

Jornadas de Automática

Identificación no lineal de un modelo semifísico en lazo cerrado para la velocidad vertical *heave* del BlueRov2 Heavy

Alex Espinal^{a,*}, Cristina Cerrada^a, Dictino Chaos^a, David Moreno-Salinas^a

^aDepartamento de Informática y Automática, UNED, C/ Juan del Rosal 16, 28040 Madrid, España.

To cite this article: Espinal, A, Cerrada, C, Chaos, D, Moreno-Salinas, D. 2026. Nonlinear identification of a closed-loop semi-physical model for the vertical *heave* velocity of the BlueRov2 Heavy. Jornadas de Automática, 47. <https://doi.org/10.17979/ja-cea.2026.47.13848>

Resumen

La identificación de sistemas es fundamental en la ingeniería de control, pues permite predecir el comportamiento dinámico y diseñar controladores. Existen múltiples métodos, lineales y no lineales, basados en principios físicos o en datos experimentales. En este artículo, se propone identificar un modelo semifísico en lazo cerrado para modelar la velocidad lineal a lo largo del eje vertical (*heave*) del vehículo submarino BlueRov2 Heavy. El modelo está basado en principios físicos que combinan la resistencia hidrodinámica y el empuje generado por los propulsores verticales. El objetivo del modelo es predecir el comportamiento dinámico de la velocidad *heave*. El modelo cuenta con parámetros desconocidos, que fueron estimados por mínimos cuadrados utilizando datos experimentales. Los datos se obtuvieron tras realizar distintos experimentos con el vehículo configurado en modo *Stabilize*, enviando señales *Pseudo Random Binary Sequence* (PRBS) para excitar los actuadores y recopilar la velocidad lineal *heave* para estimar y validar el modelo. Finalmente, el modelo propuesto muestra buen rendimiento y capacidad predictiva.

Palabras clave: identificación no lineal, filtrado, modelo semifísico, velocidad *heave*, vehículo submarino.

Nonlinear identification of a closed-loop semi-physical model for the vertical *heave* velocity of the BlueRov2 Heavy

Abstract

System identification is fundamental in control engineering, as it allows for predicting dynamic behavior and designing controllers. Multiple methods exist, both linear and nonlinear, based on physical principles or experimental data. This article proposes a closed-loop semi-physical model to characterize the linear velocity along the vertical axis of the BlueRov2 Heavy underwater vehicle. The model is based on physical principles that combine hydrodynamic drag and the thrust generated by the vertical thrusters. The model aims to predict the dynamic behavior of the *heave* velocity. The model has unknown parameters, which were estimated using *Least-Squares* (LS) with experimental data. The data were obtained after performing various experiments with the vehicle configured in *Stabilize* mode, sending *Pseudo Random Binary Sequence* (PRBS) signals to excite the actuators and collecting the linear *heave* velocity to estimate and validate the model. Finally, the proposed model shows good performance and predictive ability.

Keywords: nonlinear identification, filtering, semi-physical model, *heave* velocity, underwater vehicle.

1. Introducción

El modelado y la identificación de sistemas constituyen un campo de estudio de alta relevancia en la ingeniería y la investigación científica, particularmente en contextos en los

que es necesario simular, diseñar o implementar estrategias de control sobre un sistema dado. Los modelos matemáticos proporcionan un marco formal para describir las relaciones entre las variables y los componentes que integran dicho sistema, usualmente mediante el empleo de ecuaciones algebrai-

*Autor para correspondencia: aespinal@dia.uned.es
Attribution-NonCommercial-ShareAlike 4.0 International (CC BY-NC-SA 4.0)

cas o diferenciales que capturan su comportamiento dinámico (Schoukens and Ljung, 2019).

Un mismo sistema puede representarse mediante distintos modelos, dependiendo del propósito para el que se elabore. En el caso de un *Remotely Operated Vehicle* (ROV), para un sistema de 6 grados de libertad (6 DOF), es habitual emplear el modelo propuesto en (Fossen, 2011). De manera general, este modelo se estructura en un conjunto de ecuaciones cinemáticas, que describen los aspectos geométricos del movimiento del vehículo, y un conjunto de ecuaciones dinámicas, que representan las fuerzas y momentos generados tanto por el entorno acuático como por la propulsión.

Un modelo dinámico de 1 DOF, como un sistema masa-muelle-amortiguador, proporciona una forma simplificada de introducir los principios básicos del modelado de la dinámica de sistemas marinos (I Piskur et al., 2025). Este enfoque facilita la comprensión de cómo se representan las fuerzas hidrodinámicas, la amortiguación y las interacciones ambientales en el modelo propuesto en (Fossen, 2011) antes de pasar al sistema completo de 6 DOF.

