \xi^G(t) \\ \dot{\xi}^G(t) \end{bmatrix},$

未知パラメータをまとめたベクトル: $\theta(t)$
初期値 $\theta(0)$ はimproved NSMによって得られる。

$$A_\theta = \begin{bmatrix} A_R & 0 & B_R & 0 \\ 0 & 0 & I & 0 \\ -M^{-1}\mathcal{T}C_R & -M^{-1}\mathcal{T}C_m & -M^{-1}\mathcal{T}B_m & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}, B_\theta = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ M^{-1} \\ 0 \end{bmatrix}, C_\theta = \begin{bmatrix} 0 & \mathcal{T} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \mathcal{T} & 0 \end{bmatrix}$$

状態空間モデルは一階連立微分方程式によって表現できるので、**解析的に離散化**できる。

連続型状態空間モデル

$$\dot{\boldsymbol{x}}(t) = \boldsymbol{A}\boldsymbol{x}(t) + \boldsymbol{B}\boldsymbol{u}(t) + \sqrt{\boldsymbol{Q}}\boldsymbol{v}(t)$$

$$\boldsymbol{y}(t) = \boldsymbol{C}\boldsymbol{x}(t) + \boldsymbol{D}\boldsymbol{u}(t) + \sqrt{\boldsymbol{R}}\boldsymbol{w}(t)$$

解析解を用いた離散化 with Δt [s]

$$\boldsymbol{A}_d = e^{\boldsymbol{A}\Delta t} = \boldsymbol{I} + (\boldsymbol{A}\Delta t) + \frac{1}{2}(\boldsymbol{A}\Delta t)^2 + \dots$$

$$\boldsymbol{B}_d = \boldsymbol{A}^{-1}(\boldsymbol{A}_d - \boldsymbol{I})\boldsymbol{B}$$

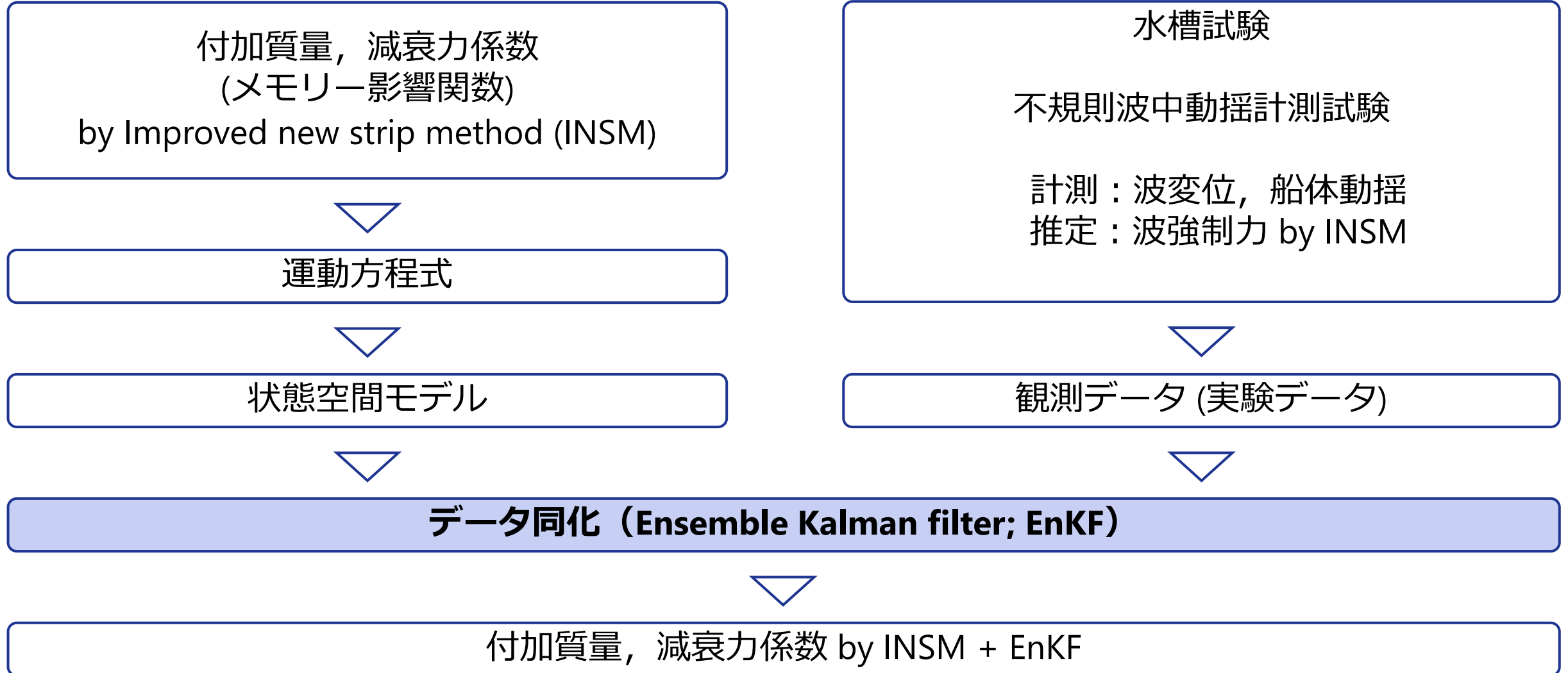
$$\boldsymbol{C}_d = \boldsymbol{C}, \boldsymbol{D}_d = \boldsymbol{D} = \mathbf{0}$$

離散型状態空間モデル

$$\boldsymbol{x}(t) = \boldsymbol{A}_d\boldsymbol{x}(t - \Delta t) + \boldsymbol{B}_d\boldsymbol{u}(t - \Delta t) + \sqrt{\boldsymbol{Q}}\boldsymbol{v}(t) \equiv F(\boldsymbol{x}(t - \Delta t), \boldsymbol{u}(t - \Delta t)) + \sqrt{\boldsymbol{Q}}\boldsymbol{v}(t)$$

$$\boldsymbol{y}(t) = \boldsymbol{C}_d\boldsymbol{x}(t) + \boldsymbol{D}_d\boldsymbol{u}(t) + \sqrt{\boldsymbol{R}}\boldsymbol{w}(t) \equiv H(\boldsymbol{x}(t), \boldsymbol{u}(t)) + \sqrt{\boldsymbol{R}}\boldsymbol{w}(t)$$

- ◆ 連続型状態空間モデルの状態方程式は時間刻み幅 Δt で解析的に離散化できる。
- ◆ 確率的な誤差項 $\sqrt{\boldsymbol{Q}}\boldsymbol{v}(t)$, $\sqrt{\boldsymbol{R}}\boldsymbol{w}(t)$ を状態方程式および観測方程式の導入する。



■ 予測ステップ

事前状態推定値 : $\hat{\mathbf{x}}_t^{(i)-} = \mathbf{A}\hat{\mathbf{x}}_{t-\Delta t}^{(i)} + \mathbf{b}_u \mathbf{u}_t + \mathbf{b}v_t^{(i)}$

