



## Estimation of Linear and Pressure Drag Coefficients of an Underwater Robot Using Nonlinear Kalman Filters

Mohammad Ghazanfari , S. Mohammad Bozorg 

Department of Mechanical Engineering, Yazd University, Yazd, Iran

**ABSTRACT:** Using kinetic models for the navigation of underwater robots is an important issue that has recently attracted the attention of many researchers. They are used as an auxiliary tool alongside the common navigation algorithms that use the kinematic models of the robots. Their use in underwater navigation is more crucial as the GPS and radio signals are not available in underwater environments and navigation algorithms mainly rely on the kinematic models used in a dead-reckoning configuration, where IMU and/or DVL data are used. To use a kinetic model for the navigation of an underwater vehicle, it is required to have accurate values of its hydrodynamic coefficients, where the linear and pressure drag coefficients are among the most crucial parameters to be identified. In this paper, the drag coefficients of a sample remotely operated vehicle (ROV) are estimated using an Extended Kalman filter (EKF) and an Unscented Kalman filter (UKF). For this purpose, a six DOF model of the underwater vehicle is used to simulate its motion. Then, the inputs and outputs of the simulated model are imported into the estimation algorithms to identify the drag coefficients of the robot. The simulation results show that the UKF identifies the hydrodynamic coefficients more accurately than EKF, using the same model and measurement noises. Also, by comparing the simulated maneuvers of the robot using the identified coefficients and the exact coefficients of the robot, it is observed that the coefficients identified by UKF lead to more accurate trajectories as compared to the coefficients identified by EKF.

### Review History:

Received: Nov. 02, 2023  
Revised: Feb. 07, 2024  
Accepted: Apr. 14, 2024  
Available Online: Jun. 07, 2024

### Keywords:

Parameters Estimation  
Linear and Pressure Drag Coefficients  
Unscented Kalman Filter  
Extended Kalman Filter  
Remotely Operated Vehicle

### 1- Introduction

The use of a kinetic model for an underwater robot is crucial for the simulation of the robot's motions and maneuvers. It can also be used in the navigation algorithms to enhance the estimates of the robot's position and velocity. To develop a kinetic model for an underwater vehicle, several approaches can be taken. A common method is to derive the equations of motion using Newton-Euler or Lagrange equations. The forces and torques that appear in these equations are commonly expressed in terms of the hydrodynamic coefficients of the robot in different modes of movement. To evaluate these coefficients, several methods are available: i) experimental methods using prototypes of the robot tested in water or air tunnels, ii) computational fluid dynamic (CFD) methods based on the geometry of the vehicle simulated in an incompressible fluid environment, iii) system identification methods using the data obtained from the vehicle actuators and sensors respectively as the input and output of the kinetic model. In this paper, the latter approach is taken and the Kalman Filter is used as the identification tool.

In most previous research, in order to estimate the position

and velocity of underwater robots, the data of sensors such as inertial measurement units (IMU) are used in kinematic models of Kalman filters and magnetometers, tilt-meters, and pressure sensors are used as external measurements. In the case of accumulation of navigation errors and also when some sensors fail to perform properly, using the kinetic model of the robot helps to improve the accuracy of the navigation [1]. The accuracy of the values of the hydrodynamic coefficients of the robot used in the dynamic model is crucial in such navigation algorithms. In some previous works, the dynamic of the robot is modeled as decoupled modes of motion [2]. Thence, the interaction between the different modes is ignored, which in turn, results in impairing the accuracy of the navigation [3].

In this paper, the hydrodynamic coefficients of a sample underwater robot including its linear and pressure drag coefficients are estimated using EKF and UKF. A six-degree-of-freedom kinetic model of an underwater robot adopted from [4] is used as the kinetic model of the system and the hydrodynamic coefficients are identified without decoupling the motions in different modes, contrary to the previous works such as [2]. While related works are presented in [5] and [6], in this work, a complete comparison of the estimation

\*Corresponding author's email: bozorg@yazd.ac.ir



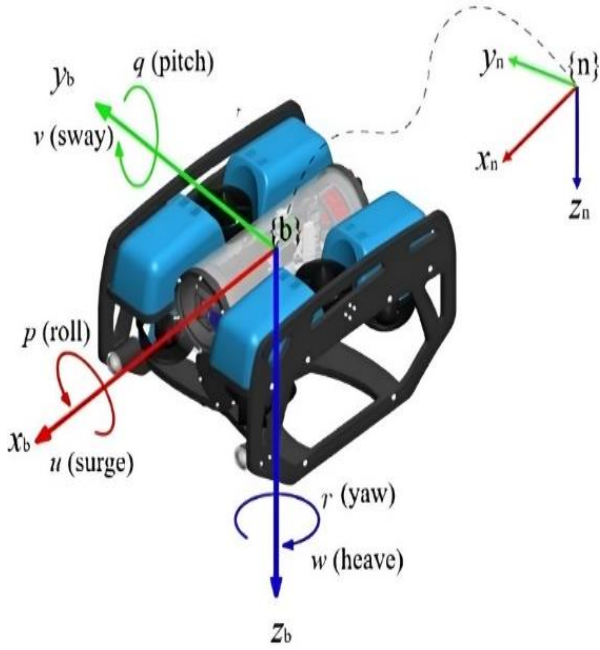


Fig. 1. Boby and inertial navigation coordinates

results including the covariance of estimated parameters is presented. Also, the real trajectories of the robot and the trajectories that are obtained from the simulation of the robot with the identified values of the hydrodynamic coefficients are compared.

## 2- Methodology

The equations of motions of a sample underwater robot are adopted from [4] as:

$$F_1 = \begin{bmatrix} \dot{u} \\ \dot{v} \\ \dot{w} \\ \dot{p} \\ \dot{q} \\ \dot{r} \end{bmatrix} = (M_{RB} + M_A)^{-1} (C_D - C_A - C_{RB}) \begin{bmatrix} u \\ v \\ w \\ p \\ q \\ r \end{bmatrix} + F_{restoring} + F_{thrust} + F_{cable} \quad (1)$$

The position and velocity states (Figure 1), the robot parameters, the actuating forces acting on the robot, and their nominal values are defined in the paper. The robot is an ROV and is operated and communicated via a cable, but the dynamic of the cable is not included in system equations due to the complexity of its modeling.

The details of the implementation of EKF and UKF algorithms are presented in the paper. The hydrodynamic coefficients are added as auxiliary states of the system, as extra states to be identified.

Table 1. Comparison of the estimates of the suggested algorithms

		Estimates		Percent Error	
Coef.	Unit	EKF	UKF	EKF	UKF
$X_u$	N.s/m	4.76	4.4	18.1	9.1
$Y_v$	N.s/m	5.86	6.34	5.8	2
$Z_w$	N.s/m	4.86	5.35	6.1	3.2
$K_p$	N.s/rad	0.04	0.05	42	10
$M_q$	N.s/rad	0.08	0.09	21	32
$N_r$	N.s/rad	0.10	0.08	50	15
$X_{u u }$	N.s <sup>2</sup> /m <sup>2</sup>	17.72	18.78	2.5	3.3
$Y_{v v }$	N.s <sup>2</sup> /m <sup>2</sup>	20.45	21.8	5.5	0.6
$Z_{w w }$	N.s <sup>2</sup> /m <sup>2</sup>	41.93	38.15	13	4
$K_{p p }$	N.s <sup>2</sup> /rad <sup>2</sup>	1.19	1.6	23	3.2
$M_{q q }$	N.s <sup>2</sup> /rad <sup>2</sup>	1.48	1.35	4.5	13
$N_{r r }$	N.s <sup>2</sup> /rad <sup>2</sup>	1.21	1.83	22	18

## 3- Results

The output of the 6-DOF simulation of the robot motion under the various thruster inputs is used in the identification process using the EKF and UKF as nonlinear estimators. In particular, identification of the hydrodynamic coefficients of the robot is performed. The numerical values of the covariance of process and measurement noises are given. A comparison of the accuracy of the two filters in estimating the hydrodynamic coefficients is presented in Table 1. The covariances of these estimates are also discussed in the paper.

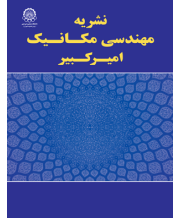
## 4- Conclusions

The results in Table 2 show that the estimates of UKF are closer to the real values of the hydrodynamic coefficients than EKF estimates, in overall. The motion of the robot is also simulated using these identified values and the trajectories are compared with the known trajectory of the robot. It is observed the trajectory resulting from UKF-identified parameters is closer to the actual trajectory of the robot.

## References

- [1] S. Balasubramanian, A. Rajput, R.W. Hascaryo, C. Rastogi, W.R. Norris, Comparison of Dynamic and Kinematic Model Driven Extended Kalman Filters (EKF) for the Localization of Autonomous Underwater

- Vehicles, arXiv preprint arXiv: 2105.12309 (2021).
- [2] Q. Li, Y. Cao, B. Li, D.M. Ingram, A. Kiprakis, Numerical modelling and experimental testing of the hydrodynamic characteristics for an open-frame remotely operated vehicle, *Journal of Marine Science and Engineering*, 8(9) (2020) 688.
- [3] P.F. Florez, R. Huamani R, E. Huanca, W. Nina, J.P.J. Avila, Design and Experimental Identification of the Main Hydrodynamic Parameters for an Open-Frame ROV to the Peruvian Scallops Stock Assessment, in: *Offshore Technology Conference Brasil, OTC, 2023*, pp. D031S034R004.
- [4] C.-J. Wu, 6-dof modelling and control of a remotely operated vehicle, Flinders University, College of Science and Engineering, 2018.
- [5] F. Deng, C. Levi, H. Yin, M. Duan, Identification of an Autonomous Underwater Vehicle hydrodynamic model using three Kalman filters, *Ocean Engineering*, 229 (2021) 108962.
- [6] M.T. Sabet, H.M. Daniali, A. Fathi, E. Alizadeh, Identification of an autonomous underwater vehicle hydrodynamic model using the extended, cubature, and transformed unscented Kalman filter, *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, 43(2) (2017) 457-467.



## تخمین ضرایب پسای خطی و فشاری یک ربات زیردریایی با استفاده از فیلترهای کالمن غیرخطی

محمد غضنفری، سید محمد بزرگ\* 

دانشکده مهندسی مکانیک، دانشگاه یزد، یزد، ایران.

### تاریخچه داوری:

دریافت: ۱۴۰۲/۰۸/۱۱  
بازنگری: ۱۴۰۲/۱۱/۱۸  
پذیرش: ۱۴۰۳/۰۱/۲۶  
ارائه آنلاین: ۱۴۰۳/۰۳/۱۸

### کلمات کلیدی:

تخمین پارامترهای سیستم  
ضرایب پسای خطی  
ضرایب فشاری  
فیلتر کالمن بدون بو  
فیلتر کالمن توسعه یافته

**خلاصه:** تعیین موقعیت ربات‌های زیردریایی با استفاده از مدل سینتیکی آن‌ها از اهمیت بالایی در ناوبری این ربات‌ها برخوردار است. ناوبری مبتنی بر مدل سینتیکی، یک ابزار کمی برای الگوریتم‌های رایج ناوبری که در آن‌ها از مدل‌های سینماتیکی استفاده می‌شود، می‌باشد. اهمیت استفاده از مدل‌های سینتیکی در ناوبری وسایل زیردریایی زمانی دوچندان می‌شود که به واسطه شرایط زیر آب، امکان دسترسی به داده‌های سیستم موقعیت‌یاب جهانی و امواج رادیویی وجود نداشته و ناوبری کور با استفاده از داده‌های حسگرهایی نظیر واحد اندازه‌گیری اینرسی و سرعت‌سنج‌های داپلری و بر اساس مدل‌های سینتیکی انجام می‌گیرد. به منظور پیاده‌سازی الگوریتم ناوبری مبتنی بر مدل سینتیکی، به یک مدل دقیق برای وسایل زیردریایی نیاز است که ضرایب پسای خطی و فشاری، از جمله مهمترین ضرایب تاثیرگذار در دقت آن هستند. در این مقاله، ضرایب پسای خطی و فشاری برای یک نمونه ربات زیردریایی هدایت از راه دور با استفاده از فیلترهای کالمن غیرخطی توسعه یافته و بدون بو تخمین زده می‌شوند. برای این منظور، یک مدل شش درجه آزادی از ربات زیردریایی برای شبیه‌سازی حرکت آن، مورد استفاده قرار می‌گیرد. سپس ورودی و خروجی‌های مدل شبیه‌سازی شده، به الگوریتم‌های تخمین داده می‌شوند تا ضرایب پسای خطی و فشاری ربات شناسایی شوند. مقایسه مقادیر شناسایی شده برای ضرایب هیدرودینامیک نشان می‌دهد که فیلتر کالمن بدون بو این ضرایب را با دقت بیشتری نسبت به فیلتر کالمن توسعه یافته تخمین می‌زند. همچنین، مقایسه نتایج شبیه‌سازی مانورهای ربات با استفاده از ضرایب شناسایی شده و ضرایب واقعی و مقایسه مسیرهای حرکتی به دست آمده، نشان می‌دهد که مسیر حاصل از ضرایب شناسایی شده توسط فیلتر کالمن بدون بو، به مسیر واقعی حرکت وسیله نزدیک‌تر است.

