

APLICACIÓN DE UN UNSCENTED KALMAN FILTER PARA EL FILTRADO DE LAS SEÑALES EN UN VEHÍCULO SUBACUÁTICO TELEOPERADO

José Joaquín Sainz Gutiérrez

Departamento de Tecnología Electrónica, Ingeniería de Sistemas y Automática, Universidad de Cantabria, Av. de los Castros, s/n, 39005 Santander, España, jose-joaquin.sainzg@alumnos.unican.es

Elías Revestido Herrero

Departamento de Tecnología Electrónica, Ingeniería de Sistemas y Automática, Universidad de Cantabria, C/ Gamazo 1, 39004 Santander, España, revestidoe@unican.es

José Ramón Llata García

Departamento de Tecnología Electrónica, Ingeniería de Sistemas y Automática, Universidad de Cantabria, Av. de los Castros, s/n, 39005 Santander, España, llataj@unican.es

Francisco Jesús Velasco González

Departamento de Tecnología Electrónica, Ingeniería de Sistemas y Automática, Universidad de Cantabria, C/ Gamazo 1, 39004 Santander, España, velascof@unican.es

Resumen

En este documento se presenta la aplicación de la teoría de filtrado Unscented Kalman para el filtrado de las señales de un vehículo subacuático teleoperado (ROV). Para ello, se emplea el modelo no lineal del ROV y se establecen como perturbaciones efectos de las olas de primer orden y ruido de los sensores. Estas perturbaciones se han incorporado a la salida de las señales de los movimientos a controlar. Se emplea el UKF que está especialmente indicado para sistemas no lineales y, por tanto, es adecuado para su implementación en este tipo de vehículos. El modelo utilizado es no lineal con aumento de estados correspondientes a las olas de primer orden. A partir del análisis de los resultados de las simulaciones, se puede concluir que el filtro implementado es adecuado y se obtiene una señal de salida del modelo adecuada para la realimentación al sistema de control.

Palabras clave: ROV, UKF, Aumento de estados, Espacio de estados.

1 INTRODUCCIÓN

En la actualidad se emplean vehículos ROV en múltiples áreas de trabajo. Son especialmente útiles en campos en que las operaciones a realizar conllevan un importante riesgo, tanto para los

equipos como para el personal humano que tiene que desarrollar este tipo de operaciones. Entre estos campos, además del civil, destaca de forma significativa el ámbito de defensa. A partir de su empleo en esta área de defensa y seguridad, se han desarrollado múltiples trabajos científicos. Entre estos trabajos destacan [11] y [9]. Es necesario para todas estas aplicaciones un control dinámico que funcione de forma correcta, para realizar el posicionamiento dinámico del ROV con precisión y exactitud. Se han desarrollado múltiples controladores para este tipo de elementos. Entre los que destaca el controlador predictivo basado en un modelo no lineal [1]. Además, destacan los controladores robustos [8] y [2]. También se han aplicado técnicas de control difuso [3]. Por último, cabe destacar la aplicación de técnicas de control con redes neuronales tales como los que se exponen en [6] y [14]. Para que los controladores implementados funcionen de forma correcta, es necesario que las mediciones del posicionamiento sean filtradas o estimados sus estados, en caso de que no se pueda realizar las medidas. Hay múltiples formas de filtrado y estimación, no obstante, destaca especialmente en este campo, la teoría de filtrado de Kalman entre las que destacan las siguientes publicaciones [7] y [4].

En el presente trabajo se aplican técnicas de filtrado Unscented Kalman para el filtrado y estimación de estados correspondientes a las salidas del ROV. Se ha realizado la contaminación de las señales de salida con los efectos de las olas de

primer orden y con ruido blanco gaussiano, correspondiente al ruido de los sensores. Posteriormente se realiza la simulación para verificar el funcionamiento del filtro implementado.