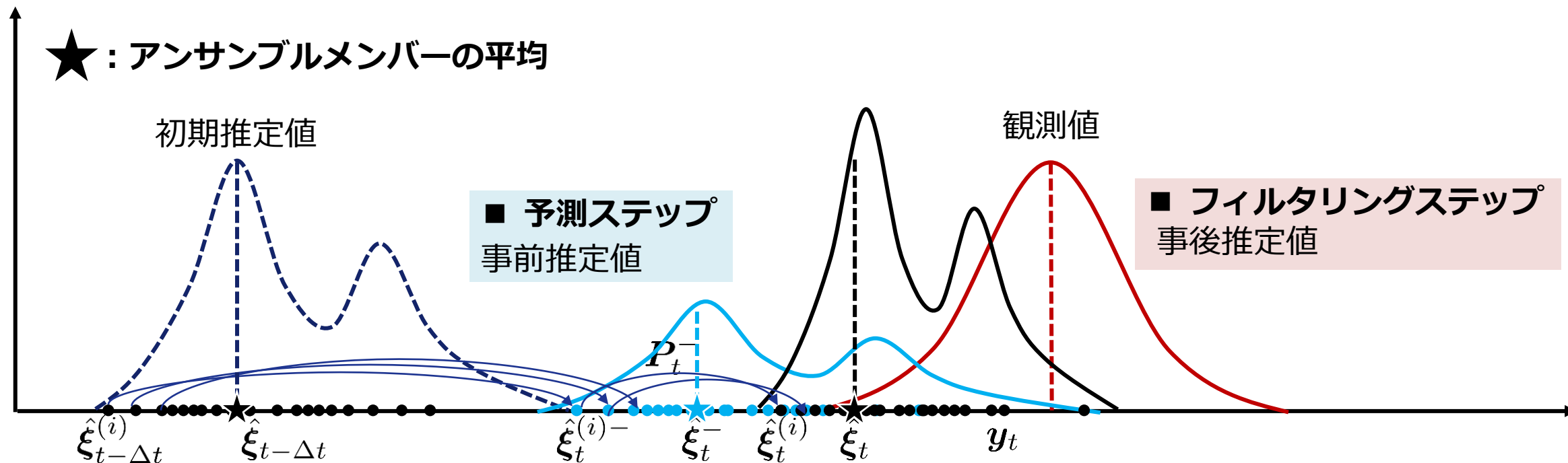
誤差共分散 : $P_t^- = \text{Cov} [\hat{\mathbf{x}}_t^{(i)-}, \hat{\mathbf{x}}_t^{(i)-}]$

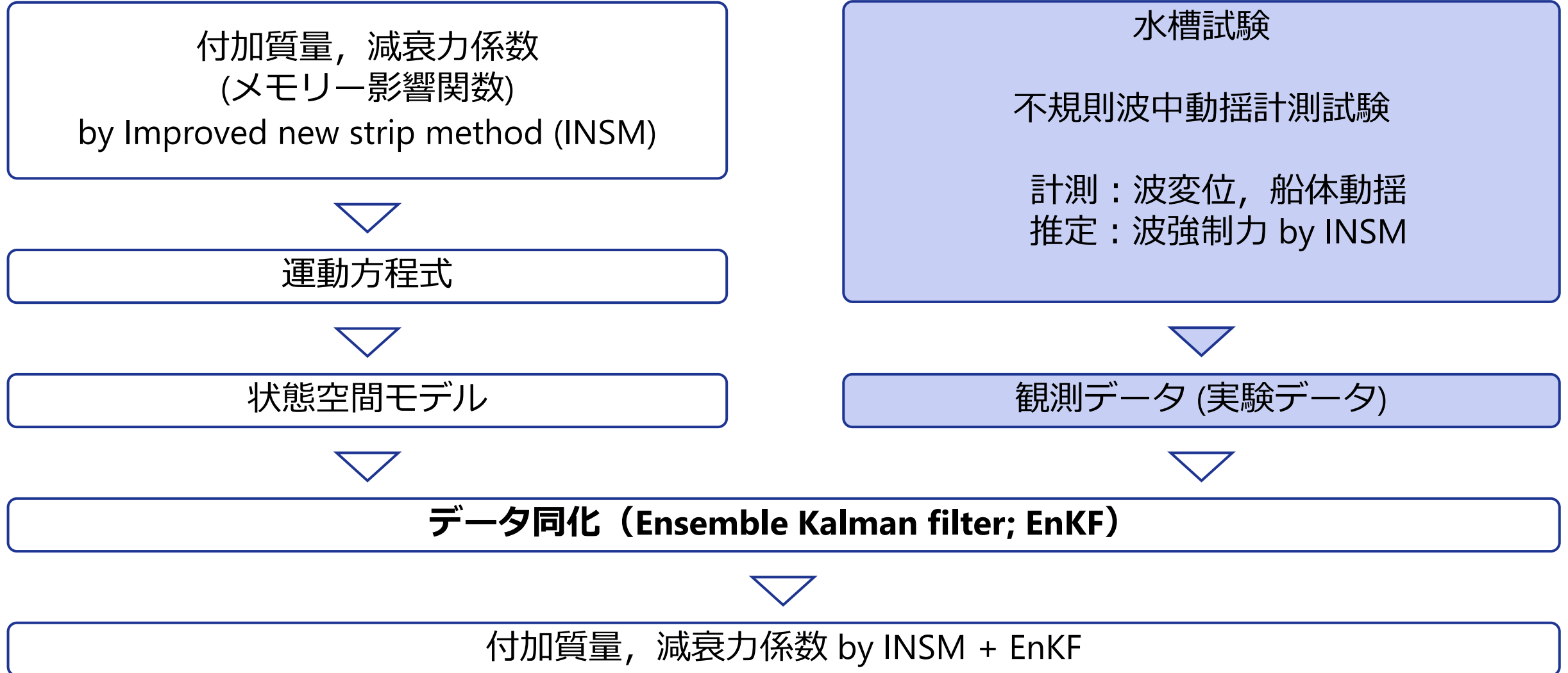
■ フィルタリングステップ

カルマンゲイン : $G = \frac{P_t^- C^T}{C P_t^- C^T + \sigma_w^2}$

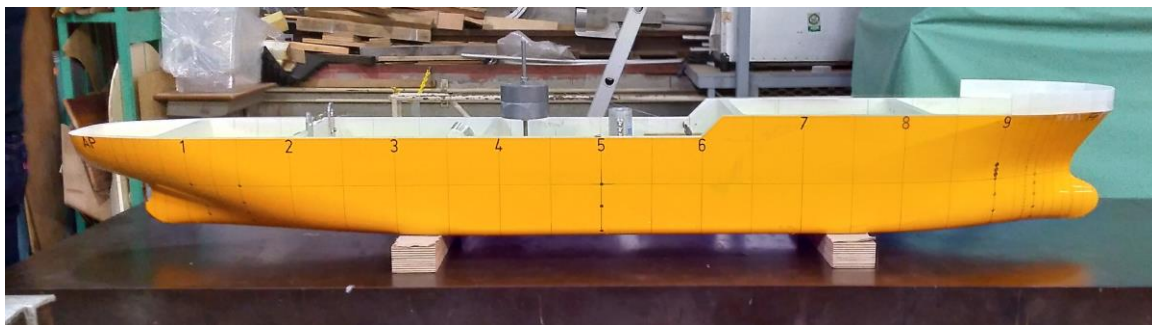
事後状態推定値 :

$$\hat{\mathbf{x}}_t^{(i)} = \hat{\mathbf{x}}_t^{(i)-} + G_t(\mathbf{y}_t + \check{w}_t^{(i)} - C\hat{\mathbf{x}}_t^-)$$