### ۱- مقدمه

با توجه به هزینه بالای تامین تجهیزات مورد نیاز به منظور انجام تست‌های آزمایشگاهی و عدم امکان اجرای مانورهای پیچیده جهت محاسبه ضرایب هیدرودینامیکی در این روش و دقت کمتر نتایج تخمین با استفاده از روش‌های شبیه‌سازی مانند دینامیک سیالات محاسباتی<sup>۱</sup> الگوریتم‌های تخمین مبتنی بر مدل ارائه گردیده‌اند. یکی از مزایای این روش شناسایی پارامترها، قابلیت شناسایی این پارامترها در حین کار و به روز رسانی برخط آنها در شرایط کاری مختلف است. فیلترهای کالمن از پرکاربردترین الگوریتم‌های تخمین مبتنی بر مدل هستند که در انواع خطی و غیرخطی ارائه شده‌اند و با توجه به دقت و کاربرد مورد نیاز در پژوهش‌های مختلف مورد استفاده قرار می‌گیرند. به منظور تخمین دقیق ضرایب هیدرودینامیکی ربات زیردریایی با فیلترهای کالمن، داشتن یک

مدل دقیق و کارآمد برای شبیه‌سازی حرکت ربات زیردریایی الزامی است. در [۱] به مدلسازی کلی وسایل نقلیه دریایی اعم از ربات‌های زیردریایی و کشتی‌ها به هر دو روش نیوتن و لاگرانژ پرداخته شده است. علاوه بر این، در این هندبوک<sup>۲</sup> الگوریتم‌های کنترلی و خلبان خودکار<sup>۳</sup> برای انواع ربات‌های زیردریایی نیز مورد بررسی قرار گرفته‌اند. در این هندبوک، یک مدل شش درجه آزادی برای ربات زیردریایی از نوع ربات زیردریایی کنترل از راه دور<sup>۴</sup> با در نظر گرفتن تمامی ضرایب هیدرودینامیکی و بدون در نظر گرفتن اثر نیروی کابل متصل به آن، ارائه گردیده که مبنای مدلسازی در پژوهش حال حاضر است. در [۲]، طراحی و ساخت یک نمونه ربات زیردریایی کنترل از راه دور با در نظر گرفتن شش رانشگر مورد بررسی قرار گرفته است. در این پژوهش معادلات حرکتی ربات استخراج گردیده و رانشگرها نیز مدلسازی شده است. در ادامه، کنترل کننده موقعیت بر مبنای

- 2 Handbook
- 3 Autopilot
- 4 Remotely Operated Vehicle

- 1 Computational Fluid Dynamics

\* نویسنده عهده‌دار مکاتبات: bozorg@yazd.ac.ir



انتشار الگوریتم تفاضل مرکزی با درونیابی استرلینگ انجام می‌گیرد و از این جهت انتظار می‌رود دارای دقت بالاتری نسبت به فیلتر کالمن بدون بو باشد. پس از شبیه‌سازی مدل مفروض از طریق نرم‌افزار شبیه‌ساز گزبو<sup>۷</sup>، نتایج تخمین مسیر به هر سه روش مورد بررسی قرار گرفته و نشان داده شده است که نتایج تخمین فیلتر کالمن تفاضل مرکزی و فیلتر کالمن بدون بو دارای خطایی کمتر نسبت به فیلتر کالمن توسعه‌یافته می‌باشند. نتایج ارائه شده در این پژوهش نشان می‌دهد که فیلتر کالمن تفاضل مرکزی نسبت به فیلتر کالمن بدون بو دارای درصد ناچیزی خطای کمتر می‌باشد که این تفاوت در سیستم‌هایی نظیر ربات‌های زیردریایی چندان تاثیر محسوس نخواهد گذاشت در حالیکه برتری فیلتر کالمن تفاضل مرکزی نسبت به فیلتر کالمن بدون بو در سیستم‌هایی با حساسیت بسیار بالا نظیر توربین‌های بادی با سرعت متغیر محسوس خواهد بود [۷]. در [۸]، به تخمین موقعیت ربات زیردریایی از نوع خودکار<sup>۸</sup> بر اساس ترکیب داده‌های دو حسگر ناوبری اینرسی<sup>۹</sup> و خط مبنای کوتاه<sup>۱۰</sup> پرداخته شده است. حسگرهای خط مبنای کوتاه با ارسال امواج صوتی توسط تعداد سه یا بیشتر فرستنده که توسط ایستگاه شناور قرار گرفته بر روی سطح آب حمل می‌شوند، فاصله اهداف زیرآبی را تا ایستگاه شناور اندازه‌گیری می‌کند. از ترکیب داده‌های این حسگر با سایر حسگرها نظیر حسگر فشار، موقعیت اهداف در زیر آب محاسبه می‌شود. در این پژوهش با استخراج مدل سینماتیکی این دو حسگر و بر اساس داده‌های واقعی به تخمین موقعیت ربات به دو روش فیلتر کالمن توسعه‌یافته و بدون بو پرداخته شده است. بر اساس نتایج ارائه شده، موقعیت تخمین زده شده ربات با استفاده از فیلتر کالمن بدون بو از دقت بالاتری نسبت به فیلتر کالمن توسعه‌یافته برخوردار است. در این پژوهش نشان داده شده است که استفاده از حسگر خط مبنای کوتاه در کنار حسگر ناوبری اینرسی تاثیر بسزایی در کاهش خطای ناشی از انتگرال‌گیری از داده‌های حسگر ناوبری اینرسی به هنگام موقعیت‌یابی ربات دارد.

همان طور که اشاره شد یک روش شناسایی پارامترها، استفاده از تخمین‌گرها است. این روش به دلایلی نظیر کاهش اثر نویزها و اختلالات در داده‌های دریافتی از حسگرها به هنگام انجام آزمایش‌های تجربی، محاسبه متغیرهای حالت و پارامترهای مدل در شرایطی که امکان نصب و استفاده از حسگر نمی‌باشد و یا به هنگام از کار افتادگی حسگرها در زمان انجام ماموریت بسیار مورد توجه قرار گرفته است. در [۹]، تخمین ضرایب هیدرودینامیکی

مدل سینتیکی سیستم طراحی شده و عملکرد آن در شرایط واقعی مورد بررسی قرار گرفته است. برای این کار، ربات داخل یک آکواریوم مورد آزمایش قرار گرفته و موقعیت واقعی آن از طریق یک دوربین سه بعدی<sup>۱</sup> در بیرون از آکواریوم استخراج شده و در پایان موقعیت ربات با خروجی حاصل از شبیه‌سازی مورد مقایسه قرار گرفته است. در [۳] نیز به مدل‌سازی شش درجه آزادی یک نمونه ربات زیردریایی از نوع کنترل از راه دور پرداخته شده است. از آنجایی که مقادیر عددی ضرایب جرم افزوده و پسا در این پژوهش ارائه شده و نتایج تجربی حاصل از آزمایش رانشگرهای ربات در وبگاه سازنده آن نشان داده شده است، مقادیر عددی ارائه شده در پژوهش مذکور به عنوان مقادیر دقیق و مرجع در مدل‌سازی و شبیه‌سازی ربات مذکور در نظر گرفته شده‌اند.

در [۴] تخمین موقعیت ربات زیردریایی مورد استفاده در مزارع پرورش ماهی بررسی شده است. در این پژوهش ربات مورد استفاده مجهز به حسگر سرعت‌سنج داپلری<sup>۲</sup> و دوربین لیزری است. در این پژوهش از فیلتر کالمن توسعه‌یافته<sup>۳</sup> در تخمین موقعیت استفاده شده است. در ابتدا از داده‌های اندازه‌گیری سرعت‌سنج داپلری در تخمین موقعیت استفاده شده سپس تخمین موقعیت با استفاده از داده‌های دوربین لیزری صورت گرفته است. از مقایسه نتایج تخمین موقعیت با مسیر پیموده شده در قفس، نشان داده شده است که موقعیت‌یابی با استفاده از داده‌های بدست آمده از دوربین لیزری با دقت بالاتری نسبت به حسگر سرعت‌سنج داپلری صورت گرفته است. در [۵] تخمین مسیر یک ربات زیردریایی از نوع کنترل از راه دور با استفاده از فیلتر کالمن توسعه‌یافته انجام شده است. نتایج تخمین بدست آمده به منظور پیاده‌سازی کنترل‌کننده پیش‌بین<sup>۴</sup> در حضور اغتشاشات ناشی از جریان‌های آبی مورد استفاده قرار گرفته است. با مقایسه مسیر فرض شده برای حرکت ربات و مسیر طی شده توسط ربات در حضور اغتشاشات ناشی از جریان‌های آبی و با پیاده‌سازی کنترل‌کننده پیش‌بین مشخص شده است که کنترل‌کننده پیش‌بین با مقادیر تخمین زده شده توسط فیلتر کالمن توسعه‌یافته عملکردی کاملاً مناسب داشته است. در [۶]، تخمین مسیر یک نمونه ربات زیردریایی کنترل از راه دور به سه روش فیلتر کالمن توسعه‌یافته، فیلتر کالمن بدون بو<sup>۵</sup> و فیلتر کالمن تفاضل مرکزی<sup>۶</sup> مورد بررسی قرار گرفته است. در این پژوهش عملکرد فیلتر کالمن تفاضل مرکزی مانند فیلتر کالمن بدون بو معرفی شده است با این تفاوت که تولید نقاط سیگما در مرحله

- 1 Stereo vision camera
- 2 Doppler Velocity Log
- 3 Extended Klamann Filter
- 4 Model Predictive control
- 5 Unscented Kalman Filter
- 6 Central Difference Kalman Filter

- 7 Gazebo
- 8 Autonomous Underwater Vehicle
- 9 Inertia Navigation System
- 10 Short BaseLine