Una alternativa para emplear modelos sencillos para predecir el movimiento vertical del vehículo submarino sería la utilización de técnicas tradicionales como la identificación no lineal de un modelo semifísico o de caja gris, lo cual combina el modelado de caja blanca basado en el conocimiento físico del proceso y el modelado de caja negra que emplea datos empíricos para construir modelos paramétricos no lineales. Para poner en práctica este enfoque de identificación, es esencial llevar a cabo las siguientes cuatro etapas:

- Diseñar un experimento, recopilar los datos y preprocesamiento de los mismos.
- Elegir la estructura del modelo.
- Estimar los parámetros de la estructura del modelo ajustándolos a los datos.
- Validar el modelo.

De acuerdo con la literatura existente, es posible encontrar bastantes trabajos en los que se explica el proceso de identificación de modelos semifísicos. En los trabajos de (Oussar and Dreyfus, 2001) y (de Prada et al., 2018), se presenta una metodología general para construir un modelo de caja gris o semifísico combinando el conocimiento físico del sistema y el modelado de caja negra, o (Alvarez et al., 2009), que presenta una descripción detallada de un método para la obtención de un modelo semifísico a partir del conocimiento y principios básicos de los procesos.

Respecto a la estimación de parámetros de un ROV basado en ensayos experimentales. Hay trabajos como (Herrero et al., 2024b), donde se emplean técnicas de inferencia indirecta con datos de canal de ensayos, o (Herrero et al., 2024a), centrados en el diseño de experimentos para la identificación de parámetros. Asimismo, (Ziani-cherif and Lebre, 1997), se centra en identificar el modelo dinámico del ROV en 1 DOF y sus actuadores por separado y después se enfoca en la estimación de los parámetros utilizando datos experimentales, y (Ridao et al., 2004), donde utiliza la técnica de *Least-Squares* (LS) para identificar los parámetros de los modelos no lineales de un *Unmanned Underwater Vehicles* (UUV) en 3 DOF,

es decir, en *surge*, *yaw* y en *pitch* usando señales de excitación *Pseudo Random Binary Sequence* (PRBS) para realizar los experimentos por separado.

Existen otras contribuciones relevantes en la literatura que abordan problemas similares desde distintas perspectivas experimentales, como la comparación entre ensayos en canal y pruebas en mar abierto para la identificación de parámetros de un ROV (Lack et al., 2019), o el uso de mecanismos de movimiento planar (PMM) para la estimación de coeficientes hidrodinámicos (Avila and Adamowski, 2011); y (Jiang et al., 2025), que proporciona una perspectiva novedosa utilizando la técnica *Computed Fluid Dynamics* (CFD) para el cálculo de coeficientes hidrodinámicos y el modelado dinámico de un ROV con una estructura compleja y maniobrabilidad flexible.

En este trabajo se emplea el vehículo de código abierto BlueRov2 Heavy, desarrollado por la compañía BlueRobotics en el año 2016. Se trata de un ROV, que se controla de forma remota mediante un operador, normalmente utilizando un *joystick* o *gamepad*, a través de un cordón umbilical (*thether*), que es el medio por donde se transmite la energía, comandos de movimiento y datos en tiempo real (incluyendo vídeo).

En los últimos años, este vehículo ha sido ampliamente utilizado en distintos trabajos de investigación, que abarcan desde el diseño de controladores para el seguimiento de trayectorias (González-García et al., 2021) y control de posicionamiento (Yang and Xing, 2021), hasta aplicaciones de limpieza de infraestructuras marinas (von Benzon et al., 2021), simulación (Ortiz-Toro et al., 2024) y colaboración entre robots submarinos (Ortiz-Toro et al., 2025).

No obstante, en (Espinal et al., 2026) se propone un modelo semifísico de baja complejidad para predecir las velocidades lineales en *surge*, *sway* y la velocidad angular *yaw* en el modo de funcionamiento *Stabilize*, en el cual el vehículo corrige automáticamente el *pitch* y el *roll* para mantener una actitud nivelada. Uno de los principales aportes de dicho trabajo radica en que tanto las entradas de control como las velocidades son directamente observables a partir de los sensores instalados en el vehículo, lo que simplifica notablemente el diseño y la ejecución de los experimentos.

Siguiendo la línea de trabajos futuros presentada en (Espinal et al., 2026), este trabajo propone la identificación no lineal de un modelo semifísico de primer orden simple en lazo cerrado para predecir la velocidad lineal en el eje vertical *z*, es decir, *heave*, del vehículo submarino BlueRov2. La estructura del modelo semifísico está compuesta por la resistencia hidrodinámica con un parámetro desconocido, cuya construcción se basa en principios físicos, y el empuje que aportan los actuadores al vehículo, que será gobernado por un controlador PI con dos ganancias por determinar. Además, se busca que el modelo aproveche las características del modo de funcionamiento *Stabilize* y que el diseño de los experimentos mantenga la misma simplicidad que el trabajo previamente citado.

