

# Aplicación de Redes Neuronales para la Estimación de la Resistencia al Avance de Buques

Daniel Marón  
Seaplace S.L., dmaron@ucm.es

Matilde Santos  
Facultad de Informática, Universidad Complutense de Madrid, msantos@ucm.es

## Resumen

*En este artículo se ha estudiado la aplicación de las redes neuronales artificiales para la estimación de la resistencia al avance de los buques, como alternativa a modelos de regresiones estadísticas usados tradicionalmente. Se ha creado una herramienta para la estimación de la resistencia viscosa y la resistencia por formación de olas. Los resultados indican una buena correlación entre la base de datos y las estimaciones realizadas, con unas ventajas importantes respecto a los métodos tradicionales, como son la fácil implementación y la posibilidad de re-entrenar la red neuronal con nuevos datos experimentales o incluso incluyendo nuevas variables de entrada.*

**Palabras clave:** Red Neuronal, Resistencia al Avance, Método de Holtrop y Mennen.

## Glosario de términos

B	Manga del buque (m)
$C_{FPP}$	Coefficiente de resistencia de fricción de placa plana
$C_V$	Coefficiente de resistencia de origen viscoso
$C_W$	Coefficiente de resistencia por formación de olas
$F_n$	Número de Froude
g	Aceleración de la gravedad ( $m/s^2$ )
$iE$	Ángulo de entrada en la flotación ( $^\circ$ )
L	Eslora en la flotación del buque (m)
r	Factor de forma (-)
R	Resistencia al avance del buque (kN)
$R_{FPP}$	Res. de fricción de placa plana (kN)
$R_V$	Resistencia de origen viscoso (kN)
$R_W$	Resistencia por formación de olas (kN)
S	Superficie mojada del buque ( $m^2$ )
T	Calado del buque (m)
V	Velocidad del buque (m/s)
(1+k)	Factor de forma (r)
$\rho$	Densidad del fluido ( $t/m^3$ )
$\nabla$	Volumen de desplazamiento ( $m^3$ )

## 1 INTRODUCCIÓN

En las fases iniciales del diseño de buques se utilizan métodos tradicionales, basados en regresiones estadísticas, para la estimación de la resistencia al avance de buques. Esta información es de gran interés para el diseño de la planta propulsora del buque, la planta eléctrica y la autonomía, entre otros.

El objetivo de este trabajo es evaluar la aplicación de las redes neuronales para la estimación de la resistencia al avance de buques en las etapas preliminares de diseño, a partir de datos, preferiblemente experimentales obtenidos en canales de ensayos hidrodinámicos, como por ejemplo [3].

Aunque ya existen métodos basados en regresiones, las ventajas de la utilización de las redes neuronales en la estimación de la resistencia al avance son amplias, como puede ser la adaptación a diferentes tipos de buques, la no linealidad del método, o el aprendizaje continuo de la red que puede ser alimentada por datos nuevos continuamente. Re-entrenar una red neuronal, una vez que su arquitectura está definida, es más sencillo y rápido que reajustar un método estadístico.

Los experimentos realizados en canales de ensayos son muy valiosos para los centros de investigación relacionados con el mundo de la Ingeniería Naval, pues es parte del “know-how” y las herramientas con las que cuentan, y son una información sensible. Por esta razón, es complicado acceder a estas bases de datos, y las que existen de carácter público son limitadas.

En este artículo, por tanto, se ha estudiado la aplicabilidad de las redes neuronales al problema, para utilizarlas en un futuro con datos experimentales reales. Para ello se ha creado una base de datos ficticia de resistencia, a partir de un método reconocido en la Ingeniería Naval, sobre la que analizar la aplicabilidad de las redes neuronales a la predicción de la resistencia al avance.

El método utilizado para la creación de una base de datos adecuada es el conocido como método de Holtrop y Mennen [5]. En éste se estima la resistencia al avance del buque en función de sus dimensiones y parámetros básicos, conocidos en las fases iniciales del proyecto.