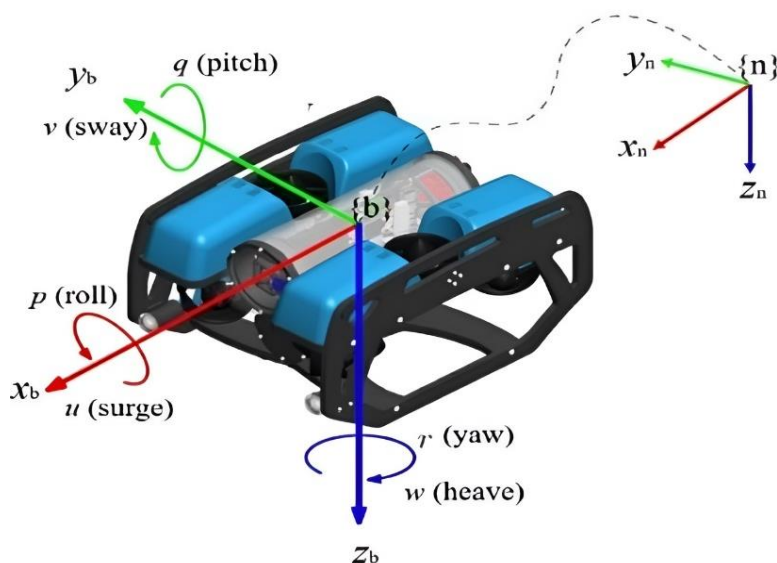


شرایط تست در محیط واقعی نشان داده شده است که مدل تخمین زده شده برای پیاده‌سازی الگوریتم‌های کنترل مسیر عملکرد قابل قبولی داشته است. در اغلب پژوهش‌های گذشته، تخمین موقعیت ربات‌های زیردریایی توسط فیلترهای کالمن غیرخطی و با به کارگیری مدل سینماتیکی به منظور ترکیب داده‌های حسگرهای تعبیه شده روی ربات، مورد بررسی قرار گرفته است. از آنجایی که ورودی مدل سینماتیکی، اندازه‌گیری‌های بدست آمده از حسگرها می‌باشد و به دلیل نویزی بودن داده حسگرها و تحت تاثیر قرار گرفتن خروجی حسگرها از شرایط محیطی، عملکرد این دسته از تخمینگرها دچار خطای زیادی می‌شود. از طرفی دیگر، از کار افتادن برخی از حسگرها سبب عملکرد نامناسب تخمینگرهای مبتنی بر مدل سینماتیکی خواهد شد که در این شرایط استفاده از تخمینگرهای مبتنی بر مدل سینتیکی و به کار بردن مدل سینتیکی در کنار مدل سینماتیکی، نتایج تخمین موقعیت را به طور قابل توجهی بهبود می‌بخشد [۱۲]. نکته قابل ذکر آن است که در برخی از روش‌های قبلی ارائه شده برای شناسایی و تخمین ضرایب هیدرودینامیکی وسایل زیرآبی، صرفاً در یکی از مودهای حرکتی و به صورت تفکیک شده، تخمین صورت گرفته است [۱۳] که به دلیل عدم در نظر گرفتن تاثیر متقابل مودهای حرکتی مختلف بر یکدیگر، تخمین‌های انجام گرفته از دقت کافی برخوردار نمی‌باشند [۱۴]. در بسیاری از پژوهش‌های قبلی نظیر [۹]، میزان عدم قطعیت در نتایج تخمین گزارش نشده است و تنها مقادیر تخمین زده شده برای پارامترها و مقدار خطای تخمین ارائه شده است، در حالی که بررسی کواریانس‌های خطای تخمین به منظور بررسی میزان دقت تخمین‌های زده شده و روند همگرایی فیلترها از اهمیت بالایی برخوردار است. در این پژوهش، جزییات مدل مورد استفاده در فیلتر کالمن به همراه مراحل اجرای فیلترها، روند همگرایی مقادیر تخمین زده شده و کواریانس آنها بررسی و مقایسه شده است.

در بسیاری از مراجع اخیر، روش‌های تخمین مبتنی بر هوش مصنوعی و فیلترهای کالمن از جمله پرکاربردترین روش‌های تخمین ضرایب هیدرودینامیکی معرفی شده‌اند. در اغلب این پژوهش‌ها، به مقایسه نتایج حاصل از این دو روش پرداخته شده و مزایا و معایب هریک از این دو روش تشریح شده‌اند [۱۵]. به منظور دریافت نتایج دقیق از روش‌های مبتنی بر هوش مصنوعی، حجم زیادی از داده‌های دریافتی از تست ربات در شرایط واقعی نیاز است. علاوه بر آن، فرآیند تعلیم الگوریتم‌های مرتبط نیز زمانبر است [۱۶]. بنابراین در این پژوهش، تخمین ضرایب هیدرودینامیکی یک ربات زیردریایی کنترل از راه دور شامل ضرایب پسای خطی و فشاری با استفاده از فیلترهای کالمن غیرخطی توسعه یافته و بدون بو به عنوان پرکاربردترین ابزار شناسایی و تخمین مورد بررسی قرار می‌گیرد.

یک ربات زیردریایی خودکار به سه روش فیلتر کالمن توسعه یافته، بدون بو و فیلتر کالمن بدون بو بهینه<sup>۱</sup> مورد بررسی قرار گرفته است. در فیلتر کالمن بدون بو بهینه، پارامتر مقیاس‌گذاری<sup>۲</sup> به عنوان یکی از عوامل تاثیرگذار در وزن‌دهی نقاط سیگما<sup>۳</sup> به صورت متغیر با زمان فرض شده است به گونه‌ای که این پارامتر در هر مرحله از تخمین، بر اساس الگوریتم کاهش گرادیان<sup>۴</sup> کاهش می‌یابد. همچنین در این پژوهش، مدل نویزی خودهمبسته میانگین متحرک<sup>۵</sup> به منظور محاسبه ماتریس‌های نویز فرآیند و اندازه‌گیری در هر مرحله از الگوریتم تخمین مورد بررسی قرار گرفته است و در پایان نتایج هر سه الگوریتم با در نظر گرفتن مدل خودهمبسته میانگین متحرک و بدون آن، مقایسه گردیده است. در [۱۰]، تخمین ضرایب هیدرودینامیکی پسای فشاری، ضرایب برآ و ضرایب سطوح کنترلی یک نمونه ربات زیردریایی از نوع خودکار در هنگام انجام یک مانور ماریچ مورد بررسی قرار گرفته است. الگوریتم‌های تخمین مورد استفاده در این مقاله شامل فیلتر کالمن توسعه یافته و بی‌رد به همراه فیلتر کالمن مکعبی<sup>۶</sup> هستند. در این پژوهش فیلتر کالمن مکعبی یکی از زیرشاخه‌های فیلتر کالمن بی‌رد با تعداد نقاط سیگمای کمتر معرفی شده و نشان داده شده است که ضرایب تخمین زده شده با فیلترهای کالمن بی‌رد و مکعبی از دقت بالاتری نسبت به فیلتر کالمن توسعه یافته برخوردار است. همچنین تخمین‌های صورت گرفته توسط فیلتر کالمن بی‌رد نسبت به فیلتر کالمن مکعبی بهتر و با دقت بالاتری بوده‌اند، در حالی که هر دو الگوریتم دارای بار محاسباتی یکسان هستند. در [۱۱] به شناسایی مدل دینامیکی و در نهایت پیاده‌سازی الگوریتم کنترل مسیر یک نمونه ربات زیردریایی هدایت از راه دور پرداخته شده است. در این پژوهش فرض شده ربات مجهز به حسگرهای سرعت‌سنج داپلری، خط‌مبنای کوتاه، ناوبری اینرسی و حسگر فشارسنج است. مدل حرکتی ربات که در قالب یک مدل جعبه سیاه در نظر گرفته شده، به صورت یک چند جمله‌ای با ضرایب نامشخص برای حرکت در تمامی راستاهای حرکتی در نظر گرفته شده است. ورودی‌های داده شده به مدل به همراه داده‌های اندازه‌گیری بدست آمده از حسگرهای مذکور به عنوان خروجی‌های سیستم به الگوریتم حداقل مربعات بازگشتی توسعه یافته<sup>۷</sup> داده شده و ضرایب مدل مذکور تخمین زده شده‌اند. با مقایسه مسیر پیموده شده توسط ربات در شبیه‌سازی و مسیر پیموده شده در

- 1 Optimized Unscented Kalman Filter
- 2 Scaling parameter
- 3 Sigma points
- 4 Gradient descent
- 5 Autoregressive Moving Average
- 6 Cubature Kalman Filter
- 7 Recursive Extended Least Square



شکل ۱. نمایش دستگاه مختصات بدنه و اینرسی [۱۳]

Fig. 1. Body and inertia coordinate system presentation [13]

محاسبه می‌شود. شکل کلی معادلات حرکتی ربات در رابطه (۱) ارائه شده است [۱]. در این پژوهش، دستگاه بدنه بر روی مرکز شناوری ربات تعبیه شده و مرکز جرم آن به فاصله دو سانتی‌متر پایین‌تر از مرکز شناوری قرار گرفته که در شکل ۱ نیز نشان داده شده است:

$$F_1 = \begin{bmatrix} \dot{u} \\ \dot{v} \\ \dot{w} \\ \dot{p} \\ \dot{q} \\ \dot{r} \end{bmatrix} = (M_{RB} + M_A)^{-1} (C_D - C_A - C_{RB}) \begin{bmatrix} u \\ v \\ w \\ p \\ q \\ r \end{bmatrix} \quad (1)$$

$$+ F_{restoring} + F_{thrust} + F_{cable}$$

$$F_2 = \begin{bmatrix} \dot{\phi} \\ \dot{\theta} \\ \dot{\psi} \end{bmatrix} = T(\phi, \theta, \psi) \begin{bmatrix} \dot{u} \\ \dot{v} \\ \dot{w} \end{bmatrix}$$

رابطه (۱) معادلات کلی حرکت ربات زیردریایی کنترل از راه دور در دستگاه بدنه است که به روش نیوتن-اویلر استخراج شده‌اند [۱]. در این رابطه، نیروی‌های خارجی شامل نیروی برگرداننده<sup>۱</sup>، نیروی رانش<sup>۲</sup> و نیروی کابل در نظر

مدل سینتیکی ربات به صورت شش درجه آزادی در نظر گرفته شده و فرآیند تخمین ضرایب هیدرودینامیکی بدون تفکیک مودهای حرکتی ربات و برخلاف پژوهش‌های [۹] و [۱۰] با ارائه کواریانس‌های خطای تخمین در هر لحظه به منظور بررسی میزان اعتبار نتایج تخمین، صورت گرفته است. علاوه بر این در این پژوهش، شناسایی ضرایب هیدرودینامیک یک ربات زیردریایی کنترل از راه دور که در آن، تداخل مودهای حرکتی نسبت به یک ربات زیردریایی خودکار بیشتر است، مورد بررسی قرار گرفته و نتایج اجرای فیلترهای مختلف مقایسه شده‌اند، در حالی که در مقالات [۹] و [۱۰] عملکرد فیلترهای کالمن در شناسایی مدل یک ربات زیردریایی خودکار مورد بررسی قرار گرفته است. در انتها، به منظور بررسی دقت مقادیر تخمین زده شده برای ضرایب مذکور، نتایج حاصل از شبیه‌سازی حرکتی ربات با ضرایب تخمین زده شده با مسیر واقعی ربات (حاصل از شبیه‌سازی ربات با استفاده از مقادیر مرجع این ضرایب هیدرودینامیکی) مقایسه می‌شوند.