El resto del artículo está organizado de la siguiente manera. En la Sección 2 se presenta la identificación del ROV. Los resultados se muestran en la Sección 3 y, finalmente, las conclusiones y trabajos futuros se detallan en la Sección 4.

2. Identificación del vehículo submarino

En esta sección, se introduce el sistema experimental, los datos experimentales para distintos ensayos y la formulación del modelo.

2.1. Sistema experimental

El vehículo submarino BlueRov2 Heavy, utilizado para la identificación no lineal del modelo semifísico, se presenta en la Figura 1. Es un vehículo submarino sobreactuado con 8 propulsores, 4 horizontales y 4 verticales, que ofrece 6 DOF, como se describe en la Tabla 1.

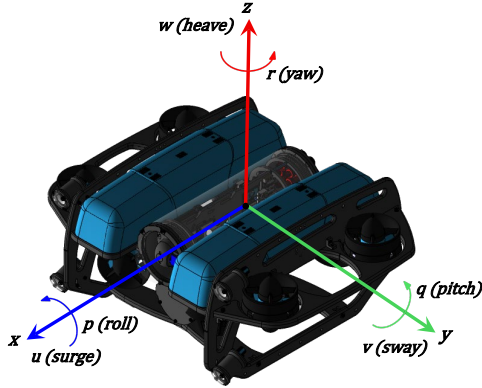


Figura 1: BlueRov2 Heavy con la nomenclatura estándar de la Society of Naval Architects and Marine Engineers (SNAME). Según la SNAME, la velocidad vertical es positiva al moverse hacia abajo y negativa al moverse hacia arriba.

En particular, este vehículo submarino está equipado con una cámara HD, sistemas de iluminación, un controlador de vuelo *Pixhawk PX4 autopilot* dotado de sensores como una *Inertial Measurement Unit* (IMU), que ofrece la estimación de la velocidad angular, un ordenador *Raspberry 3* modelo B y un cordón umbilical que posibilita la comunicación y el control del vehículo desde un ordenador situado en la superficie. Además, como apoyo a las tareas de navegación, se ha incorporado un conjunto de sensores, entre los que sobresale el *Doppler Velocity Logger* (DVL), encargado de proporcionar la medida de la velocidad lineal con respecto al fondo.

Tabla 1: Componentes de movimiento de 6 DOF para el vehículo submarino BlueRov2 Heavy. Se resalta en gris el DOF en estudio.

DOF	Descripción	Velocidad
Surge	Velocidad lineal en el eje x	u [m s^{-1}]
Sway	Velocidad lineal en el eje y	v [m s^{-1}]
Heave	Velocidad lineal en el eje z	w [m s^{-1}]
Roll	Velocidad angular en el eje x	p [rad s^{-1}]
Pitch	Velocidad angular en el eje y	q [rad s^{-1}]
Yaw	Velocidad angular en el eje z	r [rad s^{-1}]

2.2. Datos experimentales

Los datos experimentales se obtuvieron excitando el vehículo submarino representado en la Figura 1 con señales PRBS en lazo cerrado. Este enfoque permite capturar la dinámica del ROV en varios puntos de operación sin perturbar excesivamente su funcionamiento normal, al tiempo que

posibilita la adquisición, dentro de un plazo razonable, de los datos de entrada-salida necesarios para identificar un modelo adecuado, manteniendo las amplitudes de las entradas y salidas dentro de rangos de valores definidos por el usuario (Díaz Martínez and Muñoz Mansilla, 2022).