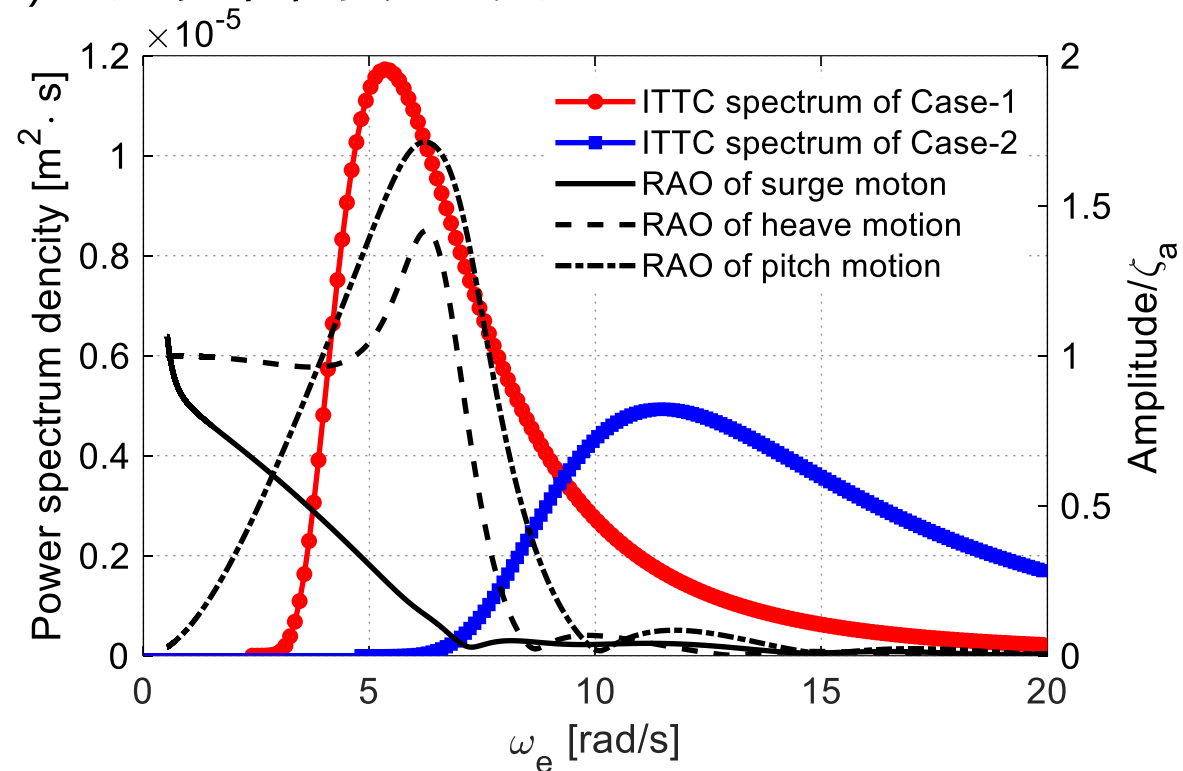




- RIOS (the Research Initiative on Oceangoing Ships) バルクキャリアモデル



$L(\text{m})$	2.400	$\nabla(\text{m}^3)$	0.09830
$B(\text{m})$	0.400	$KG(\text{m})$	0.108
$d(\text{m})$	0.128	κ_{yy}/L	0.2500



- 実験条件

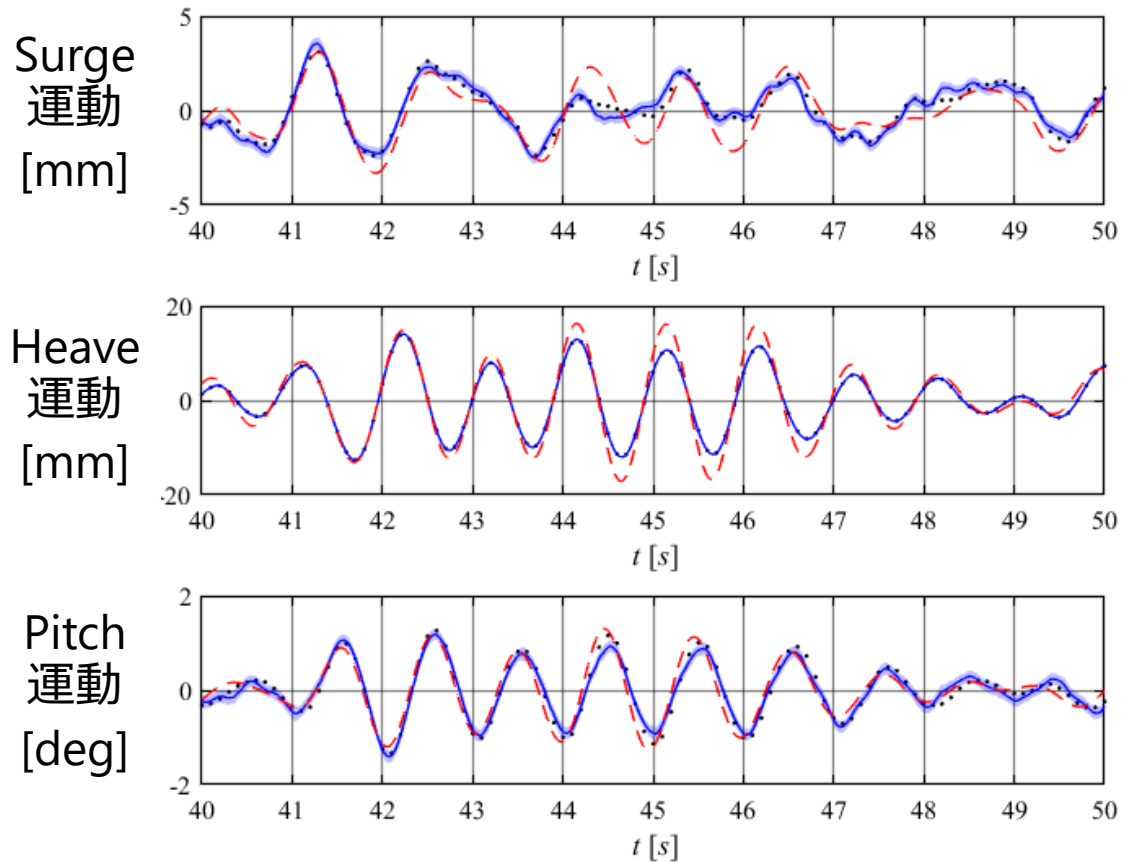
	F_n	χ [deg.]	$H_{1/3}$ [mm]	T_{01} [s]
Case-1	0.18	180	30	1.20
Case-2	0.18	180	30	0.67

