

小型高速船に生じる上下加速度 の予測について

寺田大介(防衛大学校)

背景と目的

- 近年、小型高速旅客船が荒天中を航海している際、過大な上下加速度のために乗客が負傷するという海難が生じた。
- 小型高速旅客船では、荒天時などのように経験が必要な局面においては船長自身が操船することが多い。
- このような場合、一般的に船長は、出会う波を予測しつつ、過大な上下加速度が生じないように操船するか、もしくはそもそも航海速力よりも遅い速力で操船する。

- 船長自身の技量が未熟であれば、海難が生じることになる。
- 上下加速度を予測し、自動的に減速するシステムを構築すれば、海難防止に貢献できる。

オンボードで計測されている上下加速度の時系列を用いて、上下加速度の予測を行う。

- 逐次データ同化 -> 数学モデルとそのパラメータ同定
- 学習理論 -> 誤差のモデル化

逐次データ同化

本日の内容

- 運動方程式の係数を同定
- 強制力項のモデル解析
- 数値計算結果と観測データの差を算出
(予測誤差の算出)

リカレントニューラルネットワーク

- 予測誤差のモデル解析

予測

発表内容

- 数学モデル
- 逐次データ同化
- リカレントニューラルネット
- 模型実験のデータに基づく検証
- まとめ

数学モデル

- 簡単のため、一自由度の運動方程式を扱う。

$$A(t)\ddot{\eta}(t) + B(t)\dot{\eta}(t) + C(t)\eta(t) = f(t)$$



Newmark- β 法で離散化

$$\ddot{\eta}_{t+1} = \frac{f_{t+1} - B_t \left[\dot{\eta}_t + \frac{1}{2} \Delta t \ddot{\eta}_t \right] - C_t \left[\eta_t + \Delta t \dot{\eta}_t + \left(\frac{1}{2} - \beta \right) \Delta t^2 \ddot{\eta}_t \right]}{A_t + \frac{1}{2} \Delta t B_t + \beta \Delta t^2 C_t}$$



$$\dot{\eta}_{t+1} = \dot{\eta}_t + \frac{1}{2} \Delta t (\ddot{\eta}_{t+1} + \ddot{\eta}_t)$$

$$\eta_{t+1} = \eta_t + \Delta t \dot{\eta}_t + \left(\frac{1}{2} - \beta \right) \Delta t^2 \ddot{\eta}_t + \beta \Delta t^2 \ddot{\eta}_{t+1}$$

発表内容

- 数学モデル
- 逐次データ同化
- リカレントニューラルネット
- 模型実験のデータに基づく検証
- まとめ

逐次データ同化

- 自己組織型状態空間モデル
 - 時間発展(システムモデル)
 - ⇒ 前述の3式 + パラメータに関するモデル
 - 観測値によるフィルタ(観測モデル)
 - ⇒ ガウス・非ガウス型混合線形観測モデル
- 状態推定 ⇒ 粒子フィルタ

システムモデル

$$\mathbf{x}_n = [\ddot{\eta}_{t+1}, \dot{\eta}_{t+1}, \eta_{t+1}]^\top \quad \leftarrow \text{Newmark-}\beta \text{法で}$$

離散化した式

$$\boldsymbol{\theta}_n = [A_t, B_t, C_t, f_t]^\top \quad \leftarrow \text{単純なランダム}$$

ウォークモデル

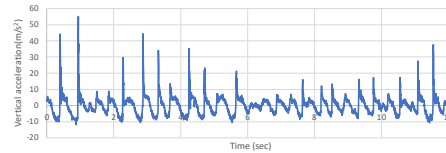
$$\mathbf{z}_n = [\mathbf{x}_n^\top, \boldsymbol{\theta}_n^\top]^\top$$

観測モデル

$$\mathbf{y}_n = [\ddot{\eta}_{t+1}, \eta_{t+1}]^T$$

Cauchy分布

Gauss分布



$$\mathbf{y}_n = [1, 0, 1, 0, 0, 0, 0] \mathbf{z}_n + \mathbf{w}_n$$

粒子フィルタ

【Step 1】初期分布の生成

【Step 2】

- (1) システムノイズの生成
- (2) 一期先予測
- (3) 尤度計算
- (4) リサンプリング

$$\alpha_n^{(j)} = \frac{\sigma_{\ddot{\eta}}}{\pi \left[(y_{1,n} - p_{1,n}^{(j)})^2 + \sigma_{\ddot{\eta}}^2 \right]} + \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_{\eta}^2}} \exp \left[-\frac{1}{2} \frac{(y_{2,n} - p_{3,n}^{(j)})^2}{\sigma_{\eta}^2} \right]$$