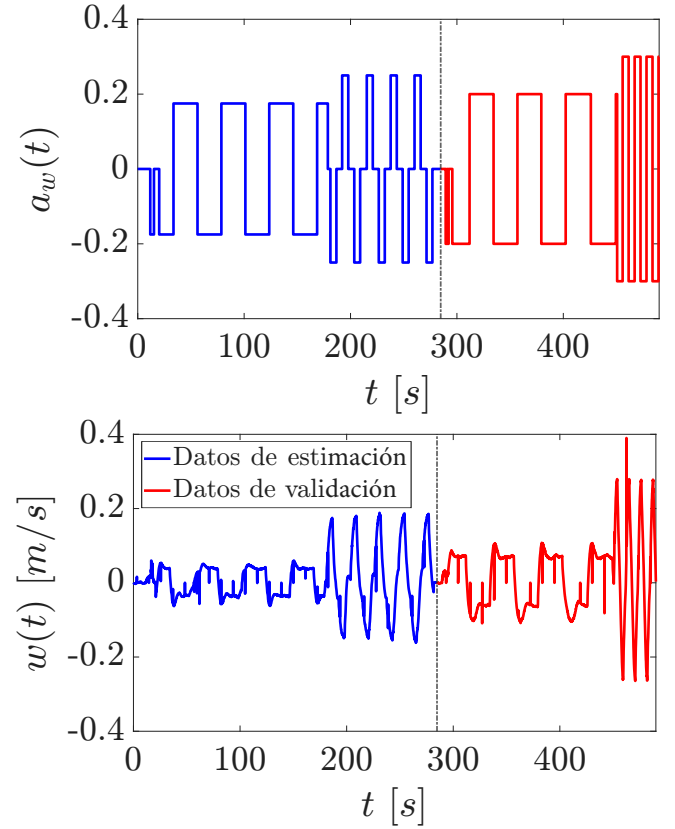


Figura 2: Datos de estimación (azul) y de validación (rojo). Señal de entrada PRBS $a_w(t)$ en la parte superior y velocidad *heave* $w(t)$ en la parte inferior.

Antes de llevar a cabo el experimento de adquisición de datos, es indispensable configurar el vehículo submarino en el modo *Stabilize*. En este modo, el movimiento vertical a lo largo del eje z es totalmente manual, lo que facilita el control de la velocidad *heave* para llevar a cabo los experimentos.

Una vez configurado el ROV, se lleva a cabo el primer paso del proceso de identificación, que consiste en excitar los actuadores estableciendo las entradas y, luego de ser procesadas por el sistema, recoger los datos de las salidas del proceso, como se describe en la Sección 1.

Las señales PRBS se diseñaron definiendo sus tres parámetros fundamentales (amplitud de la señal, periodo de muestreo y duración) (Castro and Scarpetta, 2005), como se presenta en la Tabla 2, considerando las restricciones de espacio en el entorno experimental para prevenir que el vehículo submarino choque con los límites de las instalaciones durante el ensayo, asegurando así que la señal de salida alcance un estado estacionario y disminuya el error de varianza del modelo estimado, lo cual asegura (siempre que sea posible) la estabilidad en el funcionamiento del sistema.

El conjunto de datos generado en el experimento se divide en dos partes: las PRBS 1 y 3 generaron las primeras 2348 muestras que se utilizarán para la estimación, y las PRBS 2 y 4 generaron 1737 muestras para la validación del modelo,

como se puede observar en la Figura 2.

Tabla 2: Valores de los parámetros de diseño de las señales PRBS para los experimentos.

PRBS	Amplitud	Duración	Periodo de muestreo
1	$[-0.175, 0.175]$	10 s	0.12 s
2	$[-0.200, 0.200]$	20 s	0.12 s
3	$[-0.250, 0.250]$	5 s	0.12 s
4	$[-0.300, 0.300]$	5 s	0.12 s

Como los datos medidos experimentalmente contienen muchos datos atípicos, conocidos como *outliers* (véase la Figura 3 (izquierda)), producidos por errores de medición del DVL, se procede a preprocesar la señal aplicando el filtro de *Hampel* para detectar y eliminar valores atípicos (Mathworks.com, 2025). Para cada muestra, la función calcula la mediana de una ventana compuesta por la muestra y sus 6 muestras circundantes, 3 a cada lado, y un número de desviaciones estándar de 2.

En el proceso de identificación, la presencia de *outliers* es crítica, ya que puede producir sesgos en los parámetros del modelo estimado y aumentar el error cuadrático medio (Pearson, 2002). En la Figura 3 (derecha) se presenta el resultado de la señal filtrada.

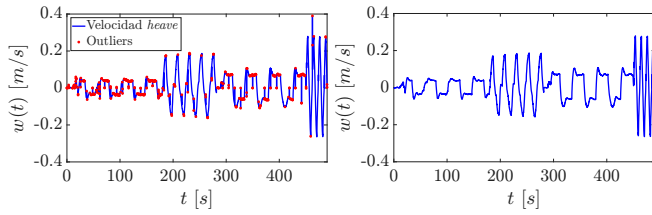


Figura 3: Velocidad *heave* (azul) y *outliers* (rojo) a la izquierda y la velocidad *heave* filtrada a la derecha.

2.3. Formulación del modelo

Una vez finalizada la fase de preprocesamiento de los datos experimentales, se procede a identificar el modelo semifísico no lineal en lazo cerrado para la velocidad *heave* del vehículo submarino BlueRov2 Heavy.

La formulación propuesta permite calcular la ecuación diferencial de primer orden para la velocidad *heave* de la siguiente manera:

$$\dot{w}(t) = -\alpha_w \cdot w(t) \cdot |w(t)| + \tau(t) \quad (1)$$

donde $\dot{w}(t)$ es la aceleración en el eje z (derivada de la velocidad), α_w es el coeficiente de arrastre, $w(t)$ es la velocidad *heave* y $\tau(t)$ es la fuerza o empuje generada por los propulsores verticales.