## ۲- مدل‌سازی سینتیکی ربات زیردریایی کنترل از راه دور

با استخراج معادلات سینتیکی ربات انتخاب شده از [۳] و حل آن به روش حل عددی اویلر در پله‌های زمانی ۰،۰۱ ثانیه، نه متغیر حالت شامل سرعت‌های خطی و زاویه‌ای در دستگاه بدنه و زوایای اویلر حول سه محور به طور مستقیم محاسبه شده و موقعیت مرکز جرم ربات و سرعت‌های خطی در سه راستا در دستگاه اینرسی به طور غیرمستقیم و از جایگذاری زوایای اویلر در ماتریس انتقال

1 Restoring force

2 Thrust force

جدول ۱. مقادیر عددی پارامترها و ضرایب هیدرودینامیکی ربات BlueRov2 Heavy

Table 1. Numerical values of hydrodynamic coefficients and parameters of BlueRov2 Heavy robot

نماد	مقدار	واحد	نماد	مقدار	واحد
$I_{xx}$	۰/۱۶	kg.m <sup>2</sup>	$m$	۱۱/۵	kg
$I_{yy}$	۰/۱۶	kg.m <sup>2</sup>	$W$	۱۱۲/۸	N
$I_{zz}$	۰/۱۶	kg.m <sup>2</sup>	$B$	۱۱۴/۸	N
$r_g$	[۰ ۰ ۰/۲]	m	$r_B$	[۰ ۰ ۰]	m
$K_p$	۰/۱۲	kg.m <sup>2</sup> /rad	$X_{\dot{u}}$	۵/۵	kg
$M_{\dot{q}}$	۰/۱۲	kg.m <sup>2</sup> /rad	$Y_{\dot{v}}$	۱۲/۷	kg
$N_{\dot{r}}$	۰/۱۲	kg.m <sup>2</sup> /rad	$Z_{\dot{w}}$	۱۴/۵۷	kg
$K_p$	۰/۰۷	N.s/rad	$X_u$	۴/۰۳	N.s/m
$M_q$	۰/۰۷	N.s/rad	$Y_v$	۶/۲۲	N.s/m
$N_r$	۰/۰۷	N.s/rad	$Z_w$	۵/۱۸	N.s/m
$K_{p p }$	۱/۵۵	N.s <sup>2</sup> /rad <sup>2</sup>	$X_{u u }$	۱۸/۱۸	N.s <sup>2</sup> /m <sup>2</sup>
$M_{q q }$	۱/۵۵	N.s <sup>2</sup> /rad <sup>2</sup>	$Y_{v v }$	۲۱/۶۶	N.s <sup>2</sup> /m <sup>2</sup>
$N_{r r }$	۱/۵۵	N.s <sup>2</sup> /rad <sup>2</sup>	$Z_{w w }$	۳۶/۹۹	N.s <sup>2</sup> /m <sup>2</sup>

اساس اطلاعات در دسترس از رانشگرهای به کار گرفته شده در ربات مذکور انجام شده است [۱۷]. در نمودارهای ارائه شده در وبگاه سازنده، مقدار نیروی رانش برحسب مدولاسیون پهنای باند<sup>۱</sup> در محدوده ۱۱۰۰ تا ۱۹۰۰ میکرو ثانیه و برای ولتاژهای کاری ۱۰ تا ۲۰ ولت در نظر گرفته شده است. با توجه به اطلاعات داده شده توسط سازنده رانشگر، ولتاژ کاری رانشگر ۱۶ ولت فرض شده و با فرض خطی بودن رابطه مدولاسیون پهنای باند با ولتاژ، ضریب رانش استخراج گردیده است. بر این اساس، ضریب رانش با توجه به نمودار تجربی ارائه شده و با فرضیات مذکور به صورت مقادیر زیر محاسبه شده است:

گرفته شده‌اند. ماتریس‌های  $M_A$  و  $M_{RB}$  به ترتیب نشانگر ماتریس‌های اینرسی و جرم افزوده ربات هستند. ماتریس‌های  $C_D$ ،  $C_A$  و  $C_{RB}$  به ترتیب جهت محاسبه نیروهای پسای خطی و فشاری، نیروی کوریولیس و جانب مرکز ناشی از جرم افزوده و نیروی کوریولیس و جانب مرکز ناشی از اینرسی ربات مورد نظر، محاسبه شده‌اند که تمامی ماتریس‌های مذکور بر اساس [۳] و با توجه به مقادیر عددی ارائه شده در جدول ۱، استخراج شده‌اند. نکته قابل ذکر آن است که به دلیل پیچیدگی استخراج معادلات حرکتی کابل، از اثر نیروی کابل در مدلسازی سینتیکی صرف نظر شده است.

با توجه به ربات مورد استفاده در پژوهش انتخاب شده، مدلسازی رانشگر بر

1 Pulse-Width Modulation



در روابط (۴) و (۵) نیز مشابه رابطه (۳)،  $w_n$  نویز سفید گوسی با میانگین صفر است که به منظور تحریک فیلترهای کالمن به تعقیب مقادیر واقعی ضرایب هیدرودینامیکی، به آن‌ها اضافه شده است. با توجه به شبیه‌سازی ربات در سرعت ثابت و عدم تغییر هندسه ربات به هنگام شبیه‌سازی، این ضرایب به صورت مقداری ثابت در مرحله بروز رسانی زمانی فیلتر کالمن وارد شده‌اند اما کواریانس نویزهای مصنوعی اضافه شده به معادلات سیستم و ضرایب هیدرودینامیکی، در فرآیند تخمین در نظر گرفته شده‌اند که بر اساس رابطه (۶) محاسبه می‌شود:

$$E[w_i w_j^T] = Q \delta_{ij} \quad (۶)$$

معادلات اندازه‌گیری با توجه به حسگرها و سیستم‌های ناوبری به کار رفته در ربات‌های زیردریایی انتخاب می‌شود. در این پژوهش از آنجایی که هدف بررسی عملکرد الگوریتم‌های تخمین است، فرض شده است که ربات مرجع، مجهز به حسگر سرعت‌سنج داپلری و حسگر اندازه‌گیری اینرسی<sup>۱</sup> است. بنابراین داده‌های اندازه‌گیری شامل زوایای اویلر حول سه محور، سرعت‌های خطی در سه جهت به همراه سرعت‌های دورانی است و معادلات اندازه‌گیری به صورت معادلات ارائه شده (۷) در نظر گرفته خواهد شد. سرعت‌های خطی به طور مستقیم از حسگر سرعت‌سنج داپلری، سرعت‌های دورانی به طور مستقیم از حسگر اندازه‌گیری اینرسی و زوایای اویلر از ترکیب داده‌های این دو حسگر اندازه‌گیری می‌گردد.

$$\begin{aligned} h_1 &= u + v_1 & h_6 &= r + v_6 \\ h_2 &= v + v_2 & h_7 &= \phi + v_7 \\ h_3 &= w + v_3 & h_8 &= \theta + v_8 \\ h_4 &= p + v_4 & h_9 &= \psi + v_9 \\ h_5 &= q + v_5 \end{aligned} \quad (۷)$$

در رابطه (۷)،  $v$  نویز اندازه‌گیری است که مانند نویز فرآیند، به صورت یک نویز گوسی سفید با میانگین صفر به معادلات اندازه‌گیری اضافه می‌شود.

$$E[v_i v_j^T] = R \delta_{ij} \quad (۸)$$

$$C_{V-Forward} \approx 0.171, C_{V-Reverse} \approx 0.137 \quad (N/U^2) \quad (۲)$$

### ۳- شناسایی ضرایب هیدرودینامیکی

فرم فضای حالت معادلات گسسته‌شده سیستم برای تخمین متغیرهای حالت ربات، به صورت روابط زیر است. بازه زمانی گسسته‌سازی کوچک در نظر گرفته شده است بنابراین به منظور کاهش بار محاسباتی به جای استفاده از روش حل عددی رانگ-کوتا، از روش حل عددی اویلر در گسسته‌سازی استفاده شده است.

$$\begin{aligned} \begin{bmatrix} X_k \\ \Theta_k \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} X_{k-1} \\ \Theta_{k-1} \end{bmatrix} + (F_n(X_{k-1}, \Theta_{k-1}) + W_k) \Delta t \\ X &= [u, v, w, p, q, r] \end{aligned} \quad (۳)$$

$$\Theta = [\phi, \theta, \psi]$$

در رابطه (۳)،  $w_k$  نویز سفید گوسی با میانگین صفر است که به منظور تحریک فیلتر کالمن به تعقیب مقادیر واقعی، به معادلات سیستم اضافه شده است. به منظور شناسایی ضرایب هیدرودینامیکی ربات، ابتدا آن‌ها به صورت متغیر حالت به معادلات سیستم اضافه می‌شوند. برای این کار، یک مدل گسسته به صورت روابط (۴) و (۵) برای ضرایب هیدرودینامیکی پسای خطی و فشاری در نظر گرفته شده سپس به معادلات نویزی سیستم اضافه می‌گردند:

مدل مفروض برای ضرایب پسای خطی:

$$\begin{aligned} X_{uk} &= X_{u_{k-1}} + w_{u_k} \Delta t & , & & K_{p_k} &= K_{p_{k-1}} + w_{p_k} \Delta t \\ Y_{v_k} &= Y_{v_{k-1}} + w_{v_k} \Delta t & , & & M_{q_k} &= M_{q_{k-1}} + w_{q_k} \Delta t \\ Z_{w_k} &= Z_{w_{k-1}} + w_{w_k} \Delta t & , & & N_{r_k} &= N_{r_{k-1}} + w_{r_k} \Delta t \end{aligned} \quad (۴)$$

مدل مفروض برای ضرایب پسای فشاری:

$$\begin{aligned} X_{uu_k} &= X_{uu_{k-1}} + w_{uu_k} \Delta t & , & & K_{pp_k} &= K_{pp_{k-1}} + w_{pp_k} \Delta t \\ Y_{vv_k} &= Y_{vv_{k-1}} + w_{vv_k} \Delta t & , & & M_{qq_k} &= M_{qq_{k-1}} + w_{qq_k} \Delta t \\ Z_{ww_k} &= Z_{ww_{k-1}} + w_{ww_k} \Delta t & , & & N_{rr_k} &= N_{rr_{k-1}} + w_{rr_k} \Delta t \end{aligned} \quad (۵)$$

#### ۴- نتایج شناسایی با فیلتر کالمن توسعه یافته

اولین فیلتر کالمن مورد بررسی، فیلتر کالمن توسعه یافته است که با خطی سازی معادلات سینتیکی ربات حول نقطه نامی از طریق بسط تیلور به شناسایی ضرایب هیدرودینامیکی مورد نظر می پردازد [۱۸]. فرم گسسته فیلتر کالمن توسعه یافته در روابط (۹) تا (۱۳) ارائه شده است:

$$P_k^- = E[(x_k - \hat{x}_k^-)(x_k - \hat{x}_k^-)^T] \quad (14)$$

$$\hat{x}_k^- = \hat{x}_{k-1}^+ + f_{k-1}(\hat{x}_{k-1}^+, u_{k-1}, 0)\Delta t \quad (9)$$

$$F_{k-1} = \frac{\partial f}{\partial x} |_{(\hat{x}_{k-1}^+, u_0, w_0)} \quad (15)$$

$$P_k^- = F_{k-1} P_{k-1}^+ F_{k-1}^T + Q_{k-1} \quad (10)$$

$$k_k = P_k^- H_k^T (H_k P_k^- H_k^T + M_k R_k M_k^T)^{-1} \quad (11)$$

$$\hat{x}_k^+ = \hat{x}_k^- + k_k [y_k - h_k(\hat{x}_k^-, 0)] \quad (12)$$

$$P_k^+ = (I - k_k H_k) P_k^- (I - k_k H_k)^T + k_k R_k k_k^T \quad (13)$$

روابط ارائه شده در (۹) و (۱۰)، مرحله به روز رسانی زمانی فیلتر کالمن

توسعه یافته هستند. در این مرحله، ابتدا تخمین پیشین متغیرهای حالت و ضرایب هیدرودینامیکی ربات با جایگذاری تخمین بسین مرحله قبل در معادلات غیرخطی سیستم محاسبه می شود سپس کواریانس خطای تخمین پیشین با استفاده از فرم گسسته ماتریس سیستم و کواریانس نویز فرآیند استخراج می شود.