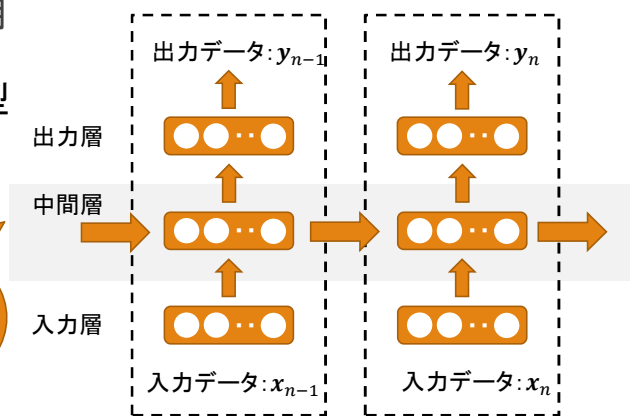
発表内容

- 数学モデル
- 逐次データ同化
- リカレントニューラルネット
- 模型実験のデータに基づく検証
- まとめ

リカレントニューラルネット

- 強制力項の時系列を取り扱うためにリカレントNNetを利用

Elman型



パラメータ:
 入力層・中間層・出力層の要素数
 勾配降下法の学習率

具体的な計算方法

① 活性化関数:シグモイド関数

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad \rightarrow \quad 0 \leq f(x) \leq 1$$

② 学習(最適化):

勾配降下法

+

BPTT(backpropagation through time)

予測誤差の時系列
はこの範囲に収ま
るように加工

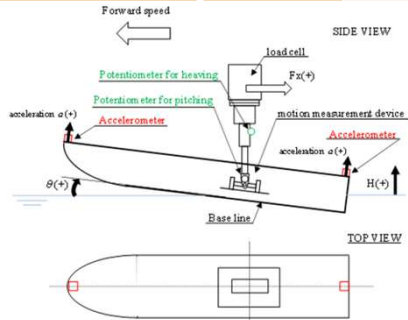
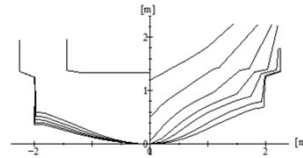
発表内容