Como los experimentos se realizaron en lazo cerrado, la fuerza que generan los actuadores se regula mediante un controlador PI de la siguiente forma:

$$\tau(t) = K_p \cdot e(t) + K_i \cdot \int e(t) \cdot dt, \quad (2)$$

$$e(t) = w_{est}(a_w) - w(t) \quad (3)$$

donde K_p es la ganancia proporcional, $e(t)$ el valor del error, K_i es la ganancia integral y $w_{est}(a_w)$ es una función (por determinar) que modela la velocidad estacionaria *heave*, la cual depende de la señal de entrada $a_w(t)$.

Para determinar la función que modela la velocidad estacionaria $w_{est}(a_w)$, se llevó a cabo un conjunto de ensayos específicos. Los ensayos consisten en aplicar, de forma independiente, distintos valores de entrada de tipo escalón al vehículo submarino, tanto en sentido ascendente como descendente, hasta que éste alcance la velocidad en régimen estacionario.

El valor estacionario de la velocidad se determinó calculando el promedio de los últimos datos (Udatos) de la señal en cada ensayo (véase la Tabla 3), intervalo en el que la respuesta puede considerarse aproximadamente estabilizada. Adicionalmente, se calculó la desviación estándar de las velocidades con el propósito de cuantificar la dispersión de los datos en torno a su valor medio.

Tabla 3: Udatos de cada ensayo para obtener la velocidad estacionaria.

Ensayo	1	2	3	4	5
Udatos	50	37	60	20	10

En la Figura 4 se presenta un ejemplo del ensayo correspondiente a la entrada escalón 2, donde se observa la velocidad *heave* y los Udatos para obtener la velocidad estacionaria.

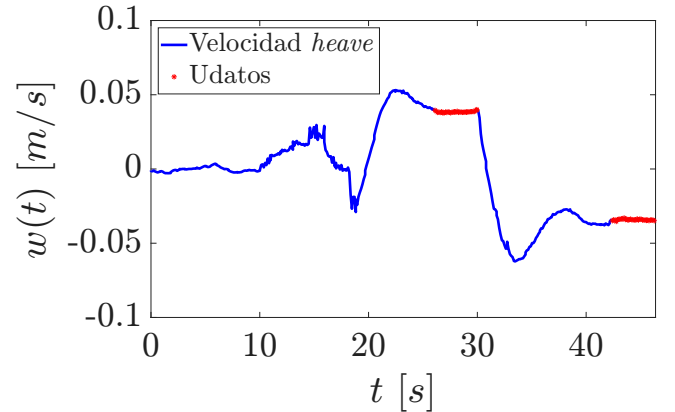


Figura 4: Ejemplo del ensayo 2: velocidad *heave* (azul) y los Udatos (rojo).

Los valores de los parámetros de la señal tipo escalón considerados en los ensayos se presentan en la Tabla 4.

Tabla 4: Valores de los parámetros de diseño de las entradas tipo escalón para los ensayos de la velocidad estacionaria.

Entrada escalón	Amplitud	Duración	Periodo de muestreo
1	$[-0.150, 0.150]$	20 s	0.12 s
2	$[-0.175, 0.175]$	10 s	0.12 s
3	$[-0.200, 0.200]$	20 s	0.12 s
4	$[-0.250, 0.250]$	5 s	0.12 s
5	$[-0.300, 0.300]$	5 s	0.12 s

Se procede a ajustar un polinomio de segundo grado para estimar la velocidad estacionaria $w_{est}(a_w)$ en ascenso y en descenso de la siguiente forma:

$$w_{est}(a_w) = \begin{cases} \beta_1^+ \cdot a_w^2(t) + \beta_2^+ \cdot a_w(t) + \beta_3^+ & \text{si } a_w(t) \leq -c \\ 0 & \text{si } |a_w(t)| < c \\ \beta_1^- \cdot a_w^2(t) + \beta_2^- \cdot a_w(t) + \beta_3^- & \text{si } a_w(t) \geq c \end{cases} \quad (4)$$

En la Tabla 5 se presentan los valores de los parámetros β_i^+ correspondientes a cuando el ROV se encuentra en ascenso y los parámetros β_i^- asociados a cuando el ROV se halla en descenso, donde $i = 1, 2, 3$ denota el índice de los parámetros de cada intervalo del polinomio. La constante c se adopta como punto de corte para cada intervalo del polinomio.

Tabla 5: Valores de los parámetros del modelo para la velocidad estacionaria *heave* y los valores de los parámetros del modelo semifísico.

Parámetro	$w_{est}(a_w)$		$\dot{w}(t)$	Unidad
	Ascenso	Descenso		
β_1	3.5786	-5.0866	—	m s^{-1}
β_2	-0.1851	0.6991	—	m s^{-1}
β_3	-0.1038	0.0018	—	m s^{-1}
c	0.15		—	—
α	—	—	2.81	1/m
K_p	—	—	0.55	1/s
K_i	—	—	0.40	1/s ²

En la Figura 5, se muestran los resultados del modelo ajustado para la velocidad estacionaria *heave*.