Los resultados muestran una buena correlación entre los datos estimados mediante el método de regresión y la red neuronal. Esto indica que las redes neuronales pueden tener potencial en este campo, y sería de interés realizar este ejercicio con datos experimentales reales de un canal de ensayos.

En el artículo en primer lugar se va a introducir el concepto de la resistencia al avance, después se va a explicar la metodología seguida para la creación de la red neuronal y la arquitectura de la red considerada. A continuación, se comenta la generación de la base de datos de buques simulados para entrenar la red neuronal, y por último se muestran los resultados y se obtienen las conclusiones.

## 2 RESISTENCIA AL AVANCE

### 2.1 Introducción a la resistencia al avance

La resistencia al avance de los buques estudia todas aquellas fuerzas que se oponen al movimiento rectilíneo longitudinal del buque, es decir al avance del mismo, en aguas tranquilas. En otras palabras, la resistencia al avance de un buque a una determinada velocidad es la que opone el fluido al movimiento.

La resistencia al avance se puede descomponer de varias formas, según la hipótesis seguida. En este trabajo se va a tomar la hipótesis de Hughes [2], en la que la resistencia se divide en una componente viscosa y otra por formación de olas.

$$R = R_v + R_w \quad (1)$$

### 2.2 Resistencia viscosa

La resistencia viscosa se debe a la viscosidad del fluido, interviniendo por tanto la fricción del casco con el fluido y los cambios de presión que se producen por las curvaturas de la carena.

Esta resistencia se suele dividir en la resistencia de fricción de placa plana y la resistencia de formas. La primera representa la resistencia de fricción que tendría una placa plana con una superficie mojada equivalente. La segunda representa toda aquella resistencia viscosa diferente de la resistencia de placa plana, que se produce por las curvaturas del casco.

La resistencia viscosa se define por tanto como:

$$R_v = R_{FPP} + R_{Formas} = C_{FPP} \cdot r \quad (2)$$

Donde  $r$  es el denominado factor de forma, siendo siempre mayor que 1. El factor  $r$  se denomina en muchos casos  $(1+k)$ .

### 2.3 Resistencia por formación de olas

Cuando un cuerpo navega flotando en una superficie libre entre dos fluidos (agua-aire), el campo de presiones que se produce alrededor del mismo genera un tren de olas que acompaña al cuerpo en su movimiento.

Este tren de olas modifica el campo de presiones, de tal manera que en algunos puntos aumenta y en otros disminuye. Al integrar este campo de presiones aparece una nueva fuerza que se opone al movimiento llamada resistencia por formación de olas.

La resistencia por formación de olas depende fundamentalmente de la velocidad del buque y de las formas y el tamaño del mismo.

### 2.4 Resistencia total

Sumando las dos componentes principales de la resistencia, se obtendría la resistencia total al avance del buque.

La expresión (1) se puede escribir de la siguiente manera, facilitando el análisis de la resistencia:

$$R = R_{FPP} \cdot (1+k) + R_w \quad (3)$$

A este valor, que hemos llamado resistencia total, habría que sumar otras componentes normalmente de una magnitud menor, como son la resistencia debida a los apéndices o los propulsores de proa entre otras. Esas componentes, dependen de cada buque en particular, y se van a dejar fuera del presente análisis, centrándose en la estimación de la resistencia viscosa y la resistencia por formación de olas.

### 2.5 Coeficientes de resistencia

Los valores de la resistencia al avance se suelen tratar de manera no dimensional, a través de los coeficientes de resistencia al avance.