- 計算条件

Q	R	N_e
1.0×10^{-12}	1.0×10^{-12}	1,000

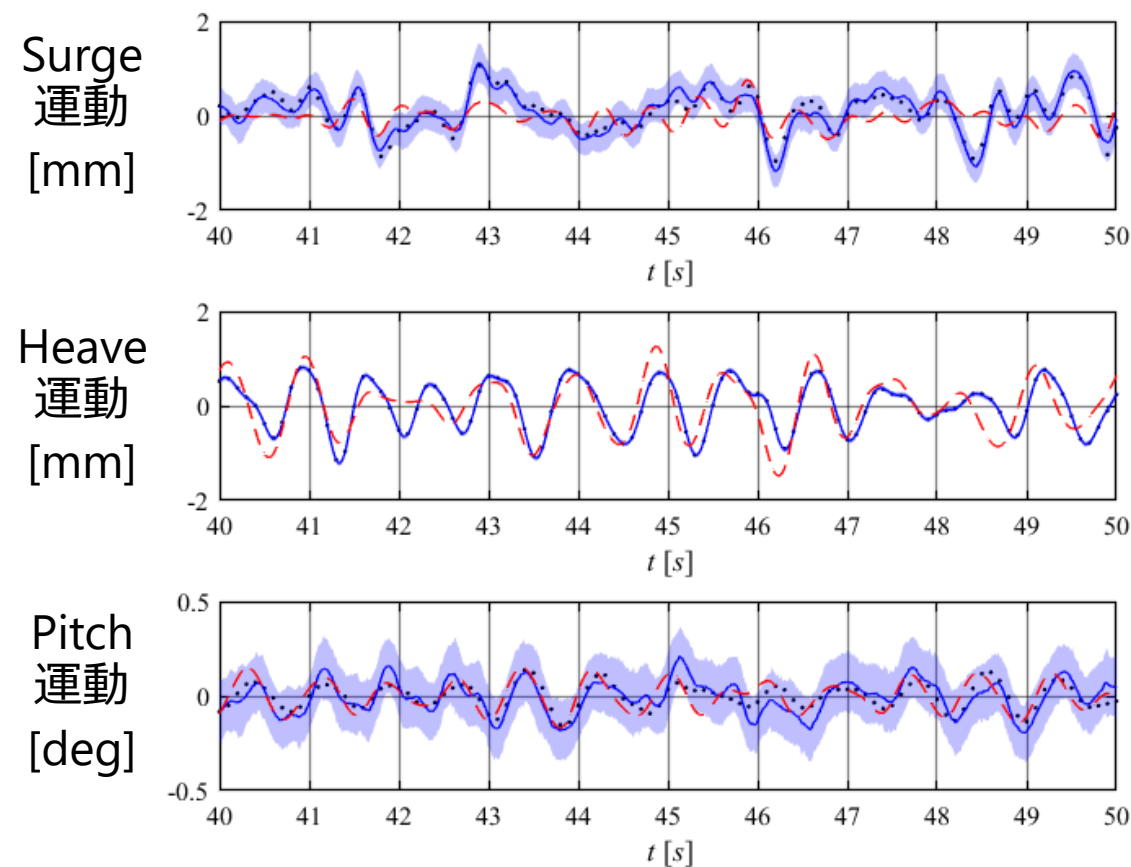
Case-1
 $T = 1.20 \text{ s}$

• Observation 95 % conf. interval
 — Mean value by EnKF - - - Cal. by Improved NSM

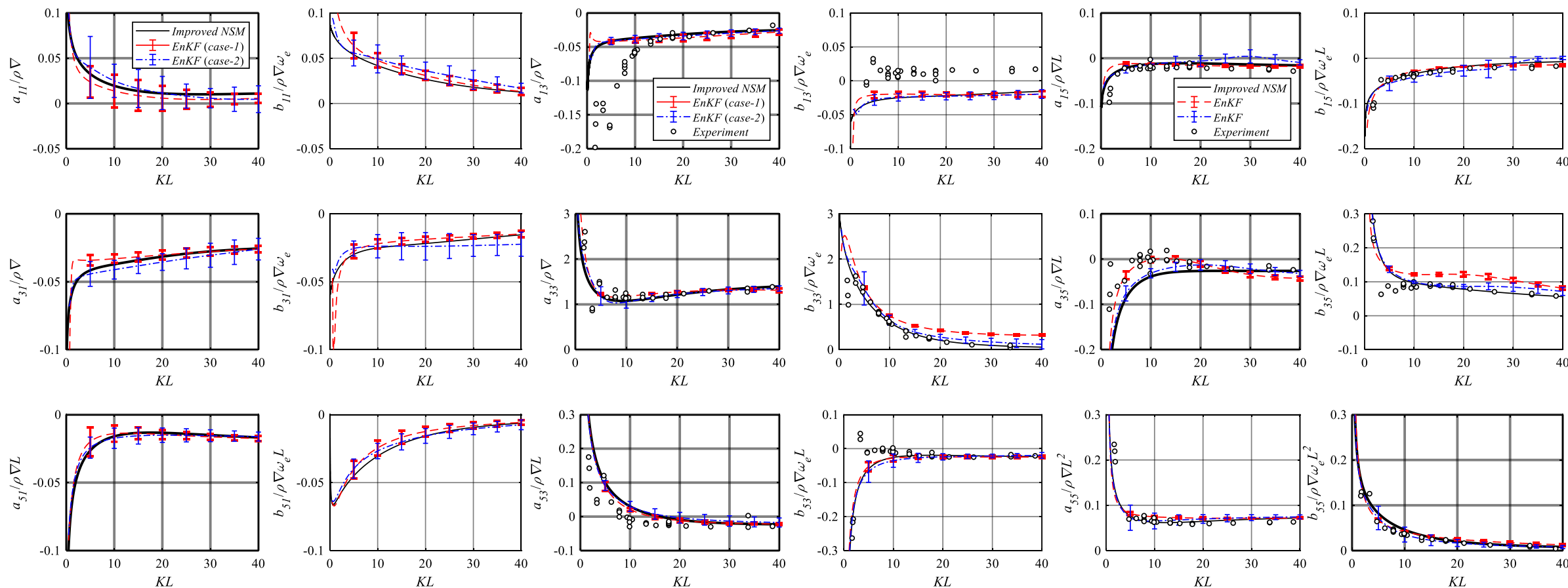


Case-2
 $T = 0.67 \text{ s}$

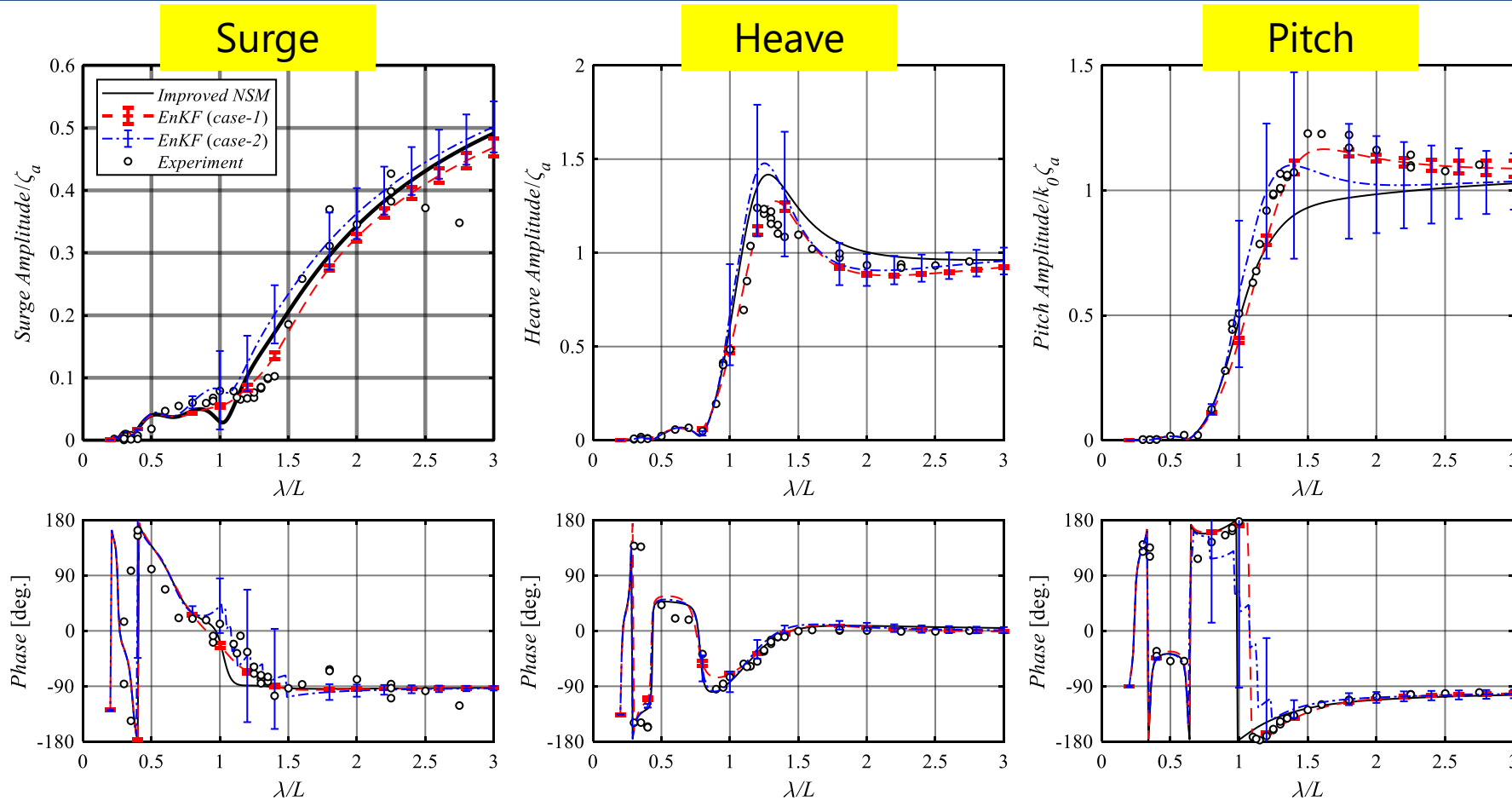
• Observation 95 % conf. interval
 — Mean value by EnKF - - - Cal. by Improve NSM