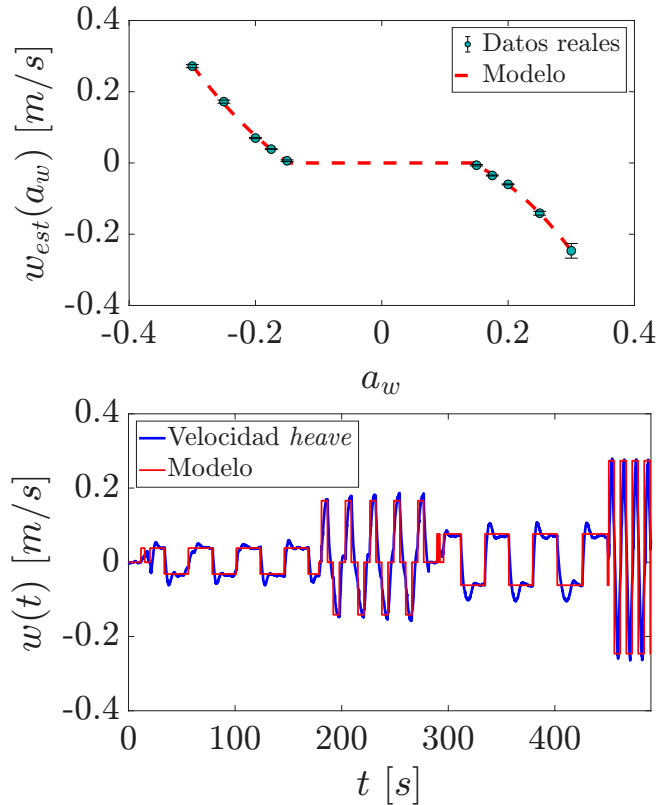


Figura 5: Promedio de los Udatos (azul) con la desviación estándar en barras de error (negro) frente al modelo estimado (rojo) en la parte superior. Velocidad *heave* (azul) frente a la respuesta del modelo de la velocidad estacionaria *heave* (rojo) en la parte inferior.

Por último, en la misma Tabla 5, se muestran los valores de los parámetros del modelo semifísico (1) y los del controlador PI (2). Estos parámetros fueron ajustados a partir de los datos obtenidos experimentalmente mediante la técnica de mínimos cuadrados.

Cabe destacar que los valores de los parámetros de cada intervalo del modelo de la velocidad estacionaria presentados en la Tabla 5 son diferentes, indicando una asimetría. Esto se debe a que el ROV está calibrado para tener una flotabilidad ligeramente positiva, lo cual garantiza que el vehículo ascienda a la superficie automáticamente en caso de un corte de energía.

3. Resultados

En esta sección se presentan los resultados de la estimación y validación del modelo semifísico identificado.

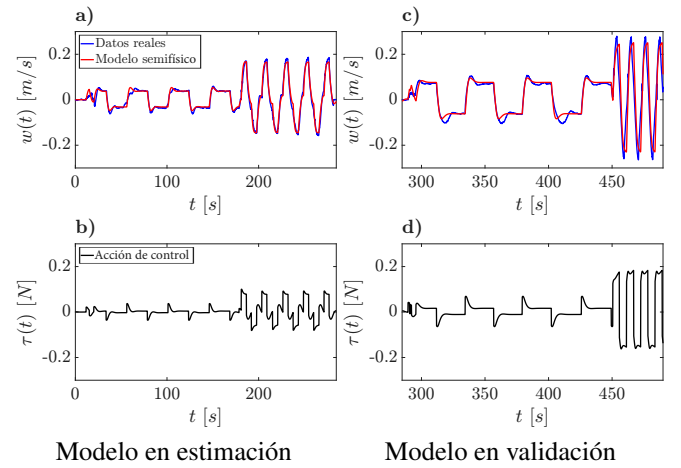


Figura 6: Respuesta del vehículo submarino BlueRov2 (azul) frente al modelo semifísico (rojo) en la parte superior con su respectiva acción de control (negro) en la parte inferior. En (a), la velocidad *heave* con su correspondiente acción de control en (b) para la estimación del modelo. En (c), la velocidad *heave* con su correspondiente acción de control en (d) para la validación del modelo.

Los resultados de la identificación del modelo semifísico en lazo cerrado se muestran en la Figura 6, donde se presenta la respuesta del vehículo submarino (azul) junto con la del modelo semifísico (rojo), mostrando una gran capacidad de ajuste al comportamiento real del vehículo submarino, ya que el modelo fue construido combinando las ecuaciones físicas con el comportamiento no lineal de los actuadores, modelado por un controlador PI para compensar la sobreoscilación. En la Figura 6 se puede observar la velocidad *heave* en (a) y la acción de control en (b) para la estimación del modelo. La ligera diferencia que se puede notar se debe a la sobreoscilación producida por el controlador interno del vehículo submarino cuando intenta alcanzar la velocidad de los actuadores en régimen estacionario.