2 MODELOS

2.1 MODELO DINÁMICO DEL ROV

El modelo dinámico del ROV tal como se detalla en [13] es:

$$(M + M_A)\dot{q} + Cq + D(q)q + g(\eta) = F^{ext}(t) \quad (1)$$

$$\dot{\eta} = J(\eta)q \quad (2)$$

Donde:

$\eta(t) = [x, y, z, \phi, \theta, \psi]^T$ son las posiciones lineales y angulares del ROV. $q = [q, u, v, w, p, q, r]^T$ es el vector de las velocidades lineales y angulares. Únicamente se va a realizar el control sobre x, y, z y la variable ψ . Además $F^{ext}(t) = [X, Y, Z, K, M, N]$ es el vector de fuerzas externas que se van a ejercer sobre el ROV. M es la matriz de masa y M_A es la matriz añadida. m es la masa e I_r es la inercia alrededor del eje z . $x_{\dot{u}}, y_{\dot{v}}, z_{\dot{w}}, I_{\dot{r}}$ son las masas añadidas.

$$J(\eta) = \begin{bmatrix} \cos \psi & \cos \psi - \sin \psi & 0 & 0 \\ \sin \psi & \cos \psi & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (3)$$

$J(\eta)$ es la matriz de transformación. Se establece de este modo debido a que se considera que por la propia estructura del ROV es autoestabilizante en ϕ y θ

$$M = \begin{bmatrix} m & 0 & 0 & 0 \\ 0 & m & 0 & 0 \\ 0 & 0 & m & 0 \\ 0 & 0 & 0 & I_r \end{bmatrix} \quad (4)$$

$$M_A = \begin{bmatrix} x_{\dot{u}} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & y_{\dot{v}} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & z_{\dot{w}} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & I_{\dot{r}} \end{bmatrix} \quad (5)$$

$$C = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & -mv \\ 0 & 0 & 0 & mu \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ mv & -mu & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (6)$$

$$D = diagonal \begin{bmatrix} k_u + k_{u\parallel u} |u| \\ k_v + k_{v\parallel v} |v| \\ k_w + k_{w\parallel w} |w| \\ k_r + k_{r\parallel r} |r| \end{bmatrix} \quad (7)$$

2.2 OLAS DE PRIMER ORDEN Y RUIDO DE LOS SENSORES

Se ha considerado que las variables a controlar son cuatro. Como ya se ha comentado previamente, hay dos variables que se consideran autoestabilizantes. Por tanto, se considera el siguiente modelo en espacio de estados, tal como se expone en: [12] y [5].

$$\dot{x}_w = A_w x_w + B_w u_w \quad (8)$$

$$y_w = C_w x_w \quad (9)$$

Donde el vector de estados es definido como $x_w = [\eta_w^T, \zeta_w^T]^T$, $\eta_w^T = [w_x, w_y, w_z, w_\psi]$ es el vector de las olas de primer orden en las 4 variables a contaminar. $\zeta_w^T = [\zeta_x, \zeta_y, \zeta_z, \zeta_\psi]$ son los estados internos de las olas, $y_w^T = [y_{wx}, y_{wy}, y_{wz}, y_{w\psi}]$ son las entradas al modelo de las olas y u_w es ruido blanco gaussiano.

La matriz 8 x 8 es es:

$$A_w = \begin{bmatrix} A_w^{11} & A_w^{21} \\ I_{4x4} & 0_{4x4} \end{bmatrix} \quad (10)$$

Donde

$$A_w^{11} = \begin{bmatrix} -2\zeta_x w_x & 0 & 0 & 0 \\ 0 & -2\zeta_y w_y & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -2\zeta_z w_z & 0 \\ 0 & 0 & 0 & -2\zeta_\psi w_\psi \end{bmatrix} \quad (11)$$

$$A_w^{21} = \begin{bmatrix} -w_x^2 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & -w_y^2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -w_z^2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & -w_\psi^2 \end{bmatrix} \quad (12)$$

Donde $\zeta_i (i = x, y, z, \psi)$ son la relación de amortiguamiento relativo para cada grado de libertad y $w_i (i = x, y, z, \psi)$, son las frecuencias natural para cada variable a contaminar.

$$B_w = [k_x, k_y, k_z, k_w, 0, 0, 0]^T \quad (13)$$

$k_i (i = x, y, z, \psi)$ es la covarianza del ruido blanco gaussiano para cada variable a contaminar.