- EnKF による状態推定の結果は、確率変数の 95% 信頼区間から合理的である。



- 運動方程式の同化によって全ての流体力係数を推定可能（バーは10回解析した際の標準偏差）。
- Surge と heave はほとんど連成しないため、 a_{13}, b_{13} の推定精度は相対的に低くなる。
- 流体力係数の推定精度は、波浪強制力の推定精度にも依存する。



波長

Case-1
 $0.3 < \lambda/L < 3.4$

Case-2
 $0.1 < \lambda/L < 1.1$

$\lambda/L = 2\pi g/\omega^2 L$

- 運動方程式の同化により得られた周波数応答は実験データによく一致する。
- Case-1 と 2 ではスペクトラムの周波数帯が異なるため、推定結果に違いが出る。
- 実海域で遭遇するのは Case-2 のような短波長波が多いと予想される。

◆ RIOS (the Research Initiative on Oceangoing Ships) container ship model



$L(m)$	2.500
$B(m)$	0.385
$d(m)$	0.140
$\nabla(m^3)$	0.0813
$KG(m)$	0.158
κ_{yy}/L	0.2500

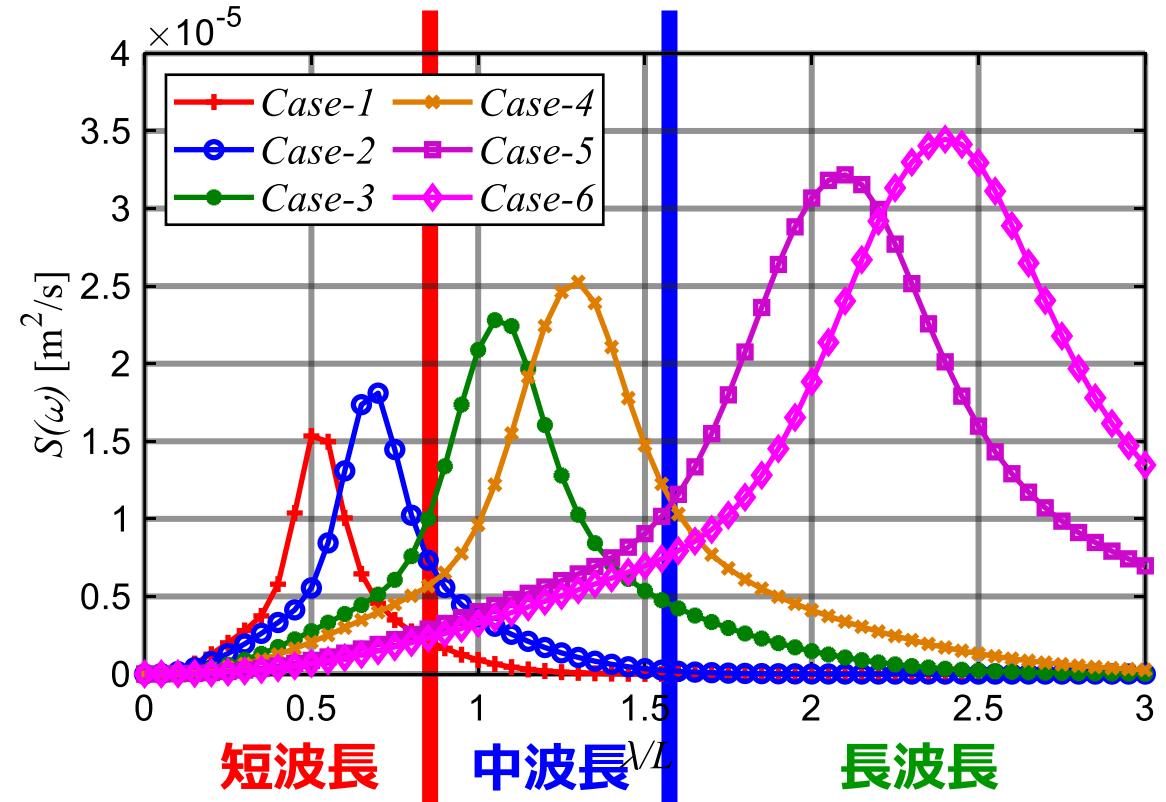
◆ 不規則波中船体動揺計測試験の条件

	$H_{1/3} [m]$	$T_{01} [s]$
Case-1	0.024	0.756
Case-2		0.874
Case-3		1.093
Case-4		1.202
Case-5		1.530
Case-6		1.639