روابط (۱۱) تا (۱۳) مرحله به روز رسانی اندازه گیری فیلتر کالمن توسعه یافته است. در این مرحله، با توجه به ماتریس اندازه گیری سیستم که با خطی سازی معادلات اندازه گیری حول نقطه نامی استخراج می گردد و کواریانس نویز اندازه گیری، بهره فیلتر محاسبه شده سپس مقادیر تخمین نهایی و کواریانس نهایی محاسبه می شود. مقدار اولیه کواریانس خطای تخمین و بردار اولیه مقادیر تخمین زده شده برای پارامترها و متغیرهای حالت، بر اساس اطلاعات در دسترس از سیستم و به صورت سعی و خطا تعیین شده اند:

$$\hat{x}_{0_{9 \times 1}}^+ = [2 \ 2 \ 2 \ 0.05 \ 0.05 \ 0.05 \ 0.5 \ 0.5 \ 0.5]^T \quad (16)$$

$$\hat{x}_{0_{12 \times 1}}^+ = [1 \ 2 \ 1.5 \ 0.5 \ 0.5 \ 0.5 \ 15 \ 17 \ 30 \ 0.5 \ 0.4 \ 0.6]^T$$

$$(17)$$

$$P_{0_{9 \times 9}}^+ = \begin{bmatrix} p_{11} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & p_{22} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & p_{33} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & p_{44} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & p_{55} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & p_{66} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & p_{77} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & p_{88} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & p_{99} \end{bmatrix}$$

$$\begin{aligned} p_{11} &= 10^4 \quad (m/s)^2 & p_{44} &= 10^4 \quad (rad/s)^2 & p_{77} &= 10^4 \quad (rad)^2 \\ p_{22} &= 10^4 \quad (m/s)^2 & p_{55} &= 10^4 \quad (rad/s)^2 & p_{88} &= 10^4 \quad (rad)^2 \\ p_{33} &= 2 \times 10^4 \quad (m/s)^2 & p_{66} &= 10^4 \quad (rad/s)^2 & p_{99} &= 10^4 \quad (rad)^2 \end{aligned}$$

$$P_0^+_{12 \times 12} = \begin{bmatrix} P_{1010} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & P_{1111} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & P_{1212} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & P_{1313} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & P_{1414} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & P_{1515} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & P_{1616} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & P_{1717} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & P_{1818} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & P_{1919} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & P_{2020} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & P_{2121} \end{bmatrix}$$

$$\begin{aligned} P_{1010} &= 6 \times 10^4 \quad (N.s/m)^2 & P_{1616} &= 6 \times 10^4 \quad (N.s^2/m^2)^2 \\ P_{1111} &= 6 \times 10^4 \quad (N.s/m)^2 & P_{1717} &= 5 \times 10^4 \quad (N.s^2/m^2)^2 \\ P_{1212} &= 8 \times 10^4 \quad (N.s/m)^2 & P_{1818} &= 8 \times 10^4 \quad (N.s^2/m^2)^2 \\ P_{1313} &= 12 \times 10^4 \quad (N.s/rad)^2 & P_{1919} &= 12 \times 10^4 \quad (N.s^2/rad^2)^2 \\ P_{1414} &= 12 \times 10^4 \quad (N.s/rad)^2 & P_{2020} &= 12 \times 10^4 \quad (N.s^2/rad^2)^2 \\ P_{1515} &= 12 \times 10^4 \quad (N.s/rad)^2 & P_{2121} &= 12 \times 10^4 \quad (N.s^2/rad^2)^2 \end{aligned}$$

ماتریس کواریانس نوپز اندازه‌گیری بر اساس میزان تاثیر دقت حسگرهای اندازه‌گیری متغیرهای حالت در ناوبری ربات‌های زیردریایی تعیین شده‌اند. به عنوان نمونه، از آنجایی که دقت در سنجش سرعت‌های زاویه بیشترین تاثیر را در جهت‌گیری و مسیریابی ربات در زیر آب دارد، فرض شده است که حسگر مورد استفاده در اندازه‌گیری سرعت‌های زاویه‌ای از دقت بالاتری نسبت به حسگرهای اندازه‌گیری سرعت‌های خطی بوده و به همین دلیل کواریانس نوپز اندازه‌گیری آن‌ها کمتر در نظر گرفته شده است. مقادیری ثابت مفروض برای کواریانس‌های نوپز فرآیند و اندازه‌گیری در روابط (۱۸) و (۱۹) ارائه شده‌اند.

مقدار کواریانس اولیه خطای پسین نشان دهنده اطلاعات در دسترس از متغیرهای حالت و ضرایب هیدرودینامیکی اولیه ربات است که به روش سعی و خطا انتخاب می‌گردد. در سیستم‌هایی که اطلاعات کافی از متغیرهای حالت و پارامترهای آن در دسترس نیست، کواریانس اولیه خطای تخمین مقدار بزرگی در نظر گرفته می‌شود [۱۸]. به منظور تنظیم فیلتر کالمن، ابتدا کواریانس‌های نوپز فرآیند سپس کواریانس‌های نوپز اندازه‌گیری تنظیم می‌گردد. بر این اساس، عناصر روی قطر اصلی ماتریس کواریانس نوپز فرآیند به روش سعی و خطا تنظیم گردیده است. عناصر روی قطر اصلی

$$Q_{9 \times 9} = \begin{bmatrix} q_{11} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & q_{22} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & q_{33} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & q_{44} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & q_{55} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & q_{66} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & q_{77} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & q_{88} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & q_{99} \end{bmatrix} \quad (18)$$

$$q_{11} = 0.01 \quad (m/s)^2 \quad q_{44} = 0.01 \quad (rad/s)^2 \quad q_{77} = 0.01 \quad (rad)^2$$

$$q_{22} = 0.01 \quad (m/s)^2 \quad q_{55} = 0.01 \quad (rad/s)^2 \quad q_{88} = 0.01 \quad (rad)^2$$

$$q_{33} = 0.01 \quad (m/s)^2 \quad q_{66} = 0.05 \quad (rad/s)^2 \quad q_{99} = 0.1 \quad (rad)^2$$

$$Q_{12 \times 12} = \begin{bmatrix} q_{1010} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & q_{1111} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & q_{1212} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & q_{1313} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & q_{1414} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & q_{1515} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & q_{1616} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & q_{1717} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & q_{1818} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & q_{1919} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & q_{2020} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & q_{2121} \end{bmatrix} \quad (18)$$

$$q_{1010} = 0.08 \quad (N \cdot s / m)^2 \quad q_{1414} = 0.05 \quad (N \cdot s / rad)^2 \quad q_{1818} = 0.05 \quad (N \cdot s^2 / m^2)^2$$

$$q_{1111} = 0.08 \quad (N \cdot s / m)^2 \quad q_{1515} = 0.02 \quad (N \cdot s / rad)^2 \quad q_{1919} = 0.05 \quad (N \cdot s^2 / rad^2)^2$$

$$q_{1212} = 0.05 \quad (N \cdot s / m)^2 \quad q_{1616} = 0.05 \quad (N \cdot s^2 / m^2)^2 \quad q_{2020} = 0.05 \quad (N \cdot s^2 / rad^2)^2$$

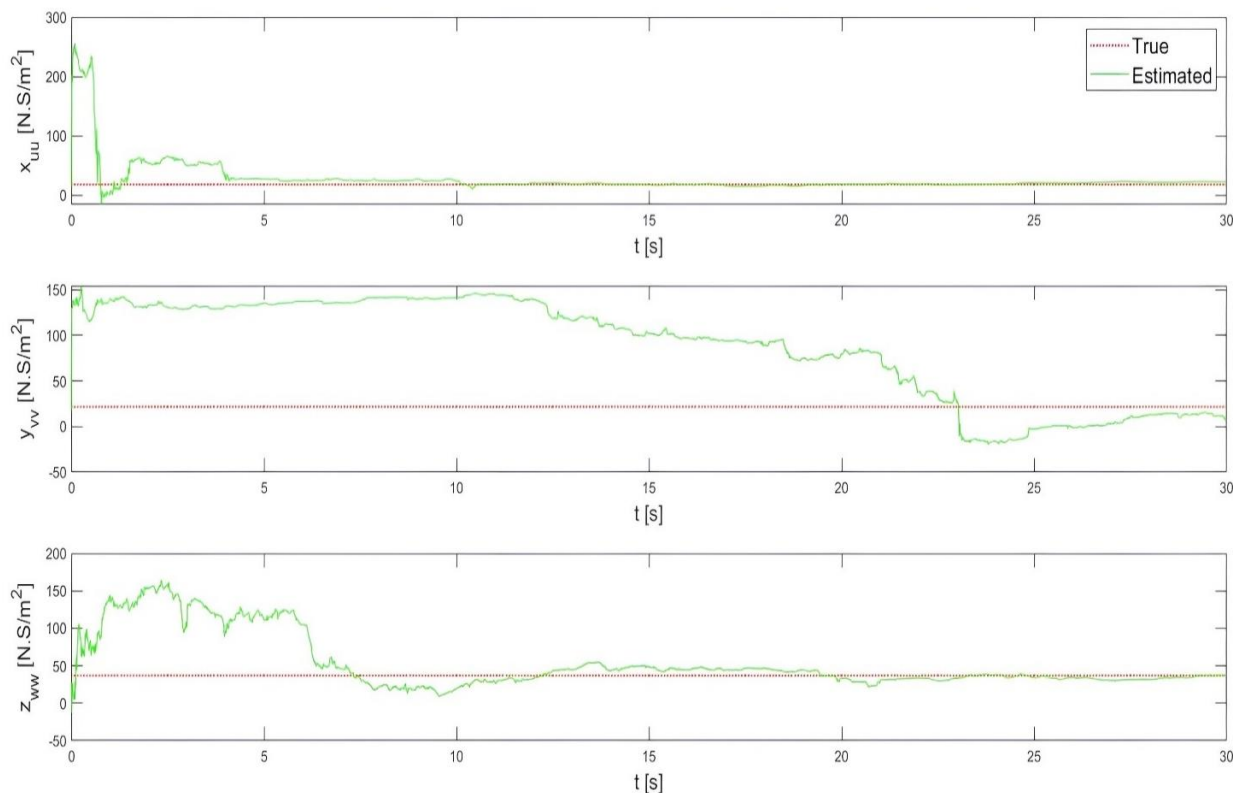
$$q_{1313} = 0.018 \quad (N \cdot s / rad)^2 \quad q_{1717} = 1.2 \quad (N \cdot s^2 / m^2)^2 \quad q_{2121} = 0.05 \quad (N \cdot s^2 / rad^2)^2$$

$$R_{9 \times 9} = \begin{bmatrix} r_{11} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & r_{22} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & r_{33} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & r_{44} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & r_{55} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & r_{66} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & r_{77} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & r_{88} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & r_{99} \end{bmatrix} \quad (19)$$

$$r_{11} = 0.1 \quad (m/s)^2 \quad r_{44} = 0.01 \quad (rad/s)^2 \quad r_{77} = 0.1 \quad (rad)^2$$

$$r_{22} = 0.1 \quad (m/s)^2 \quad r_{55} = 0.01 \quad (rad/s)^2 \quad r_{88} = 0.1 \quad (rad)^2$$

$$r_{33} = 0.1 \quad (m/s)^2 \quad r_{66} = 0.01 \quad (rad/s)^2 \quad r_{99} = 0.1 \quad (rad)^2$$



شکل ۲. تخمین ضرایب پسای فشاری ناشی از سرعت خطی

Fig. 2. Pressure drag coefficients estimation due to linear velocity

به روز رسانی زمانی:

$$\begin{aligned} \hat{x}_{k-1}^{(0)} &= \hat{x}_{k-1}^+ \\ \hat{x}_{k-1}^{(i)} &= \hat{x}_{k-1}^+ + \tilde{x}^{(i)}, \quad i = 1, 2, \dots, 2n \\ \tilde{x}^{(i)} &= \left( \sqrt{(n+k)P_{k-1}^+} \right)_i^T \\ \tilde{x}^{(n+i)} &= - \left( \sqrt{(n+k)P_{k-1}^+} \right)_i^T, \quad i = 1, 2, \dots, n \end{aligned} \quad (20)$$

به روز رسانی اندازه‌گیری:

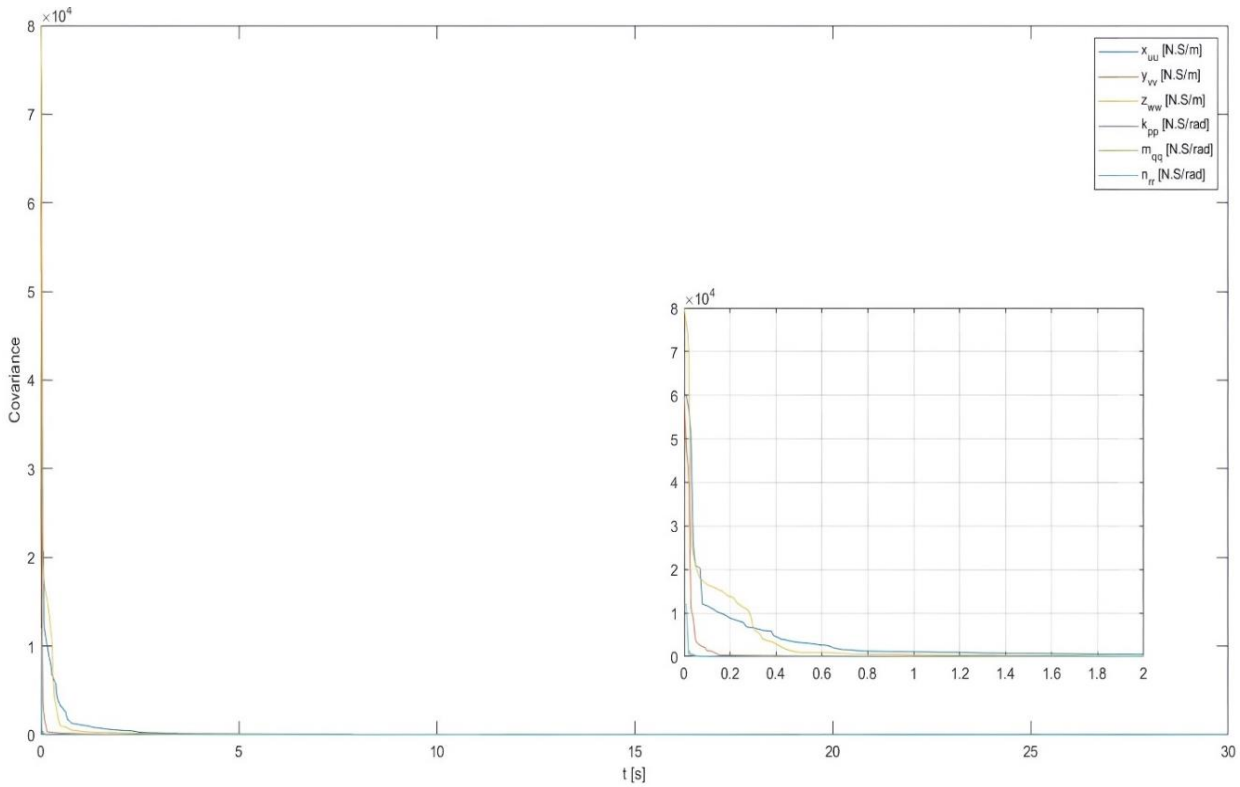
$$\begin{aligned} \tilde{x}_k^{(0)} &= \tilde{x}_k^- \\ \tilde{x}_k^{(i)} &= \tilde{x}_k^- + \tilde{x}^{(i)}, \quad i = 1, 2, \dots, 2n \\ \tilde{x}^{(i)} &= \left( \sqrt{(n+k)P_k^-} \right)_i^T \\ \tilde{x}^{(n+i)} &= - \left( \sqrt{(n+k)P_k^-} \right)_i^T, \quad i = 1, 2, \dots, n \end{aligned} \quad (21)$$

در شکل ۲ نتایج تخمین برخی ضرایب هیدرودینامیکی نمایش داده شده است. با توجه به این شکل، فیلترکالمن توسعه یافته در جریان تخمین ضرایب هیدرودینامیکی، پایدار بوده و پس از گذشت مدت زمان کوتاهی به مقادیر واقعی ضرایب هیدرودینامیکی همگرا شده‌اند که مقادیر دقیق ضرایب تخمین زده شده در جدول ۱ نشان داده شده‌اند.

با بررسی کواریانس‌های خطای تخمین (شکل ۳) نیز مشخص است که با توجه به نزولی بودن نمودارها و همگرایی آن‌ها به مقادیری نزدیک به صفر، فیلترکالمن توسعه یافته عملکرد قابل قبولی داشته است.

### ۵- نتایج شناسایی با فیلترکالمن بدون بو

در پیاده‌سازی هر مرحله از فیلترکالمن بدون بو بر اساس اندازه بردار حالت‌ها و پارامترهای مورد نظر جهت تخمین که با نماد  $n$  نشان داده می‌شوند، تعداد  $n+1$  بردار سیگما با میانگین و کواریانس متناظر با هر کدام از حالت‌ها و پارامترهای مورد تخمین مطابق با روابط (۲۰) و (۲۱) ایجاد می‌شوند که با جایگذاری آن‌ها در معادلات غیرخطی سیستم، انتشار داده می‌شوند:



شکل ۳. کواریانس خطای تخمین ضرایب پسای فشاری

Fig. 3. Pressure drag coefficients estimation error covariance

$$\lambda = \alpha^2(n + \kappa) - n$$

$$w_m^{(0)} = \frac{\lambda}{n + \lambda}, w_c^{(0)} = \frac{\lambda}{n + \lambda} + (1 - \alpha^2 + \beta) \quad (22)$$

$$w_m^{(i)} = w_c^{(i)} = \frac{1}{2(n + \lambda)}$$

پارامترهای  $\lambda$  و  $\kappa$  به ترتیب پارامتر مقیاس‌گذاری و پارامتر ثانویه مقیاس‌گذاری نام دارد و ضرایب  $\alpha$  و  $\beta$  به ترتیب نشان‌دهنده میزان گسترش نقاط سیگما حول نقطه میانگین و اطلاعات پیشین از توزیع احتمال متغیرهای سیستم است. در این پژوهش، به منظور سهولت مقادیر  $\alpha$  و  $\beta$  به ترتیب برابر ۱ و ۰ قرار داده شده است تا وزن‌دهی نقاط سیگما صرفاً بر مبنای پارامتر  $\kappa$  با توجه به معادلات ارائه شده در [۱۸] و [۲۰] انجام شود. بنابراین با توجه به [۲۰] به منظور کاهش خطای تخمین،  $\kappa$  برابر با ۳-۱۱ قرار داده شده است.

که در روابط (۲۰) و (۲۱)، نمادهای زیر برای متغیرها و پارامترها استفاده

شده‌اند:

بردار نقاط سیگما:  $\hat{x}_{k-1}^{(i)}$

بردار نقاط سیگمای تبدیل یافته:  $\hat{x}_k^{(i)}$

واریانس با فاصله مثبت از مقدار متوسط:  $\tilde{x}^{(i)}$

نقاط سیگمای تبدیل یافته:  $\hat{y}_k^{(i)}$

واریانس با فاصله منفی از مقدار متوسط:  $\tilde{x}^{(n+i)}$

میانگین نقاط سیگمای تبدیل یافته:  $\hat{y}_k$

وزن‌های اختصاص یافته به بردارهای سیگما هستند که بر اساس روابط ارائه شده در [۱۸] محاسبه می‌گردد [۱۹]. این وزن‌ها در مرحله انتشار نقاط سیگما در معادلات سیستم و اندازه‌گیری آن، مورد استفاده قرار می‌گیرند:



$$Q_{9 \times 9} = \begin{bmatrix} 0.01 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0.01 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0.01 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0.01 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0.01 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0.05 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0.1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0.01 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0.1 \end{bmatrix} \quad (23)$$

$$Q_{12 \times 12} = \begin{bmatrix} 0.08 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0.08 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0.05 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0.018 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0.05 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0.02 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0.05 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0.5 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0.05 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0.05 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0.5 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0.05 \end{bmatrix}$$

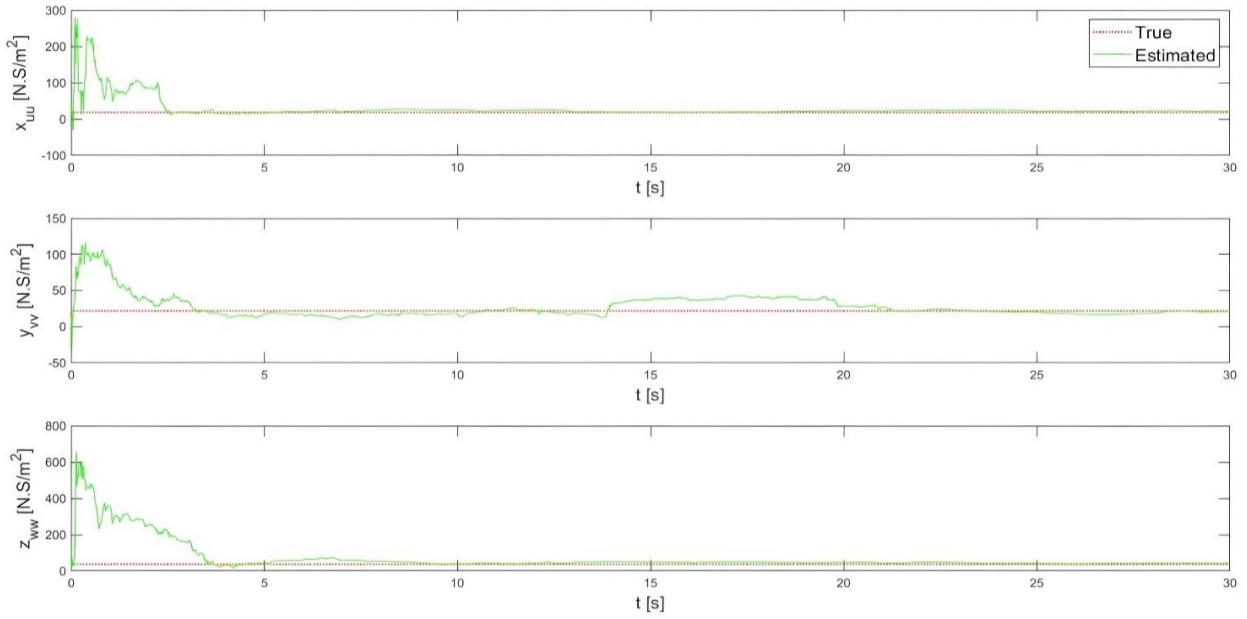
مانور سینوسی به صورت ترکیبی با حرکت در راستای عمق انجام گرفته است (شکل ۶). مانور مذکور به صورت تجربی و با توجه به چیدمان رانشگرها و زمان شبیه‌سازی، ایجاد شده است. به این صورت که زمان در نظر گرفته شده برای شبیه‌سازی (۷۵ ثانیه)، به بازه‌های زمانی با طول یکسان تقسیم‌بندی شده و در هر بازه متناظر با هریک از مودهای حرکتی شامل مودهای حرکت طولی، دورانی و حرکت در راستای عمق، ترکیبی از رانشگرها مورد استفاده قرار گرفته و ربات را در مسیر مورد نظر حرکت می‌دهند.

با توجه به نتایج جدول‌های ۲ و ۳، به طور کلی فیلتر کالمن بدون بو دارای عملکرد بهتر نسبت به فیلتر کالمن توسعه‌یافته است که قابل پیش‌بینی نیز بوده است زیرا فیلتر کالمن توسعه‌یافته به دلیل خطی‌سازی که در مرحله به روز رسانی زمانی حول نقطه نامی یعنی مقدار تخمین زده شده مرحله قبل، انجام می‌دهد دارای دقت کمتری نسبت به سایر فیلترهای کالمن غیرخطی از جمله فیلتر کالمن بدون بو است.