El 4 X 8 matriz de salida:

$$C_w = [I_{4x4} 0_{4x4}]^T \quad (14)$$

Las olas son añadidas a la salida del ROV junto al ruido de los sensores que se modelizará como ruido blanco gaussiano en cada una de las 4 variables a controlar. Figura 1

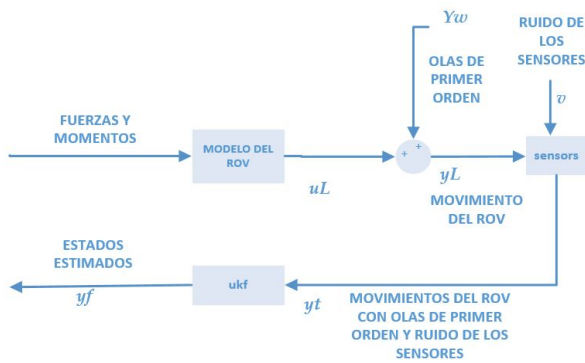


Figura 1: Esquema del sistema con filtro UKF

2.3 TEORÍA DE FILTRADO UNSCENTED KALMAN

Para que el filtro UKF realice correctamente la estimación de estados y el filtrado de las señales es necesario aumentar los estados del modelo que emplea con los estados de las olas con las que se contamina. Según se explica en [4] y [10]:

$$\begin{bmatrix} x_w(k) \\ z_c(k) \end{bmatrix} = h \cdot \begin{bmatrix} A_{w_{8x8}} \\ 0_{8x8} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_w(k-1) \\ z_c(k-1) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} x_w(k-1) \\ z_c(k-1) \end{bmatrix} + g_{(k-1)}(z_c(k-1), F_{(k-1)}^{ext}) + w_{(k-1)} \quad (15)$$

where

$$C_{216x6} = C_{226x6} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (16)$$

Donde $A_{w_{8x8}}$ definido en la ecuación (8), $x_w(k) = [\eta_w^T(k), \zeta_w^T(k)]^T$, $z_c(k) = [x(k), y(k), z(k), \phi(k), \theta(k), \psi(k)]^T$ y $F^{ext}(k) = [X(k), Y(k), Z(k), K(k), M(k), N(k)]^T$ son los vectores discretos de las posiciones y los ángulos de euler y las fuerzas externas, $g_{(k-1)}(z_c(k-1), F_{(k-1)}^{ext})$ es la función discretizada del modelo no lineal definida en (2). Da como resultado un vector de 12 componentes $[0, 0, 0, 0, 0, 0, z_c(k-1)]^T$, $y_f(k) = [y_{fx(k)}, y_{fy(k)}, y_{fz(k)}, y_{f\psi(k)}]^T$ las salidas finales del modelo, donde $w_{(k-1)} \sim N(0, Q)$ es vector del ruido del proceso, $n_{(k)} \sim N(0, R)$ es el vector del ruido de las mediciones. La llamada transformación Unscented teniendo una variable aleatoria $x_f = [x_w, z_c]^T$ y un mapeo estático $y_f = h(x_f)$ y $2N + 1$ puntos χ_i que son los llamados puntos sigma y los coeficientes de los

pesos W_i , tal que la media muestral ponderada y la covarianza obtenidos de estos puntos aproximan la media y covarianza de x_f , tal que (\bar{x}_f, P_{x_f}) . Se transforman los puntos sigma $h(\cdot)$ para obtener un conjunto de puntos sigma y_f , y estimar la media y la covarianza de y_f , (\bar{y}_f, P_{y_f}) . La matriz χ esta compuesto por que es el vector de sigma $2L + 1$ χ_i con los pesos W_i de la siguiente manera:

$$\begin{aligned} \chi_0 &= \bar{x}_f \\ \chi_i &= \bar{x}_f + (\sqrt{(L + \lambda)P_{x_f}})_i \quad i = 1, \dots, L \\ \chi_i &= \bar{x}_f - (\sqrt{(L + \lambda)P_{x_f}})_{i-L} \quad i = L + 1, \dots, 2L \\ W_0^{(m)} &= \lambda / (L + \lambda) \\ W_0^{(c)} &= \lambda / (L + \lambda) + (1 - \alpha^2 + \beta) \\ W_i^{(m)} &= W_i^{(c)} = 1 / (2(L + \lambda)) \quad i = 1, \dots, 2L \end{aligned} \quad (17)$$

Donde $\lambda = \alpha^2(L + \kappa) - L$ es un parámetro de escala, α determina la dispersión de los puntos sigma alrededor de la media \bar{x}_f , L es la dimensión x_f , P_{x_f} es la covarianza x_f , κ es un parámetro de escala secundario y β , es usado para incorporar conocimientos previos.

Los siguientes pasos son usados para desarrollar el algoritmo UKF tal como se indica en [10]:

1. Inicializar la media y la covarianza:

$$\begin{aligned} \hat{x}_{f(0)} &= E[x_{f(0)}] \\ P_{(0)} &= E[(x_{f(0)} - \hat{x}_{f(0)})(x_{f(0)} - \hat{x}_{f(0)})^T] \\ \hat{x}_{f(0)}^a &= E[x^a] = [\hat{x}_{f(0)}^a \ 0 \ 0]^T \\ P_{(0)}^a &= E[(x_{(0)}^a - \hat{x}_{(0)}^a)(x_{(0)}^a - \hat{x}_{(0)}^a)^T] \end{aligned} \quad (18)$$

For $k \in \{1, \dots, \infty\}$

2. Establecer un conjunto de puntos sigma $\chi_{(k-1)}^a$ y pesos W_{k-1} aplicando las ecuaciones (17).

3. Propagar los puntos transformados a través del modelo de proceso

$$\chi_{(k|k-1)}^{x_f} = f(\chi_{(k-1)}^{x_f}, \chi_{(k-1)}^v, F^{ext}(k), k) \quad (19)$$

4. Estimar la media de los estados, basados en los pesos y los puntos sigma propagados,

$$\hat{x}_{f(k|k-1)} = \sum_{i=0}^{2L} W_i^{(m)} \chi_{(i,k|k-1)}^{x_f} \quad (20)$$

5. Estimar la covarianza de los estados,

$$P_{(k|k-1)} = \sum_{i=0}^{2L} W_i^{(c)} [\chi_{(i,k|k-1)}^{x_f} - \hat{x}_{f(k|k-1)}][\chi_{(i,k|k-1)}^x - \hat{x}_{f(k|k-1)}]^T + Q \quad (21)$$

- Transformar los puntos sigma a través de ecuaciones de salida para los puntos sigma de medición

$$Y_{(k|k-1)} = h(\chi_{(k-1)}^{x_f}, \chi_{(k-1)}^n) \quad (22)$$

- Estimar la media de las medidas predicho,

$$\hat{y}_{f(k|k-1)} = \sum_{i=0}^{2L} W_i^{(m)} Y_{(i,k|k-1)} \quad (23)$$

- Calcular la covarianza,

$$P_{y_{f(k|k-1)}} = \sum_{i=0}^{2L} W_i^{(c)} [Y_{(i,k|k-1)} - \hat{y}_{f(k|k-1)}] \cdot [Y_{(i,k|k-1)} - \hat{y}_{f(k|k-1)}]^T + R \quad (24)$$

$$P_{xy_{(k|k-1)}} = \sum_{i=0}^{2L} W_i^{(c)} [\chi_{(i,k|k-1)} - \hat{x}_{f(k|k-1)}] \cdot [Y_{(i,k|k-1)} - \hat{y}_{f(k|k-1)}]^T \quad (25)$$