Los coeficientes de resistencia por fricción de placa plana y resistencia viscosa se define normalmente como:

$$C_{FPP} = \frac{R_{FPP}}{1/2 \rho S V^2} \quad (4)$$

$$C_v = \frac{R_v}{1/2 \rho S V^2} \quad (5)$$

El coeficiente de resistencia por formación de olas como:

$$C_w = \frac{R_w}{\rho g \nabla} \quad (6)$$

Cabe destacar también una variable importante y que tiene una gran influencia en la resistencia por formación de olas, el número de Froude. Este número relaciona el efecto de las fuerzas de inercia y las fuerzas de gravedad que actúan sobre un fluido, y en este tipo de problema se define como:

$$F_n = \frac{V}{\sqrt{gL}} \quad (7)$$

### 3 DESARROLLO DE LA RED NEURONAL

#### 3.1 Metodología

Para entrenar la red neuronal se necesita una base de datos compuesta de experimentos o datos simulados, como es este caso.

El primer paso del desarrollo de esta herramienta ha sido la creación de una base de datos a partir de regresiones estadísticas, que se explicará más adelante. Para crear esta base de datos se han seleccionado unos rangos de valores entre unos límites adecuados de aplicación, como por ejemplo un número de Froude máximo de 0.40.

Después, se han analizado los parámetros de los que dependen en cierta medida las variables que queremos estimar, definiéndose unos parámetros de entrada y de salida de la red neuronal. La selección de estos parámetros es una de las claves, y por ello se han analizado varias configuraciones.

Se ha desarrollado la arquitectura de la red neuronal, y se han configurado sus funciones de activación, método de entrenamiento, valores de parada etc. Posteriormente se ha llevado a cabo el entrenamiento de la red neuronal, para ambas salidas, y se han ido afinando los parámetros y modificando la configuración de la red en busca de mejores resultados; como por ejemplo variando el número de capas ocultas o el algoritmo de entrenamiento.

#### 3.2 Parámetros de entrada y salida

Los parámetros de entrada a la red neuronal serán valores conocidos, o fácilmente estimables, en las fases iniciales de diseño. Además, deben ser parámetros de los que la salida tenga una cierta dependencia directa o indirecta, intentando minimizar

el número de parámetros de entrada sin perder precisión en la salida.

La resistencia viscosa queda definida por el coeficiente de fricción de placa plana, estimado según [7], y el factor de forma. Los valores de salida de la red serán por tanto el factor de forma y el coeficiente de resistencia por formación de olas; que se tratarán de forma independiente, pues dependen de parámetros diferentes.

##### 3.2.1 Parámetros de entrada: factor de forma

Los parámetros de entrada para la predicción del factor de forma (1+k) se han reducido a los siguientes:

- i. Eslora en la flotación (L).
- ii. Manga del buque (B).
- iii. Calado (T).
- iv. Coeficiente prismático ( $C_p$ ).
- v. Coeficiente de la sección maestra ( $C_M$ ).

##### 3.2.2 Parámetros de entrada: coeficiente de resistencia por formación de olas

Los parámetros de entrada para la predicción del coeficiente de resistencia por formación de olas ( $C_w$ ) seleccionados son:

- i. Eslora en la flotación (L).
- ii. Manga (B).
- iii. Calado (T).
- iv. Coeficiente prismático ( $C_p$ ).
- v. Coeficiente de la sección maestra ( $C_M$ ).
- vi. Ángulo de entrada en la flotación ( $iE$ ).
- vii. Número de Froude (Fn).
- viii. Coeficiente del área de la flotación ( $C_{WP}$ ).
- ix. Superficie mojada (S).

Se han realizado tres casos, con diferentes parámetros. En el caso 1, se han considerado los parámetros de entrada de i a vii. En el caso 2 se han tomado desde el i al viii, y en el caso 3 se han considerado todos los parámetros.

La dependencia de la resistencia por formación de olas en estos parámetros tiene un carácter no-lineal, especialmente en el número de Froude. Esta es una ventaja importante de las redes neuronales respecto a las regresiones estadísticas, pues se adaptarán mejor a esta relación de comportamiento no-lineal.

#### 3.3 Arquitectura de la red neuronal

Para el desarrollo de la red neuronal se ha utilizado la herramienta de Matlab "Neural Network Toolbox" [9].