نتایج تخمین تعدادی از ضرایب هیدرودینامیکی به روش فیلتر کالمن بدون بو به همراه کواریانس‌های خطای تخمین در شکل‌های ۴ و ۵ ارائه شده‌اند. در این روش مقادیر اولیه تخمین، کواریانس اولیه خطای تخمین به همراه کواریانس نوینر اندازه‌گیری مانند روش قبل در نظر گرفته شده و کواریانس نوینر فرآیند با تفاوت کمی نسبت به روش قبل به صورت رابطه (۲۳) فرض شده است.

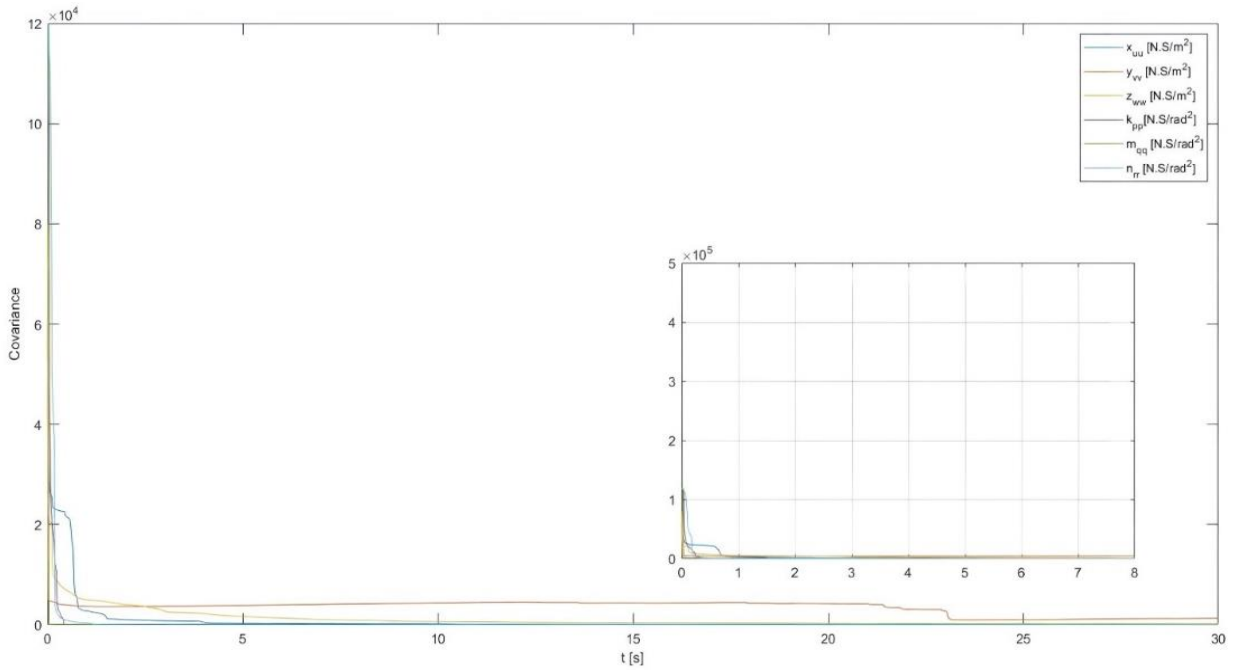
با توجه به نمودارهای ارائه شده در شکل‌های ۴ و ۵ نیز مشابه فیلتر کالمن توسعه‌یافته، کواریانس‌های خطای تخمین همواره به صورت نزولی بوده و فیلتر کالمن بدون بو، پایدار بوده و عملکرد درستی از خود نشان داده است. در این روش، نتایج تخمین با افزایش تولید نقاط سیگما از  $n2$  نقطه به  $n2+1$  نقطه سیگما و تولید مجدد آن‌ها در مرحله اندازه‌گیری الگوریتم تخمین، بسیار بهبود یافته است.

در ادامه به منظور مقایسه و بررسی میزان دقت تخمین ضرایب هیدرودینامیکی در هریک از روش‌ها، مقایسه‌ای از موقعیت و مسیر حرکتی ربات هنگام اجرای



شکل ۴. تخمین ضرایب پسای فشاری ناشی از سرعت خطی

Fig. 4. Pressure drag coefficients estimation due to linear velocity



شکل ۵. کواریانس خطای تخمین ضرایب پسای فشاری

Fig. 5. Pressure drag coefficients estimation error covariance

جدول ۲. خطای تخمین موقعیت در مسیر پیموده شده بر اساس مانور سینوسی

Table 2. Position estimation error according to sine maneuver during path traveled

درصد متوسط خطای تخمین مسیر		موقعیت
EKF	UKF	
۱۲	۱۰	x
۱۴	۱۱	y
۲۰	۷	z

جدول ۳. ضرایب هیدرودینامیکی تخمین زده شده به هر دو روش

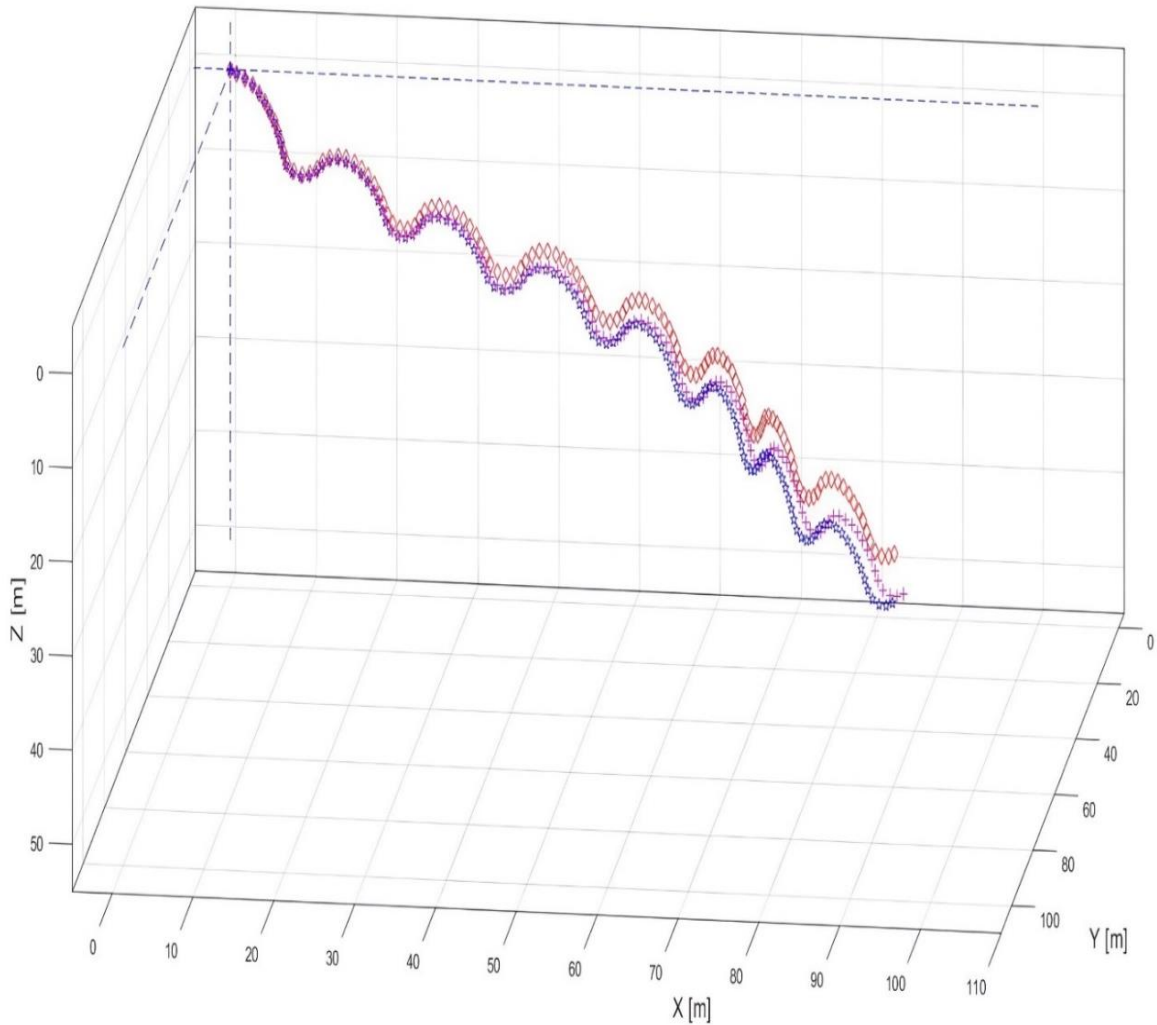
Table 3. Estimated hydrodynamic coefficients with both methods

درصد خطا		تخمین		ضرایب		درصد خطا		تخمین		ضرایب	
EKF	UKF	EKF	UKF	واحد	نماد	EKF	UKF	EKF	UKF	واحد	نماد
۱۸/۱	۹/۱	۴/۷۶	۴/۴	N.s/m	$X_{u u}$	۲/۵	۳/۳	۱۷/۷۲	۱۸/۷۸	N.s <sup>2</sup> /m <sup>2</sup>	$X_{u u }$
۵/۸	۲	۵/۸۶	۶/۳۴	N.s/m	$Y_v$	۵/۵	۰/۶	۲۰/۴۵	۲۱/۸	N.s <sup>2</sup> /m <sup>2</sup>	$Y_{v v}$
۶/۱	۳/۲	۴/۸۶	۵/۳۵	N.s/m	$Z_w$	۱۳	۴	۴۱/۹۳	۳۸/۱۵	N.s <sup>2</sup> /m <sup>2</sup>	$Z_{w w}$
۴۲	۱۰	۰/۰۴	۰/۰۵	N.s/rad	$K_p$	۲۳	۳/۲	۱/۱۹	۱/۶	N.s <sup>2</sup> /rad <sup>2</sup>	$K_{p p}$
۲۱	۳۲	۰/۰۸	۰/۰۹	N.s/rad	$M_q$	۴/۵	۱۳	۱/۴۸	۱/۳۵	N.s <sup>2</sup> /rad <sup>2</sup>	$M_{q q}$
۵۰	۱۵	۰/۱۰	۰/۰۸	N.s/rad	$N_r$	۲۲	۱۸	۱/۲۱	۱/۸۳	N.s <sup>2</sup> /rad <sup>2</sup>	$N_{r r}$

## ۶- نتیجه گیری

گرفته است. نتایج بررسی عملکرد الگوریتم‌های تخمین نشان می‌دهد که در تخمین ضرایب هیدرودینامیکی پسای خطی و فشاری ربات، فیلتر کالمن بدون بو دارای خطای کمتری نسبت به فیلتر کالمن توسعه یافته است. بر این اساس، مسیر بدست آمده از شبیه‌سازی ربات در فضا با ضرایب تخمین زده شده توسط فیلتر کالمن بدون بو در مقایسه با فیلتر کالمن توسعه یافته دارای انحراف کمتری از مسیر واقعی است، هر چند که با توجه به کواریانس‌های خطای تخمین، مقادیر کواریانس‌های آن‌ها در روش فیلتر کالمن توسعه یافته نسبت

در این پژوهش، شناسایی ضرایب هیدرودینامیکی یک ربات زیردریایی کنترل از راه دور با استفاده از فیلترهای کالمن غیرخطی توسعه یافته و بدون بو انجام شده است. از آنجایی که فیلتر کالمن توسعه یافته بر مبنای خطی‌سازی معادلات غیرخطی سیستم عمل می‌کند، با توجه به میزان غیرخطی بودن معادلات سیستم، عملکرد نامطلوبی خواهد داشت. به همین دلیل، فیلتر کالمن بدون بو به عنوان یک فیلتر کارآمد برای سیستم غیرخطی مورد استفاده قرار



شکل ۶. مقایسه مسیر واقعی (+) با مسیرهای تخمین زده شده با EKF (◇) و UKF (\*)

Fig. 6. Comparing of real path and estimated paths by EKF(◇) and UKF(\*)

ربات‌های زیردریایی با استفاده از داده‌های حسگرها به صورت برخط فراهم می‌شود. شناسایی برخط این امکان را فراهم می‌کند که مدل سیستم در حین مأموریت وسیله و در شرایط کاری شناسایی شده و مدل دینامیکی سیستم اصلاح گردد. اصلاح مدل و به روز رسانی آن می‌تواند در الگوریتم‌های ناوبری مبتنی بر مدل سینتیکی راهگشا بوده و دقت ناوبری را افزایش دهد.