- Actualizar las estimaciones de los estados y las covarianza usando nuevas medidas,

$$K_{(k)} = P_{xy_{(k|k-1)}} P_{(y_{(k|k-1)})}^{-1} \quad (26)$$

$$\hat{x}_{f(k)} = \hat{x}_{f(k|k-1)} + K_{(k)} (y_{f(k)} - \hat{y}_{f(k|k-1)}) \quad (27)$$

$$P_{(k)} = P_{(k|k-1)} - K_{(k)} P_{y_{f(k|k-1)}} K_{(k)}^T \quad (28)$$

Donde, $x^a = [x_f^T w^T n^T]^T$, $\chi^a = [(\chi^{x_f})^T (\chi^w)^T (\chi^n)^T]^T$, W_i son los pesos calculados en (17), Q es la matriz de covarianza del ruido del proceso y R es la matriz de covarianza del ruido de medición.

Los parametros de ajuste, como ya se ha comentado, son R y Q . Que se ajustarán siguiendo una serie de consideraciones expuesto en [4].

La matriz de covarianzas del ruido de los sensores R , se considera que es no correlacionada. Por tanto, se establece de la siguiente forma

$$R = \text{diag}(\sigma_1^2, \sigma_2^2, \dots, \sigma_{n_v}^2) \quad (29)$$

Donde, σ_i^2 es la covarianza del ruido de medición de la variable medida i y n_v es el número de variables. Si el ruido de los de los sensores es elavado habrá que establecer esta variable en consecuencia.

Matriz de covarianza de los estados es Q y se establece como

$$Q = \text{diag}(Q_1, Q_2, \dots, Q_{n_s}) \quad (30)$$

Donde Q_i es la covarianza de estado de la variable i y n_s es el número de estados.

2.4 RESULTADOS

Se han realizado una serie de simulaciones con el objetivo de verificar el correcto funcionamiento del filtro implementado.

Las simulaciones se han realizado en matlab-simulink. El periodo de muestreo empleado es 0.1s. Los valores de las variables de ajuste del UKF son:

$$R = \text{diag}([1, 1, 1, 1, 1e-3, 1e-3, 1e-3, 1e-3]')$$

$$Q = \text{diag}([1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 1, 8e-6, 8e-6, 8e-7, 8e-7])$$

Se ha contaminado el sistema con olas de primer orden correspondientes a $w_0 = 1.2 \text{rad/seg}$ y altura significativa de la ola $h_s = 0.5 \text{m}$ y ruido de los sensores que se ha modelizado como ruido blanco gaussiano. Los valores de las variables correspondientes al modelo son los mismos que los expuestos en el artículo [13] y se pueden ver en las tablas 1 y 2

Tabla 1: Valores de las variables de masa

Variable	Masa+Masa adicional
$m + x_{\dot{u}}$	127.61 kg
$m + y_{\dot{v}}$	108.8 kg
$m + z_{\dot{w}}$	471.42 kg
$I + I_{\dot{r}}$	25.441 kg m ²

Tabla 2: Valores de las variables

Variable	Valor
k_u	0 Ns/m
$k_{u\ u\ } u $	150.91 Ns ² /m ²
k_v	0 Ns/m
$k_{v\ v\ } v $	598.6 Ns ² /m ²
k_w	56.941 Ns/m
$k_{w\ w\ } w $	294.75 Ns ² /m ²
k_r	7.2467 Nsm
$k_{r\ r\ } r $	69.839 Ns ²

Se puede observar en la figura 2 como la señal de salida esta contaminada con dichas perturbaciones. Esto conllevaría un incorrecto funcionamiento del sistema de control al producir saturaciones y oscilaciones que serian perjudiciales para el sistema. Tras implementar el filtro UKF se consigue mitigar estas perturbaciones.

En la figura 3 puede visualizarse como la señal filtrada tiene una oscilación mucho menor. Esto indica que se ha producido una estimación correcta por parte del filtro de los estados. Y se considera que esta señal ya es adecuada para la realimentación al sistema de control.