Se ha realizado una red neuronal del tipo Feed-Forward multicapa, con un número a determinar de capas ocultas. Tras el análisis se ha considerado que el número de capas óptimo para la herramienta es de 10 capas en el caso de la estimación del factor de forma, y de 20 capas para el coeficiente de olas. Las funciones de activación son del tipo sigmoide (tangente hiperbólica), utilizadas generalmente en redes neuronales multicapa.

La red neuronal necesita ser entrenada a partir de una base de datos, de tal manera que se ajustan los pesos de cada una de las neuronas. Para el entrenamiento de la red neuronal, se ha utilizado el algoritmo Levenberg-Marquardt, utilizado para resolver problemas no lineales de mínimos cuadrados.

Para llevar a cabo este entrenamiento se ha subdividido la base de datos en tres grupos:

- Set de entrenamiento: usada para entrenar la red neuronal, para ajustar los pesos de las neuronas. Se ha fijado en el 70% de los datos.
- Set de validación: se utiliza para afinar otros parámetros de la red neuronal, y para detener el entrenamiento cuando se llega a un límite. Se ha fijado en un 15% de los datos.
- Set de evaluación: se utiliza para evaluar el error que se produce en el ajuste con la red neuronal, y no tiene ninguna influencia en el entrenamiento de la red. Se ha fijado en un 15% de los datos.

En cuanto a la medida del error en la estimación durante el entrenamiento de la red, se han utilizado dos parámetros, el error cuadrático medio y el coeficiente de correlación R.

## 4 BASE DE DATOS

### 4.1 Método de Holtrop & Mennen

Al no poseer información sobre la resistencia al avance de buques ensayados en canales hidrodinámicos, se ha utilizado el método de Holtrop & Mennen. Este método se basa en la aplicación de regresiones estadísticas a una serie de buques ensayados a escala en un canal de ensayos hidrodinámicos [5].

Así, se desarrollará la red neuronal a partir de una base de datos simulada con dicho método. Éste predice el valor de las diferentes componentes de la resistencia al avance de los buques, y aporta regresiones estadísticas para la estimación de algunos parámetros de las formas de la carena, como son la superficie mojada o el ángulo de entrada en la flotación.

El coeficiente de resistencia de fricción de placa plana se estima de acuerdo a la fórmula ITTC 57 [7], en función del número de Reynolds del buque.

$$C_{FFP} = \frac{0.075}{(\log_{10}(Re) - 2)^2} \quad (8)$$

Para la estimación del factor de forma (1+k) y el coeficiente de resistencia por formación de olas, se sugieren regresiones dependientes de las dimensiones del buque y las formas del casco.

### 4.2 Desarrollo de la base de datos

Para desarrollar la base de datos se ha programado una herramienta en la que se introducen unos rangos de los valores que describen la carena de un buque, y se simula una base de datos de buques mediante la aplicación del método de Holtrop y otras regresiones lineales para la estimación de parámetros como el coeficiente de la flotación [1].

En la Figura 1 se presenta un esquema de la filosofía de esta herramienta.

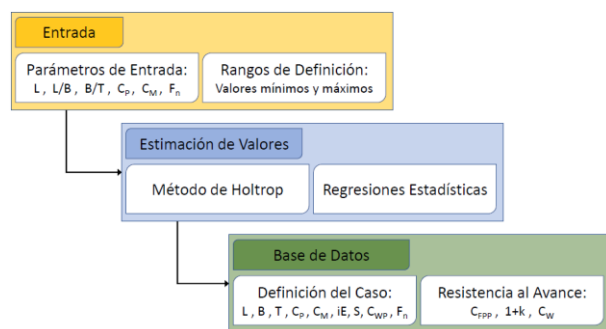


Figura 1: Desarrollo de la Base de Datos

Los parámetros de entrada considerados para la creación de la base de datos simulada son los siguientes:

- Eslora en la flotación (L).
- Relación Eslora/Manga (L/B).
- Relación Manga/Calado (B/T).
- Coeficiente de bloque ( $C_B$ ).
- Coeficiente de la sección maestra ( $C_M$ ).
- Número de Froude (Fn).