De igual forma, los resultados para los datos de validación de la identificación del modelo semifísico en lazo cerrado se ilustran en la Figura 6, donde se observa la gran capacidad predictiva que tiene el modelo sobre la velocidad *heave* en (c) con su respectiva acción de control en (d).

4. Conclusiones y trabajos futuros

En este trabajo, se ha empleado un modelo semifísico para predecir la velocidad vertical a lo largo del eje z del vehículo submarino BlueRov2 Heavy, aprovechando el modo de funcionamiento *Stabilize*. En concreto, el modelo identificado se utiliza para predecir la velocidad lineal *heave* en lazo cerrado. El modelo se construyó combinando la resistencia hidrodinámica del vehículo submarino con un controlador PI que modela la fuerza de empuje de los actuadores.

Todos los parámetros que componen el modelo son desconocidos y fueron estimados utilizando la técnica de mínimos cuadrados. El modelo fue estimado y validado con datos medidos experimentalmente, mostrando un buen rendimiento y capacidad de predicción.

Como posible línea de trabajo futuro, resultaría de interés realizar los experimentos considerando excitar el vehículo submarino con señales *Amplitude Modulated Pseudo Random Binary Sequence* (APRBS), ya que es ideal para capturar dinámicas no lineales complejas al introducir niveles de amplitud variables y aleatorios para excitar adecuadamente el sistema en todo su rango de operación, y así obtener un conjunto de datos más eficiente para la identificación de los modelos.

De manera análoga, sería de especial interés aprovechar el entorno de experimentación para realizar diversos ensayos, modificando la geometría del ROV e identificando en tiempo real los parámetros de los modelos.

Asimismo, resultaría muy valioso incorporar técnicas de *Machine Learning* (ML) para la identificación de modelos no lineales, como la *Symbolic Regression* (SR) basada en Genetic Programming (GP), con el fin de obtener modelos más eficientes.

Agradecimientos

Este trabajo ha sido realizado gracias a la financiación recibida del Ministerio de Ciencia e Innovación a través del proyecto con referencia PID2023-146540OB-C41 (NE-MO4EXOAMIC).