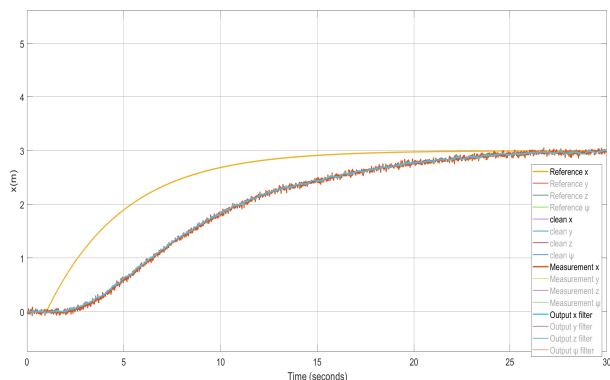


Figura 2: Sistema con filtro UKF, posición x

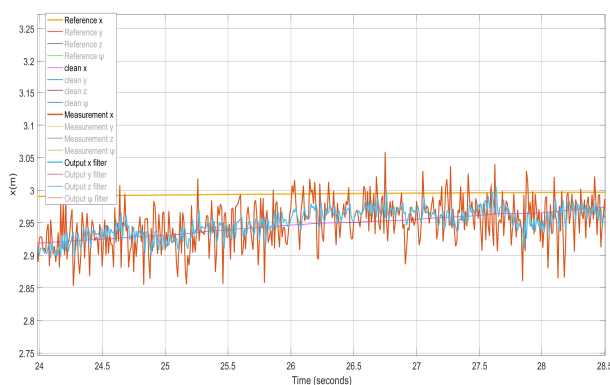


Figura 3: Sistema con filtro UKF, posición x zoom

2.5 CONCLUSIONES

En este documento se ha aplicado un filtro UKF con aumento de estados para el filtrado y estimación de señales de un ROV contaminadas sus salidas con olas de primer orden y ruido de los sensores. Se ha podido observar en las gráficas de resultados, que el filtro realiza correctamente su función y que estima de una manera razonable los estados. Esto es imprescindible para poder realimentar las salidas del ROV al sistema de control. Si no se filtrase el sistema de control vería una señal con unas oscilaciones excesivas que conllevarían un mal funcionamiento de los actuadores del sistema. Esto podría provocar una saturación de los mismos y llegar incluso a una avería que dejaría el sistema a merced de las condiciones ambientales. Se concluye de esta forma la pertinencia del filtrado de las señales, como se ha realizado en este documento.

Agradecimientos

Este proyecto ha sido financiado por la Consejería de Universidades, Igualdad, Cultura y Deporte del Gobierno de Cantabria a través del proyecto ControlFond (Control De Vehículos Subacuáticos No Tripulados Para Supervisión De Estructuras Para Obras Marítimas Fondeadas).

English summary

APPLICATION OF THE UNSCENTED KALMAN FILTER FOR THE FILTERING OF THE SIGNALS IN A REMOTELY OPERATED UNDERWATER VEHICLE

Abstract

This document presents the application of a Unscented Kalman(UKF) filter for filtering signals from a remotely operated underwater vehicle (ROV). For this, the nonlinear model of the ROV is used and are set as disturbances the first-order wave effects and noise from sensors. These disturbances have been incorporated at the output of the signals of the movements to be controlled. The UKF is used, which is specially indicated for nonlinear systems and, therefore, it is suitable for implementation in this type of vehicles. The model used is

non-linear with increasing of states corresponding to the waves of first order. From the analysis of the results from the simulations it can be concluded that the implemented filter is adequate and the output signal of the model is suitable for feedback on to the control system.

Keywords: ROV, UKF, Estate space.