Los parámetros de salida de la herramienta de base de datos se dividen en los parámetros que definen cada caso, los indicados en los apartados 3.2.1 y 3.2.2; y los valores de los coeficientes de la resistencia para cada uno de esos casos ( $C_{FFP}$ ,  $1+k$ ,  $C_W$ ).

### 4.3 Rangos de valores de la base de datos

Los valores de entrada a la herramienta para la creación de la base de datos, se han limitado a los indicados en la Tabla 1, donde se indica el valor mínimo y el máximo del rango de los parámetros considerados, y el número de valores en ese rango para cada parámetro de entrada. De esta manera se ha obtenido una base de datos de simulación de 12000 casos.

Tabla 1: Rangos de Valores de Entrada para la generación de la base de datos.

Parámetro	Mín.	Máx.	n
L	100	200	3
L/B	4	10	5
B/T	2.2	3.8	4
C <sub>B</sub>	0.55	0.82	5
C <sub>M</sub>	0.93	0.98	4
F <sub>n</sub>	0.15	0.40	10

## 5 RESULTADOS

Para la generación de las redes neuronales, se ha utilizado una herramienta en Matlab. En este apartado se van a presentar los resultados obtenidos con esta herramienta, comparándose con los valores de la base de datos de buques que se ha simulado.

### 5.1 Predicción del factor de forma

La correlación entre los datos simulados para la base de datos mediante el método de Holtrop & Mennen, y la predicción conseguida por la red neuronal es muy buena. En la Tabla 2 se indica la medida de precisión obtenida.

Se muestran también la curva de regresión, y el histograma de error de los datos generados con la red neuronal para la estimación del factor de forma (1+k) (Figura 2 y Figura 3).

Tabla 2: Precisión de estimación del factor de forma.

Variable	Valor
Error cuadrático medio	1.98 e-7
Coefficiente de correlación R	0.999
Desviación Estándar	4.44 e-4
Máximo error absoluto	2.19 e-3

Además, se ha tomado una selección aleatoria de aproximadamente el 1% de la muestra, comparándose entre los valores de la base de datos y los estimados con la red neuronal (Figura 4).