← 短波長

← 中波長

← 長波長

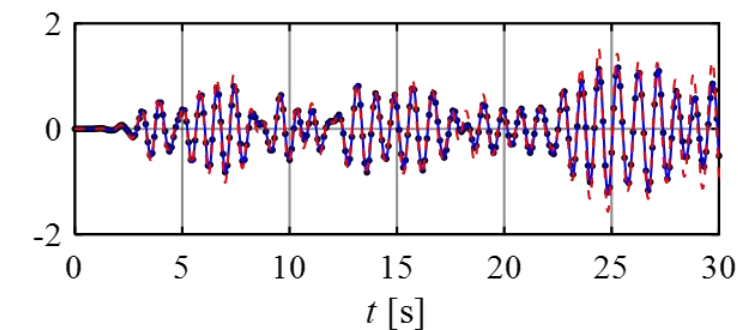
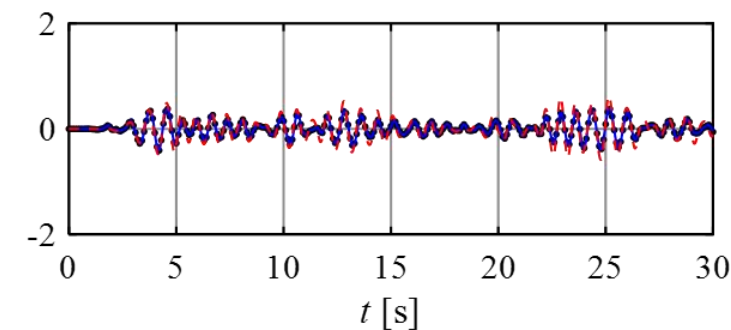
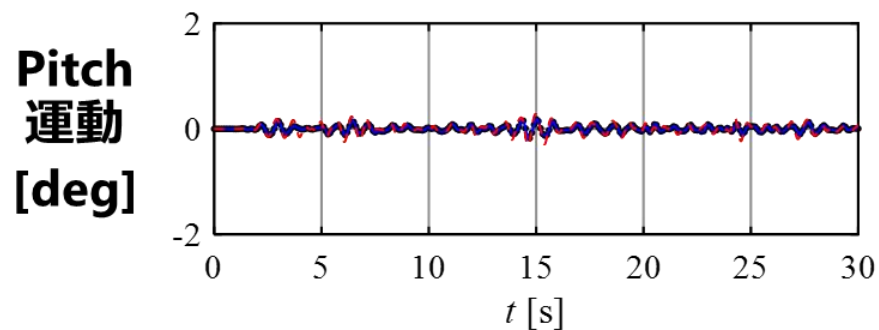
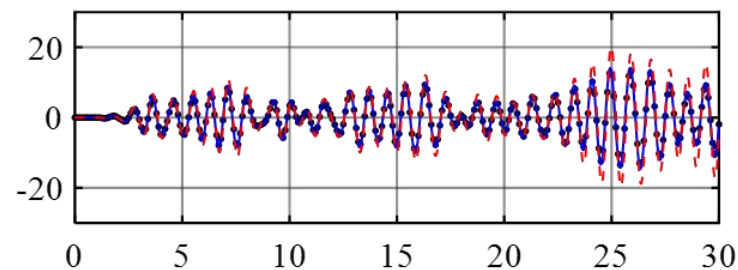
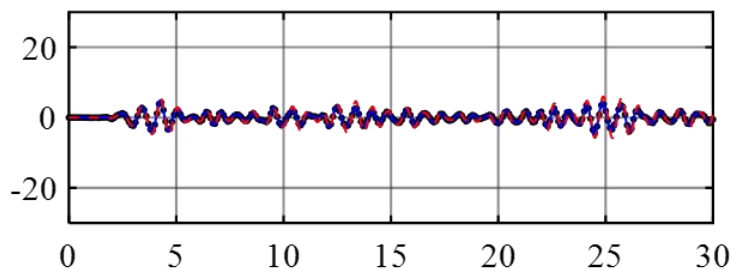
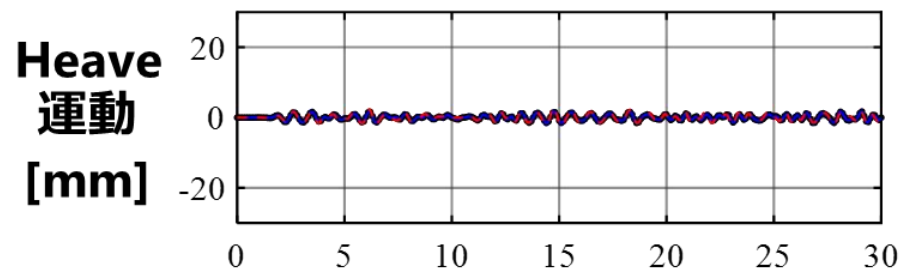
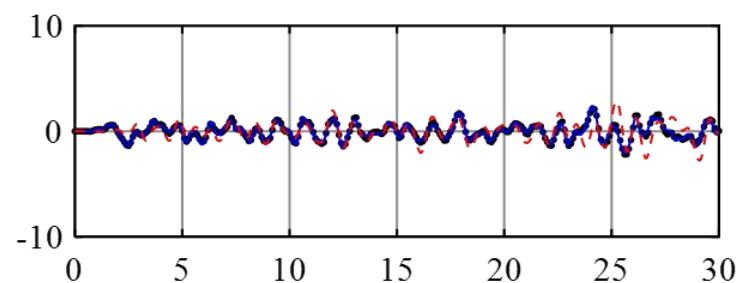
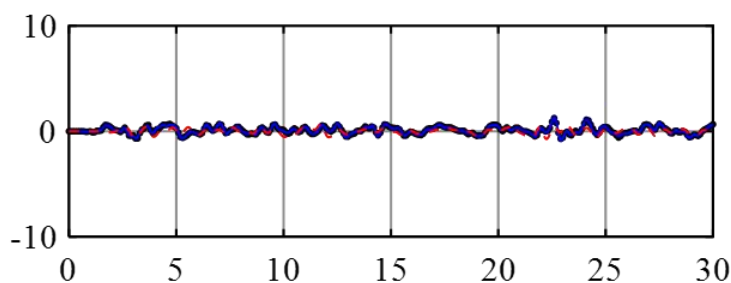
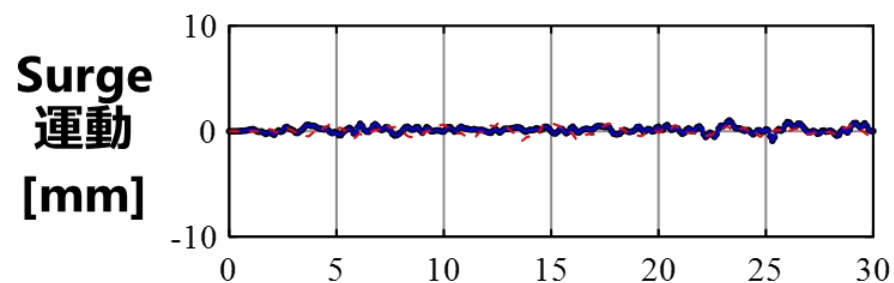