به فیلترکالمن بدون بو اعداد کوچکتری به دست آمده است. در بررسی‌ها نیز مشخص شده است که زمان همگرایی به مقادیر واقعی ضرایب پسای خطی در فیلترکالمن توسعه‌یافته کمتر بوده در حالی که در تخمین ضرایب پسای فشاری فیلترکالمن بدون بو دارای زمان همگرایی کمتری بوده است. با استفاده از نتایج حاصل از این پژوهش، امکان تخمین ضرایب هیدرودینامیکی

۷- پیوست الف:

الف- (۱) جزئیات معادلات حرکتی ارائه شده در رابطه (۱) شامل پارامترها و ماتریس‌ها:

$$M_{RB} = \begin{bmatrix} m & 0 & 0 & 0 & mz_g & -my_g \\ 0 & m & 0 & -mz_g & 0 & mx_g \\ 0 & 0 & m & my_g & -mx_g & 0 \\ 0 & -mz_g & my_g & I_{xx} & -I_{xy} & -I_{xz} \\ mz_g & 0 & -mx_g & I_{yx} & I_{yy} & -I_{yz} \\ -my_g & mx_g & 0 & -I_{zx} & -I_{zy} & I_{zz} \end{bmatrix}$$

$$M_A = - \begin{bmatrix} x_{\dot{u}} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & y_{\dot{v}} & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & z_{\dot{w}} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & k_{\dot{p}} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & M_{\dot{q}} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & N_{\dot{r}} \end{bmatrix}$$

$$C_A = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & -Z_{\dot{w}}w & Y_{\dot{v}}v \\ 0 & 0 & 0 & Z_{\dot{w}}w & 0 & -X_{\dot{u}}u \\ 0 & 0 & 0 & -Y_{\dot{v}}v & X_{\dot{u}}u & 0 \\ 0 & -Z_{\dot{w}}w & Y_{\dot{v}}v & 0 & -N_{\dot{r}}r & M_{\dot{q}}q \\ Z_{\dot{w}}w & 0 & -X_{\dot{u}}u & N_{\dot{r}}r & 0 & -K_{\dot{p}}p \\ -Y_{\dot{v}}v & X_{\dot{u}}u & 0 & -M_{\dot{q}}q & K_{\dot{p}}p & 0 \end{bmatrix}$$

$$C_D = - \begin{bmatrix} X_{u|u}|u| + X_u & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & Y_{v|v}|v| + Y_v & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & Z_{w|w}|w| + Z_w & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & K_{p|p}|p| + K_p & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & M_{q|q}|q| + M_q & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & N_{r|r}|r| + N_r \end{bmatrix}$$

$$C_{RB} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ -m(y_g q + z_g r) & m(y_g p + w) & m(z_g p - v) \\ m(x_g q - w) & -m(z_g r + x_g p) & m(z_g q + u) \\ m(x_g r + v) & m(y_g r - u) & -m(x_g p + y_g q) \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} m(y_g q + z_g r) & -m(x_g q - w) & -m(x_g r + v) \\ -m(y_g p + w) & m(z_g r + x_g p) & -m(y_g r - u) \\ -m(z_g p - v) & -m(z_g q + u) & m(x_g p + y_g q) \\ 0 & -I_{yz} q - I_{xz} p + I_z r & I_{yz} r + I_{xy} p - I_y q \\ I_{yz} q + I_{xz} p - I_z r & 0 & -I_{xz} r - I_{xy} q + I_x p \\ -I_{yz} r - I_{xy} p + I_y q & I_{xz} r + I_{xy} q - I_x p & 0 \end{bmatrix}$$

الف-۲) نیروی برگرداننده ناشی از پایین تر بودن مرکز جرم نسبت به مرکز شناوری ربات به همراه نیروی رانشگرها:

$$F_{restoring} = \begin{bmatrix} -(W - B) \sin \theta \\ (W - B) \cos \theta \sin \phi \\ (W - B) \cos \theta \cos \phi \\ (y_g W - y_B B) \cos \theta \cos \phi - (z_g W - z_B B) \cos \theta \sin \phi \\ -(z_g W - z_B B) \sin \theta - (x_g W - x_B B) \cos \theta \cos \phi \\ (x_g W - x_B B) \cos \theta \sin \phi + (y_g W - y_B B) \sin \theta \end{bmatrix}$$

مدلسازی رانشگرها به صورت حاصل ضرب ضریب رانش با نماد  $C_V$ ، در مجذور ولتاژ اعمال شده به رانشگر در نظر گرفته شده است که ضریب رانش براساس رابطه (۲) تعیین شده است.

$$F_n = C_v U_n |U_n|$$

زوایای  $\theta$  و  $\beta$  به ترتیب زاویه راستای بردار نیروی رانشگر با محور Z و زاویه تصویر بردار نیرو بر روی صفحه X-Y با محور X است. ضرایب  $L_{z_n}$ ،  $L_{y_n}$ ،  $L_{x_n}$  موقعیت رانشگرها نسبت به مبدا دستگاه بدنه را مشخص می کنند با جایگذاری مؤلفه های نیروی هریک از رانشگرها در بردار  $T_n$  متناظر با خود، ابتدا ماتریس پیکربندی کلیه رانشگرها محاسبه می شود (مطابق با اطلاعات داده شده در مرجع [۵]) سپس نیروی رانش به صورت برداری محاسبه می گردد:

$$F_{x_n} = F_n \sin \theta \cos \beta$$

$$F_{y_n} = F_n \sin \theta \sin \beta$$

$$F_{z_n} = F_n \cos \theta$$

$$T_n = \begin{bmatrix} F_{x_n} \\ F_{y_n} \\ F_{z_n} \\ F_{z_n} L_{y_n} - F_{y_n} L_{z_n} \\ F_{x_n} L_{z_n} - F_{z_n} L_{x_n} \\ F_{y_n} L_{x_n} - F_{x_n} L_{y_n} \end{bmatrix}$$

$$T = [T_1 \quad T_2 \quad T_3 \quad T_4 \quad T_5 \quad T_6 \quad T_7 \quad T_8]$$

$$F_{thrust} = T \times [F_1 \quad F_2 \quad F_3 \quad F_4 \quad F_5 \quad F_6 \quad F_7 \quad F_8]^T$$



- Hydrodynamic Model Using the Extended, Cubature, and Transformed Unscented Kalman Filter, *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, 43(2) (2017) 457-467.
- [11] O. Oruc, M.-W. Thein, B. Mu, Nonlinear System Identification and Motion Control Design for an Unmanned Underwater Vehicle, in: *OCEANS 2022-Chennai*, IEEE, 2022, pp. 1-10.
- [12] S. Balasubramanian, A. Rajput, R.W. Hascaryo, C. Rastogi, W.R. Norris, Comparison of Dynamic and Kinematic Model Driven Extended Kalman Filters (EKF) for the Localization of Autonomous Underwater Vehicles, arXiv preprint arXiv:2105.12309, (2021).
- [13] Q. Li, Y. Cao, B. Li, D.M. Ingram, A. Kiprakis, Numerical Modelling and Experimental Testing of the Hydrodynamic Characteristics for an Open-frame Remotely Operated Vehicle, *Journal of Marine Science and Engineering*, 8(9) (2020) 688.
- [14] P.F. Florez, R. Huamani R, E. Huanca, W. Nina, J.P.J. Avila, Design and Experimental Identification of the Main Hydrodynamic Parameters for an Open-Frame ROV to the Peruvian Scallops Stock Assessment, in: *Offshore Technology Conference Brasil, OTC*, 2023, pp. D031S034R004.
- [15] M. Khodarahmi, V. Maihami, A Review on Kalman Filter Models, *Archives of Computational Methods in Engineering*, 30(1) (2023) 727-747.
- [16] F. Ahmed, X. Xiang, C. Jiang, G. Xiang, S. Yang, Survey on traditional and AI based estimation techniques for hydrodynamic coefficients of autonomous underwater vehicle, *Ocean Engineering*, 268 (2023) 113300.
- [17] <https://bluerobotics.com/store/thrusters/t100-t200-thrusters/t200-thruster-r2-rp>.
- [18] D. Simon, *Optimal State Estimation: Kalman, H Infinity, and Nonlinear Approaches*, John Wiley & Sons, 2006.
- [19] L.A. Scardua, J.J. Da Cruz, Complete Offline Tuning of the Unscented Kalman Filter, *Journal of Automatica*, 80 (2017) 54-61.
- [20] S. Julier, J. Uhlmann, H.F. Durrant-Whyte, A New Method for the Nonlinear Transformation of Means and
- [1] T.I. Fossen, *Handbook of Marine Craft Hydrodynamics and Motion Control*, John Wiley & Sons, 2011.
- [2] A. Kabanov, V. Kramar, I. Ermakov, Design and Modeling of an Experimental ROV with Six Degrees of Freedom, *Drones*, 5(4) (2021) 113.
- [3] C.-J. Wu, 6-dof Modelling and Control of a Remotely Operated Vehicle, Master thesis, Flinders University, , 2018.
- [4] M. Bjerkgeng, T. Kirkhus, W. Caharija, J. T. Thielemann, H. B. Amundsen, S. Johan Ohrem, E. Ingar Grøtli, ROV navigation in a fish cage with laser-camera triangulation, *Journal of Marine Science and Engineering*, 9(1) (2021) 79.
- [5] C. Long, X. Qin, Y. Bian, M. Hu, Trajectory tracking control of ROVs considering external disturbances and measurement noises using ESKF-based MPC, *Ocean Engineering*, 241 (2021) 109991.
- [6] R.T.S. da Rosa, G.B. Zaffari, P.J.D. de Oliveira Evald, P.L.J. Drews, S.S. da Costa Botelho, Towards Comparison of Kalman Filter Methods for Localisation in Underwater Environments, in: *2017 Latin American Robotics Symposium (LARS) and 2017 Brazilian Symposium on Robotics (SBR)*, IEEE, 2017, pp. 1-6.
- [7] X. Fan, S.S. Yu, T.K. Chau, T. Fernando, C. Townsend, H.H. Iu, Central Difference Kalman Filter Approach Based Decentralized Dynamic States Estimator for DFIG Wind Turbines in Power Systems, in: *2019 9th International Conference on Power and Energy Systems (ICPES)*, IEEE, 2019, pp. 1-5.
- [8] K.M. Alzahrani, *An Underwater Vehicle Navigation System Using Acoustic and Inertial Sensors*, Embry-Riddle Aeronautical University 2018.
- [9] F. Deng, C. Levi, H. Yin, M. Duan, Identification of an Autonomous Underwater Vehicle Hydrodynamic Model Using Three Kalman Filters, *Journal of Ocean Engineering*, 229 (2021) 108962.
- [10] M.T. Sabet, H.M. Daniali, A. Fathi, E. Alizadeh, Identification of an Autonomous Underwater Vehicle

Covariances in Filters and Estimators, IEEE Transactions  
on automatic control, 45(3) (2000) 477-482.

چگونه به این مقاله ارجاع دهیم

*Mohammad Ghazanfari, S. Mohammad Bozorg, Estimation of Linear and Pressure Drag Coefficients of an Underwater Robot Using Nonlinear Kalman Filters, Amirkabir J. Mech Eng., 56(1) (2024) 81-102.*

DOI: [10.22060/mej.2024.22779.7674](https://doi.org/10.22060/mej.2024.22779.7674)