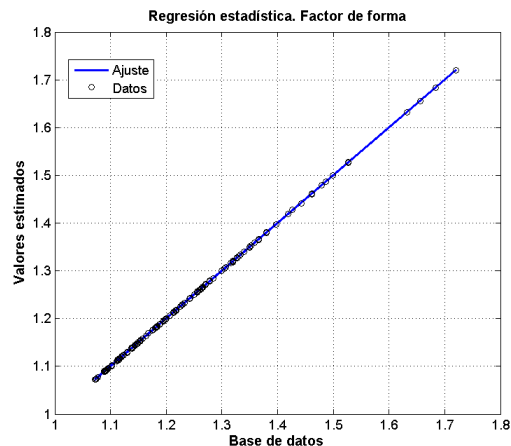


Figura 2: Regresión estadística. Factor de Forma

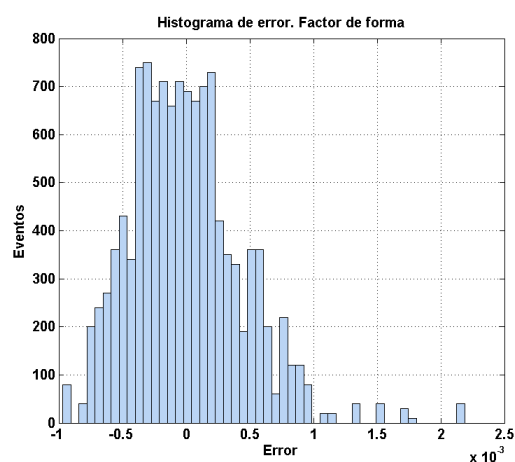


Figura 3: Histograma de error. Factor de Forma

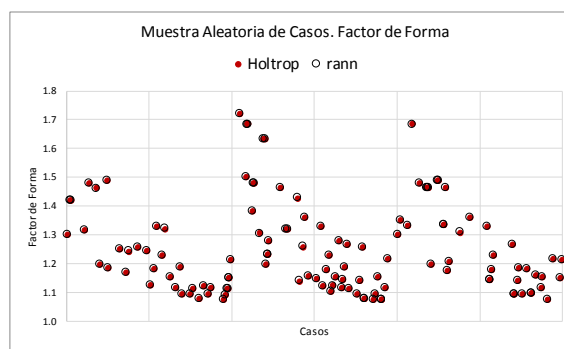


Figura 4: Muestra aleatoria. Factor de Forma

### 5.2 Predicción del coeficiente de resistencia por formación de olas

#### 5.2.1 Resultados obtenidos

Se han analizado 3 casos, con diferentes parámetros de entrada. En el caso 1 se han considerado los siete primeros parámetros definidos en 3.2.2. En el caso 2,

se ha añadido el octavo parámetro, y en el caso 3 se ha incrementado las entradas hasta el noveno.

Así, se pretende conocer si la predicción de la estimación del coeficiente de resistencia por formación de olas, mejora añadiendo el coeficiente del área de la flotación y la superficie mojada del buque.

En la Tabla 3 se presentan los valores de error obtenidos mediante la estimación con la red neuronal para los 3 casos estudiados.

Tabla 3: Precisión de estimación del Cw.

Variable	Caso 1	Caso 2	Caso 3
ECM	1.93 e-7	4.48 e-8	1.35 e-7
Coefficiente R	0.9978	0.9995	0.9984
Desv. Estándar	4.39 e-4	2.12 e-4	3.68 e-4
Máx. error abs.	2.16 e-3	1.10 e-3	1.75 e-3

Los tres casos muestran una buena correlación entre los datos de entrada y los de salida, siendo el caso 2 el que presenta parámetros de error ligeramente mejores. El tiempo que se ha tardado en entrenar las redes neuronales es similar en todos los casos, variando entre unos 60 y 90 segundos.

Analizando estos resultados, se ha decidido considerar finalmente el caso 2 para la predicción de la resistencia al avance.

### 5.2.2 Resultados del caso 2

En el caso de la estimación del coeficiente de resistencia por formación de olas, la correlación con los datos objetivo es ligeramente peor que la conseguida para el factor de forma. Teniendo en cuenta el gran carácter no lineal de este parámetro, sobre todo respecto del número de Froude, era de esperar este resultado.

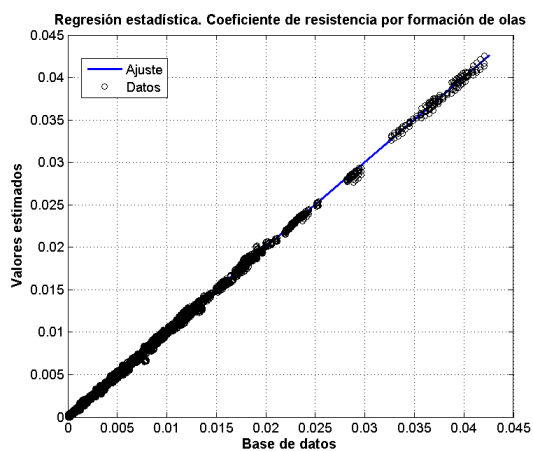


Figura 5: Regresión estadística. Cw

Los resultados son buenos, y muestran una buena aproximación a la base de datos de los buques simulados. En la Figura 5 se presenta la regresión estadística, y en la Figura 6 el histograma de error de los resultados obtenidos con la red neuronal.