Referencias

- [1] Cao, Yu / Li, Boyang / Li, Qian / Stokes, Adam A. / Ingram, David M. / Kiprakis, Aristides "A Nonlinear Model Predictive Controller for Remotely Operated Underwater Vehicles With Disturbance Rejection" 2020 IEEE access , Vol. 8 p. 158622-158634
- [2] Chin, Cheng S. / Lin, Wei P. "Robust Genetic Algorithm and Fuzzy Inference Mechanism Embedded in a Sliding-Mode Controller for an Uncertain Underwater Robot" 2018 IEEE/ASME transactions on mechatronics , Vol. 23, No. 2 p. 655-666
- [3] Dong, Mingjie / Li, Jianfeng / Chou, Wusheng "Depth control of ROV in nuclear power plant based on fuzzy PID and dynamics compensation" Microsystem technologies : sensors, actuators, systems integration , Vol. 26, No. 3 p. 811-821
- [4] Fossen, T. I. / Perez, T. "Kalman filtering for positioning and heading control of ships and offshore rigs" 2009 ,IEEE Control Systems Magazine , Vol. 29, No. 6 , p. 32-46
- [5] Fossen, Thor I. "Handbook of Marine Craft Hydrodynamics and Motion Control" 2011 ,John Wiley and Sons, Ltd
- [6] Garcia-Valdovinos, Luis G. / Fonseca-Navarro, Fernando / Aizpuru-Zinkunegi, Joanes / Salgado-Jimenez, Tomas / Gomez-Espinosa, Alfonso / Cruz-Ledesma, Jose A. "Neuro-Sliding Control for Underwater ROV's Subject to Unknown Disturbances" 2019 Sensors (Basel, Switzerland) , Vol. 19, No. 13 p. 2943
- [7] Grewal, Mohinder S. "Kalman filtering: theory and practice using MATLAB" 2008, 3rd. edition, John Wiley and Sons: New Jersey
- [8] Hosseinnajad, Alireza / Loueipour, Mehdi "Design of a Robust Observer-based DP Control System for an ROV with Unknown Dynamics Including Thruster Allocation" 2021 (Ed.) IEEE p. 1-6
- [9] Revestido Herrero, E., Llata Garcia, J.R., Velasco Gonzalez, F.J., Sainz Gutierrez, J.J., Diaz Torrijos, P." Estimacion de parámetros de un modelo de maniobra no lineal de un vehiculo subacuatico teleoperado mediante ensayos en canal" . En XLII Jornadas de Automatica: libro de actas. Castello, 1-3 de septiembre de 2021 (pp. 1-5). DOI capitulo: <https://doi.org/10.17979/spudc.9788497498043.001> DOI libro: <https://doi.org/10.17979/spudc.9788497498043>
- [10] Revestido Herrero, Elias. / Llata, Jose R. / Gonzalez-Sarabia, Esther / Velasco, Francisco J. / Sainz, Jose J. / Rodriguez-Luis, Alvaro / Fernandez-Ruano, Sergio / Guanche, Raul Dynamic positioning of floating caissons based on the UKF filter under external perturbances induced by waves 2021. Ocean engineering , Vol. 235 p. 109055
- [11] Riola, J. La politica de I+D en Defensa: Metas y retos tecnologicos. En Las Tecnologias de Doble Uso: La Investigacion y el Desarrollo al Servicio de la Sociedad Civil y Militar. España: Centro Universitario de la Defensa (CUD) de San Javier, 2011, pp. 13-22.
- [12] Sorensen, A. J. / Sagatun, S. I. / Fossen, T. I. "Design of a dynamic positioning system using model-based control" 1996,Control Engineering Practice , Vol. 4, No. 3 ,p. 359 - 368
- [13] Soyly, Serdar / Proctor, Alison A. / Podhorodeski, Ron P. / Bradley, Colin / Buckingham, Bradley J., "Precise trajectory control for an inspection class ROV ", 2016 Ocean engineering , Vol. 111 p. 508-523
- [14] Trslic, Petar / Omerdic, Edin / Dooly, Gerard / Toal, Daniel "Neuro-Fuzzy Dynamic Position Prediction for Autonomous Work-Class ROV Docking " 2020 Sensors (Basel, Switzerland) , Vol. 20, No. 3 p. 693



© 2022 by the authors. Submitted for possible open access publication

under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution CC-BY-NC 4.0 license (<https://creativecommons.org/licenses/by-nc-sa/4.0/deed.es>).