• Observation  95 % conf. interval  Mean value by EnKF  Cal by improved NSM

Case-1 : $T = 0.756 s$

Case-2 : $T = 0.874 s$

Case-3 : $T = 1.093 s$

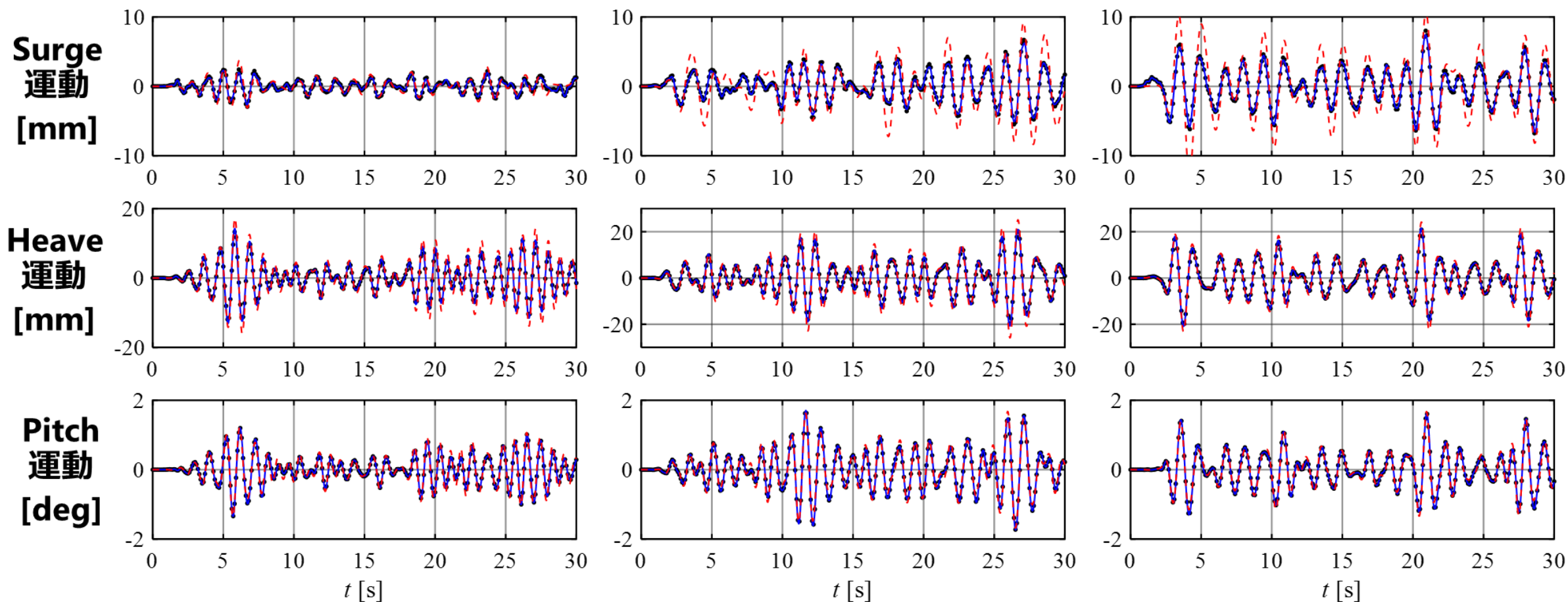


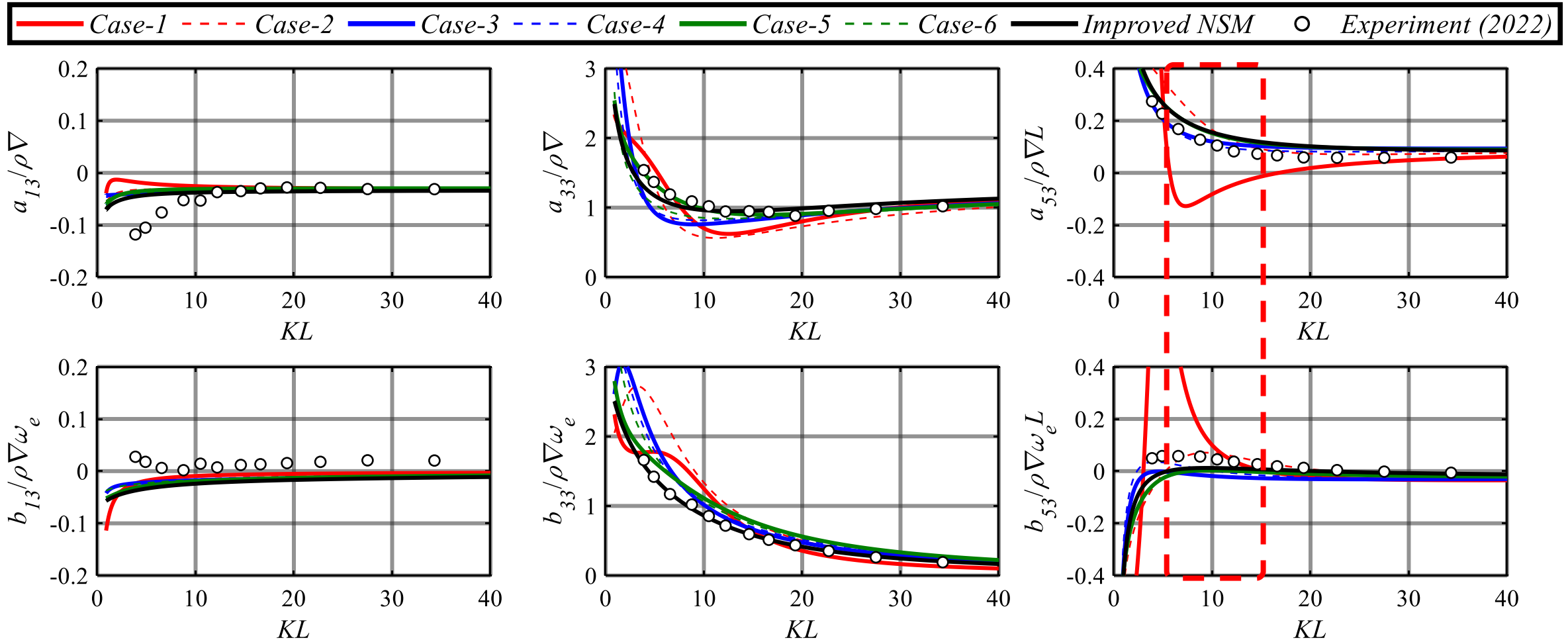
- Observation  95 % conf. interval  Mean value by EnKF  Cal by improved NSM 

Case-4 : $T = 1.202\text{ s}$

Case-5 : $T = 1.530\text{ s}$

Case-6 : $T = 1.639\text{ s}$

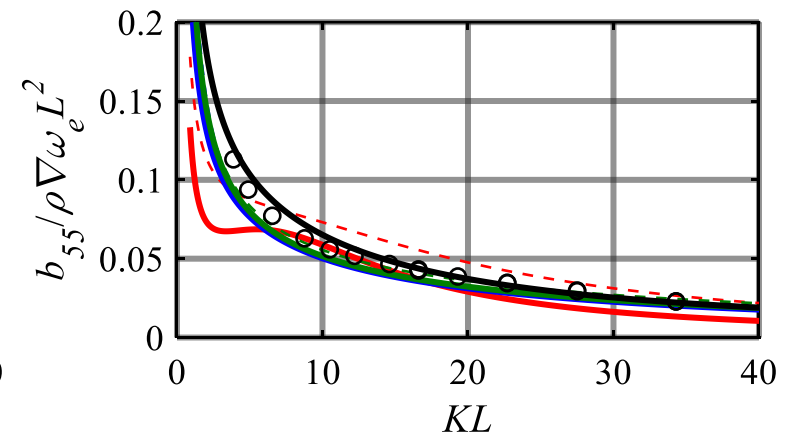
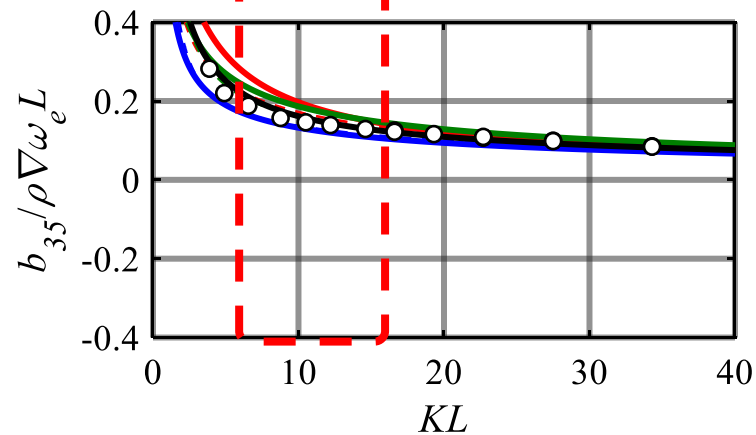
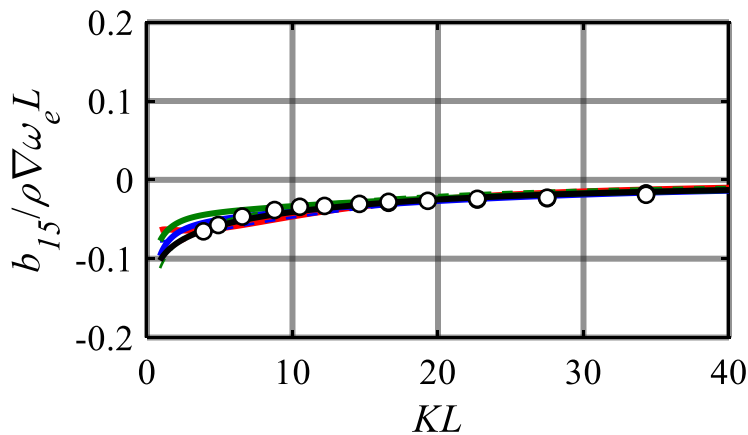
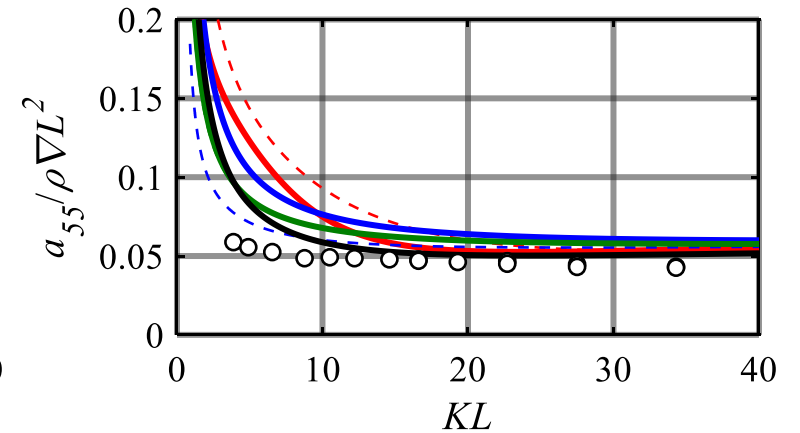
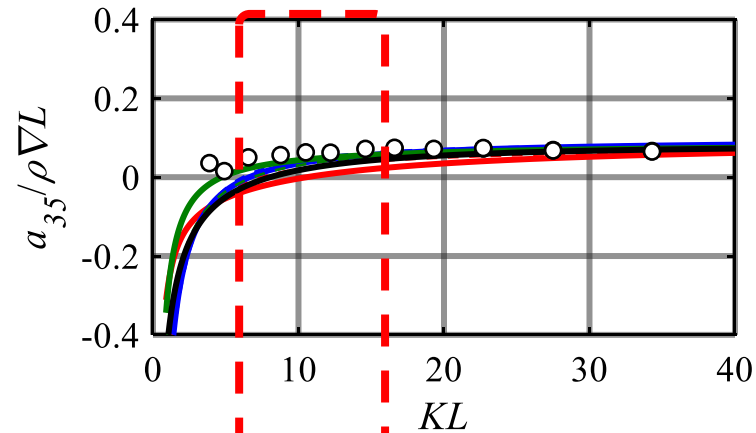
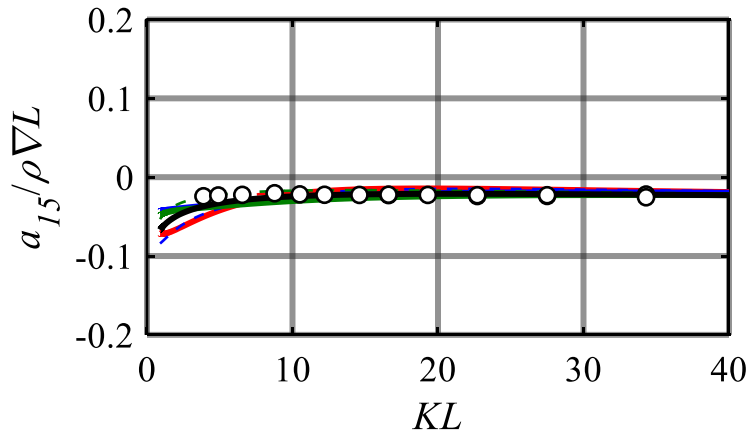