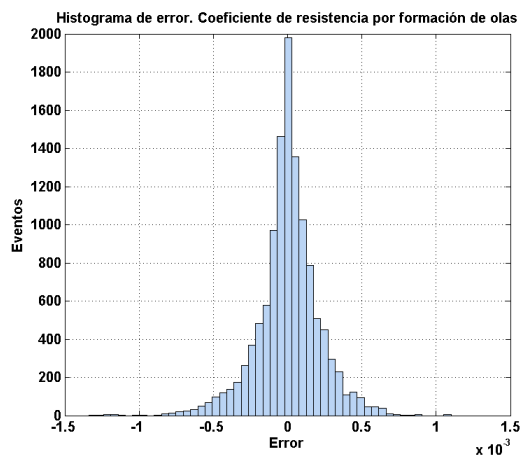


Figura 6: Histograma de error. Cw

Al igual que en el caso anterior, se ha seleccionado una muestra aleatoria de un 1% de la población, comparándose los resultados obtenidos con los datos de los buques de la base de datos (ver Figura 7).

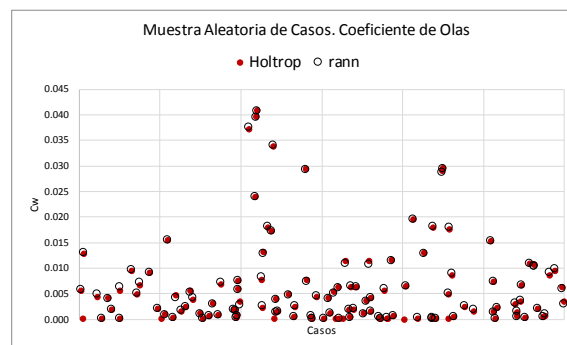


Figura 7: Histograma de error. Cw

### 5.3 Estimación de la resistencia de tres casos aleatorios

Se han seleccionado tres casos aleatorios entre la base de datos para comparar las curvas de resistencia. Estos tres casos corresponden a un buque de formas finas (Caso A, Cb=0.66) y otros dos buques con formas llenas (Caso B y Caso C, Cb=0.80), pero diferentes relaciones L/T y B/T.

En la Figura 8 se presenta la correlación del coeficiente por formación de olas en función del número de Froude, entre la base de datos simulada y la estimación realizada con la red neuronal, para los tres casos.

En la Figura 9 se presenta la correlación entre el valor dimensional de la resistencia total, es decir, la suma entre la resistencia viscosa estimada a partir del factor de forma y la resistencia por formación de olas.

En estas figuras se presenta en línea discontinua la predicción realizada por el método de Holtrop para crear la base de datos de buques simulados, y en puntos los valores obtenidos mediante la red neuronal.

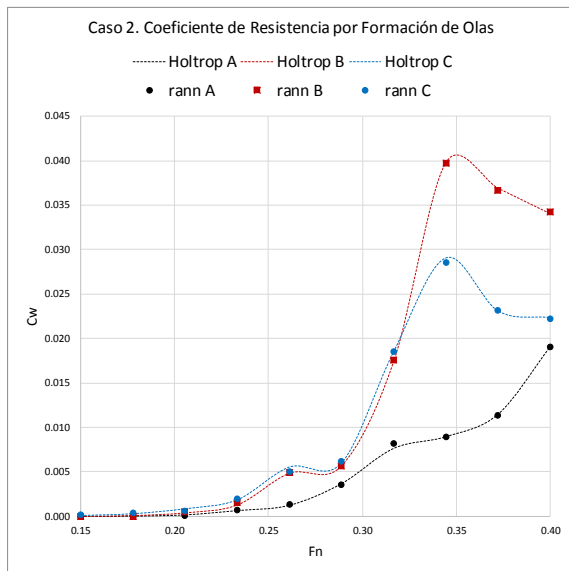


Figura 8: Coeficiente de Resistencia por Formación de Olas

## 6 CONCLUSIONES

En este artículo se ha analizado la aplicabilidad de las redes neuronales para la estimación de la resistencia al avance de los buques, en las etapas preliminares de proyecto. Para ello se ha creado una base de datos de buques simulados y cuyos coeficientes de resistencia viscosa y por formación de olas se han calculado aplicando el método de Holtrop y Mennen.

Esta base de datos se ha utilizado para entrenar una red neuronal y generar una nueva herramienta para la estimación de la resistencia al avance.