- 数学モデル
- 逐次データ同化
- リカレントニューラルネット
- 模型実験のデータに基づく検証
- まとめ

模型実験のデータに基づく検証

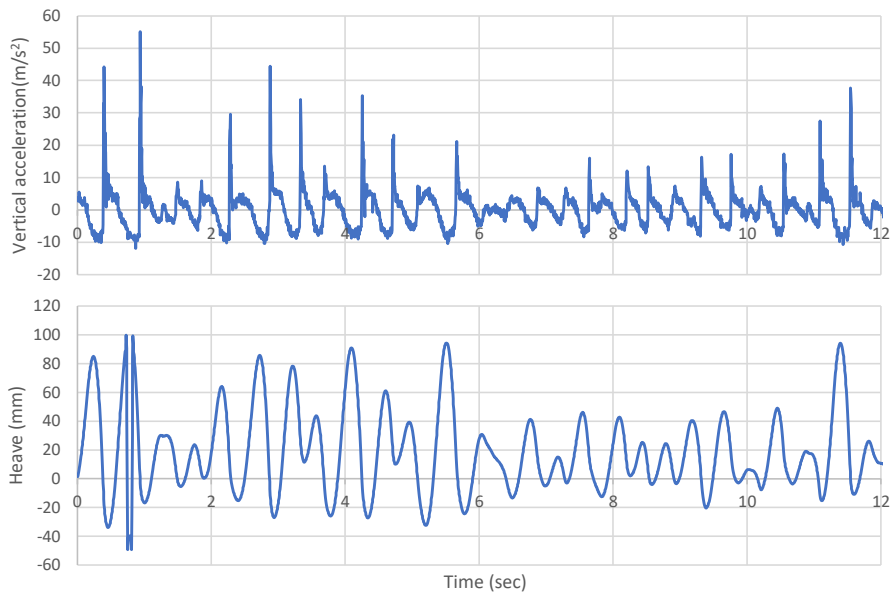
□ データ計測の概要

Significant wave height $H_{1/3}$ [m]	2.0
Mean wave period T_1 [s]	5.5

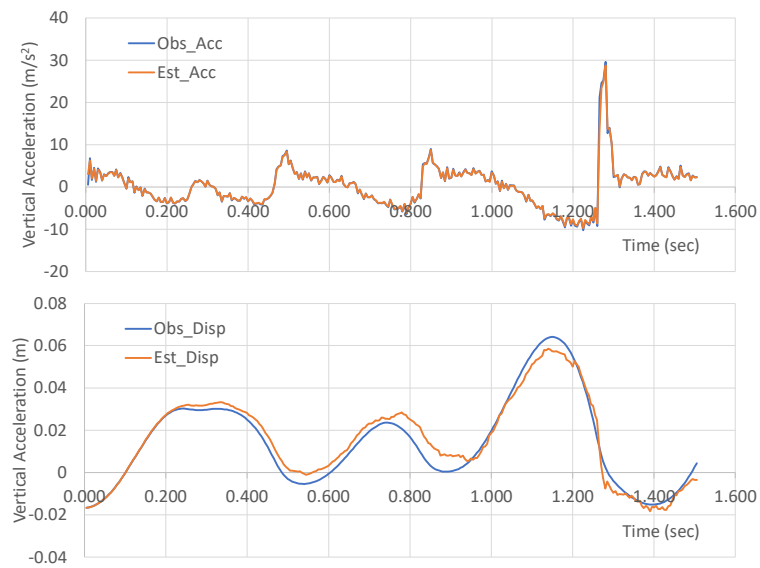


Scale of model: 1/s	1/23.4
Water line length: L_{WL} [m]	21.46
Breath: B [m]	4.0
Deadrise angle at s.s. 5: β [deg]	16.0
Draft: d [m]	0.76
Displacement [ton]	37.0

サンプリング間隔: 0.005 s

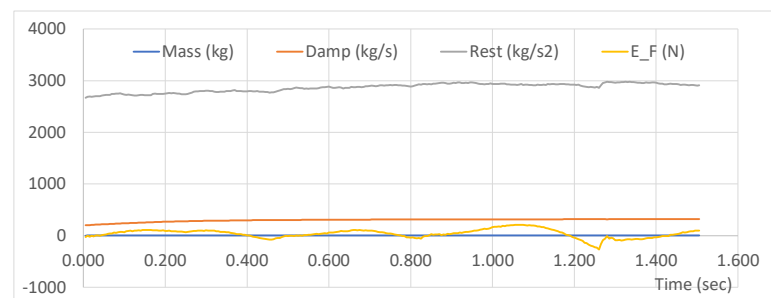


□ データ同化の結果



第85回実海域推進性能研究会

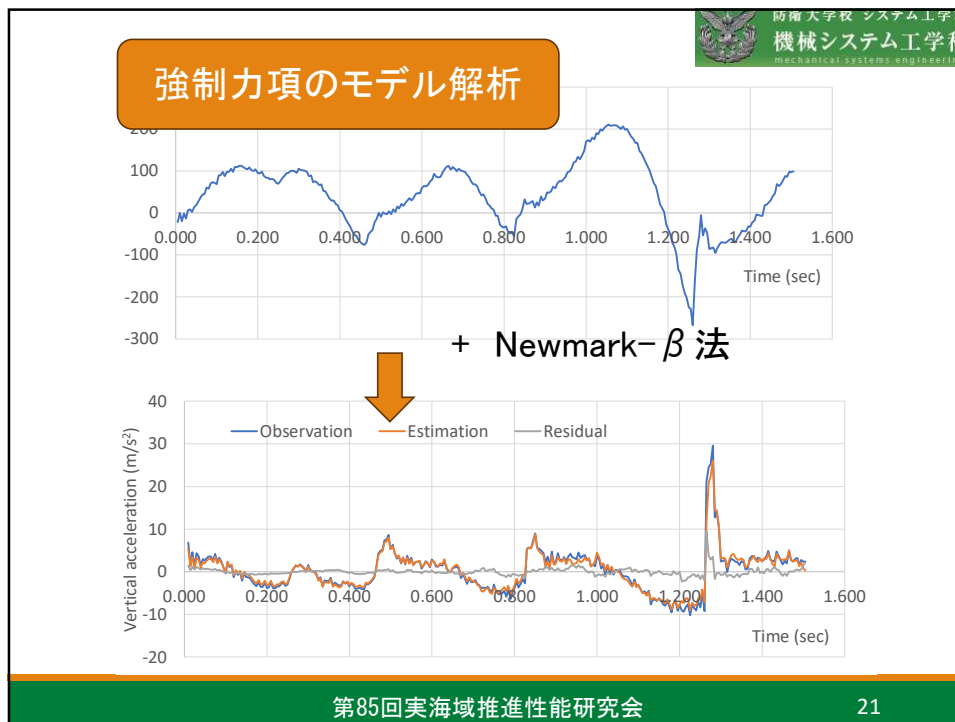
19



Mass	6.205	kg
Damping	301.317	kg/s
Restoring	2864.45	kg/s ²

第85回実海域推進性能研究会

20



防衛大学校 システム工学部
機械システム工学科
mechanical systems engineering

発表内容

- 数学モデル
- 逐次データ同化
- リカレントニューラルネット
- 模型実験のデータに基づく検証
- まとめ

第85回実海域推進性能研究会 22

まとめ

- 小型高速船に生じる上下加速度の予測について、方法論を示した。
- 逐次データ同化によって、運動方程式の強制力項の時系列を推定した結果について示した。
- 強制力項のモデル化を実現すれば、数学モデルに基づいて、上下加速度を演繹的に予測できる可能性があることを示した。

謝辞

本研究はJSPS科研費JP20H02381の助成を受けたものです。関係各位に感謝の意を表します。