- 短波長の Case-1 や Case-2 で KL が小さい領域には波が存在しないため推定値は不安定になる。

同調周波数
(RIOSコンテナ, $F_n = 0.25$)

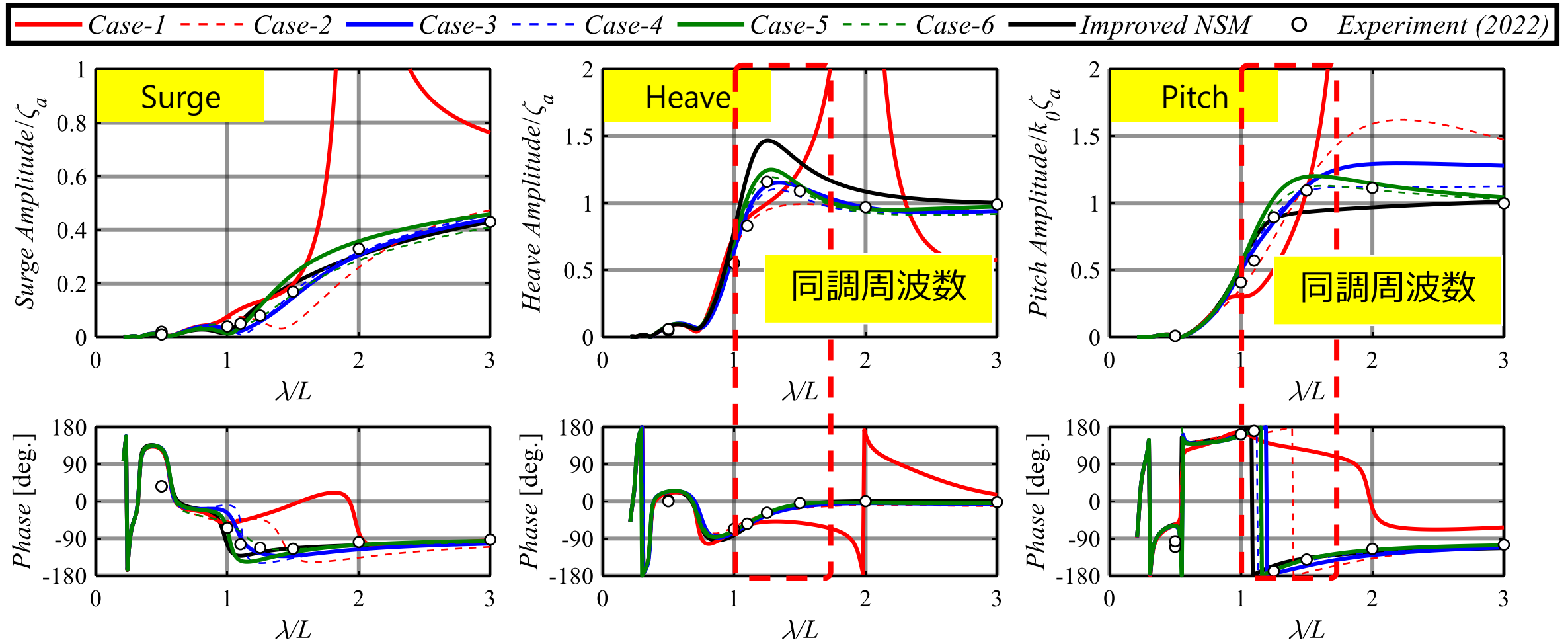
λ/L	KL
1.250	12.24
1.500	9.572



- 運動の同調周波数付近において連成流体力係数は、NSM に比べて実験値とよく一致する

同調周波数
(RIOSコンテナ, $F_n = 0.25$)

λ/L	KL
1.250	12.24
1.500	9.572



- 短波長のデータを同化した結果は $\lambda/L > 1.0$ で実験値と乖離するが、長波長のデータを同化した結果は INSM に比べて特に **同調周波数付近で Experiment (2022) とよく一致** している。

- Improved NSM をベースに時間領域におけるシミュレーションモデルを定式化し、**データ同化手法を用いた向い波中の3自由度船体運動モデリング**の手法を提案した。
- 2種類の模型船を用いた実験を行い、計測した波変位から improved NSM により予測した波浪強制力の時系列データと、計測した船体動揺の時系列データの同化により、**船体の付加質量と減衰力係数を推定**し、提案手法を検証した。
- 運動方程式の同化には、入力である波浪強制力と出力である船体運動のデータが必要である。波浪強制力が理論値と等しいことが前提であるため、**精度向上のためには流体力学的関係式の利用による波浪強制力の同時推定が必要**となる。
- 周波数応答関数は、長波長域におけるデータを用いた場合では実験値とよく一致するが、短波長域におけるデータを用いた場合では大きな乖離がある。**長波長域では船体は大きく運動するため、パラメータを推定しやすい**が、実海域では相対的に短波長域の波に多く遭遇することが予想される