Los resultados obtenidos mediante la red neuronal guardan una buena correlación con la base de datos generada, lo que indica un gran potencial de la aplicación de las redes neuronales a este problema.

Es importante la selección de los parámetros de entrada a la red, habiendo sido suficiente para este análisis entre 7 y 8 parámetros que describen las formas del buque. Es de esperar que realizando el mismo ejercicio para datos reales obtenidos de ensayos con modelos se necesiten un mayor número de parámetros de entrada.

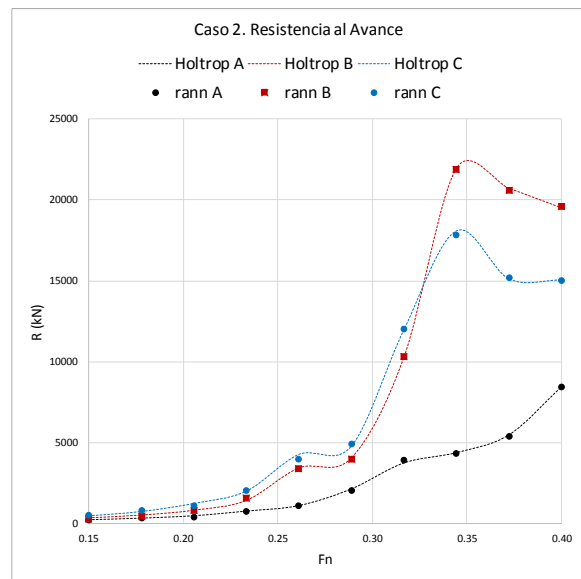


Figura 9: Resistencia por Formación de Olas

Es importante destacar una gran ventaja de las redes neuronales aplicadas a este problema, y es que es fácilmente re-entrenable con nuevos datos experimentales. Además, es relativamente simple generar una arquitectura de neuronas con el software disponible hoy en día.

Una aplicación de estas ventajas, y un posible trabajo futuro, es la posibilidad de re-entrenar la red neuronal con datos experimentales obtenidos en un canal de ensayos hidrodinámicos. Por otro lado, sería de interés añadir variables a la estimación, como podrían ser la influencia del bulbo de proa, y el asiento. Además, sería de interés dividir los datos disponibles en grupos, como por ejemplo por el número de hélices del buque o el tipo de barco (portacontenedores, petrolero, supply, etc).

### Agradecimientos

Este trabajo ha sido parcialmente financiado por la Red Temática Control Inteligente (DPI2015-71320-REDT), del Ministerio de Economía y Competitividad).

### Referencias

- [1] Alvariño, R. Azpíroz, J.J. Meizoso, M. (1997) El proyecto básico del buque mercante, Fondo Editorial de Ingeniería Naval, Colegio Oficial de Ingenieros Navales, Madrid.
- [2] Baquero, A. (2011) Resistencia al Avance del Buque, Escuela Técnica Superior de Ingenieros Navales, Madrid.

- [3] Canal de Experiencias Hidrodinámicas del Pardo, Madrid. <http://www.cehipar.es/ensayos/>
- [4] Grabowska, K., Szczuko, P., (2015) Ship Resistance Prediction with Artificial Neural Networks, Signal Processing: Algorithms, Architectures, Arrangements, and Applications (SPA), The Institute of Electrical and Electronics Engineers.
- [5] Holtrop, J. Mennen, GGJ., (1982) An Approximate Prediction Formula, Marine Research Institute Netherlands, Países Bajos.
- [6] <http://natureofcode.com/book/chapter-10-neural-networks/>, (Feb. 2017).
- [7] ITTC – Recommended Procedures (2002), Resistance Uncertainty Analysis, Example of Resistance Test, International Towing Tank Conference.
- [8] Larsson L., Hoyte, R. (2010). Principles of Naval Architecture, Ship Resistance and Flow. The Society of Naval Architects and Marine Engineers.
- [9] Neural Network Toolbox, User's Guide, Mathworks. (2016)