Referencias

- Alvarez, H., Lamanna, R., Vega, P., Revollar, S., 2009. Metodología para la obtención de modelos semifísicos de base fenomenológica aplicada a una sulfatadora de jugo de caña de azúcar. *Revista Iberoamericana de Automática e Informática Industrial* RIAI 6 (3), 10–20.
DOI: 10.1016/S1697-7912(09)70260-2
- Avila, J. P. J., Adamowski, J. C., 2011. Experimental evaluation of the hydrodynamic coefficients of a roV through morison's equation. *Ocean Engineering* 38 (17), 2162–2170.
DOI: 10.1016/j.oceaneng.2011.09.032
- Castro, H., Scarpetta, J., 2005. A methodology for excitation systems identification. In: 2005 International Conference on Industrial Electronics and Control Applications. p. 6.
DOI: 10.1109/ICIECA.2005.1644350
- de Prada, C., Hose, D., Gutierrez, G., Pitarch, J. L., 2018. Developing grey-box dynamic process models. *IFAC-PapersOnLine* 51 (2), 523–528, 9th Vienna International Conference on Mathematical Modelling.
DOI: 10.1016/j.ifacol.2018.03.088
- Díaz Martínez, J. M., Muñoz Mansilla, R., 2022. Diseño de experimentos y tratamiento de datos, apuntes de la asignatura: Identificación de sistemas.
- Espinal, A., Cerrada, C., Chaos, D., Moreno-Salinas, D., 5 2026. Identificación no lineal de un modelo semifísico para el vehículo submarino blue-rov2 heavy en 3 grados de libertad. In: Simposio CEA de Robótica, Bioingeniería, Visión por Computador y Automática Marina (RBVM) 2026. pp. 1–6.
DOI: 10.64117/simposioscea.v2i2.220
- Fossen, T. I., 2011. *Handbook of Marine Craft Hydrodynamics and Motion Control*. John Wiley & Sons, Ltd, United Kingdom.
DOI: 10.1002/9781119994138
- González-García, J., Narcizo-Nuci, N. A., García-Valdovinos, L. G., Salgado-Jiménez, T., Gómez-Espinosa, A., Cuan-Urquiza, E., Cabello, J. A. E., 2021. Model-Free High Order Sliding Mode Control with Finite-Time Tracking for Unmanned Underwater Vehicles. *Applied Sciences* 11, 1–21.
DOI: 10.3390/app11041836
- Herrero, E. R., Llata, J. R., Sainz, J. J., Velasco, F. J., Renteria, L. A., 2024a. Experiment design for model basin tests with a remotely operated vehicle. *Ocean Engineering* 307, 118215.
DOI: 10.1016/j.oceaneng.2024.118215
- Herrero, E. R., Llata, J. R., Sainz, J. J., Velasco, F. J., Torrijos, P. D., 2024b. Indirect inference approach for parameter estimation of non linear manoeuvring models of a roV based on model basin trials. *Ships and Offshore Structures* 19 (10), 1676–1683.
DOI: 10.1080/17445302.2023.2275092
- Jiang, M., Chen, C., Dong, Y., Zhang, L., Tan, L., 2025. Research on hydrodynamic characteristics and dynamics model of an open-frame roV moving near the wall. *Ocean Engineering* 320, 120358.
DOI: 10.1016/j.oceaneng.2025.120358
- l Piskur, P., Szymak, P., l Kot, R., Marchel, L., Naus, K., 07 2025. Why the fossen model is so popular for marine vehicles' dynamic analysis? In: *Proceedings of the 39 th ECMS International Conference on Modelling and Simulation ECMS 2025, June 24th-June 27th, 2025, Catania, Italy*. pp. 545–550.
DOI: 10.7148/2025-0545
- Lack, S., Rentzow, E., Jeansch, T., 2019. Experimental parameter identification for an open-frame roV: Comparison of towing tank tests and open water self-propelled tests. *IFAC-PapersOnLine* 52 (21), 271–276, 12th IFAC Conference on Control Applications in Marine Systems, Robotics, and Vehicles CAMS 2019.
DOI: 10.1016/j.ifacol.2019.12.319
- Mathworks.com, 2025. Elimine y visualice valores atípicos en sus datos. Accessed: 29-05-2026.
- Ortiz-Toro, C. A., Cerrada-Collado, C., Moreno-Salinas, D., Chaos-García, D., García-Suárez, K. L., Otero, P., Vidal-Pérez, J. M., Luque-Nieto, M. A., Vázquez, A. I., Fraile-Ardanuy, J. J., Negro-Valdecantos, V., Jimenez-Yguacel, E., Aranda-Almansa, J., Zazo-Bello, S., Zufiria, P. J., Magdalena, L., Parras, J., Gutiérrez, A., 2024. NauSim: Un simulador de código abierto para el control, desarrollo y despliegue de drones submarinos. *XLV Jornadas de Automática*, 1–6.
DOI: 10.17979/ja-cea.2024.45.10895
- Ortiz-Toro, C. A., Gutiérrez, A., Chaos-García, D., Cerrada-Collado, C., Luque-Nieto, M. A., Clemente-Medina, M. C., 2025. Robótica Colaborativa Marina: Explorando Escenarios con NauSim y YOLO. *XLVI Jornadas de Automática*, 1–6.
DOI: 10.17979/ja-cea.2025.46.12260
- Oussar, Y., Dreyfus, G., 2001. How to be a gray box: dynamic semi-physical modeling. *Neural Networks* 14 (9), 1161–1172.
DOI: 10.1016/S0893-6080(01)00096-X
- Pearson, R., 2002. Outliers in process modeling and identification. *IEEE Transactions on Control Systems Technology* 10 (1), 55–63.
DOI: 10.1109/87.974338
- Ridao, P., Tiano, A., El-Fakdi, A., Carreras, M., Zirilli, A., 2004. On the identification of non-linear models of unmanned underwater vehicles. *Control Engineering Practice* 12 (12), 1483–1499, guidance and control of underwater vehicles.
DOI: 10.1016/j.conengprac.2004.01.004
- Schoukens, J., Ljung, L., 2019. Nonlinear system identification: A user-oriented road map. *IEEE Control Systems Magazine* 39 (6), 28–99.
DOI: 10.1109/MCS.2019.2938121
- von Benzon, M., Sørensen, F., Liniger, J., Pedersen, S., Klemmensen, S., Schmidt, K., 2021. Integral Sliding Mode Control for a Marine Growth Removing ROV with Water Jet Disturbance. In: 2021 European Control Conference (ECC). pp. 2265–2270.
DOI: 10.23919/ECC54610.2021.9655050
- Yang, X., Xing, Y., 2021. Tuning for robust and optimal dynamic positioning control in BlueROV2. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering* 1201, 1–18.
DOI: 10.1088/1757-899X/1201/1/012015
- Ziani-cherif, S., Lebret, G., 1997. On the identification of the nonlinear dynamic model of an underwater r.o.v. *IFAC Proceedings Volumes* 30 (11), 651–656, *IFAC Symposium on System Identification (SYSID'97)*, Kitakyushu, Fukuoka, Japan, 8-11 July 1997.
DOI: 10.1016/S1474-6670(17)42919-3