

# **Sistema de predicción de resistencia basado en redes neuronales**

I. Ortigoza  
J. Garcia

# **Sistema de predicción de resistencia basado en redes neuronales**

I. Ortigoza  
J. Garcia

**Publicación CIMNE N°-305, Junio 2007**

## ÍNDICE

1. INTRODUCCIÓN.....	2
2. DESCOMPOSICIÓN DE LA RESISTENCIA AL AVANCE.....	2
3. CÁLCULO DE LA RESISTENCIA.....	4
3.1. <i>Series de Delft</i> .....	4
3.2. <i>Método de Holtrop y Mennen</i> .....	8
4. DESARROLLO DE UN MODELO.....	12
5. REDES NEURONALES.....	12
5.1. <i>La neurona artificial, el perceptrón</i> .....	13
5.2. <i>Perceptrón multicapa</i> .....	14
5.3. <i>Arquitectura óptima de la red</i> .....	17
6. DESCRIPCIÓN DEL ESTUDIO REALIZADO.....	18
6.1. <i>Estudio relacionado con las Series de Delft</i> .....	18
6.2. <i>Estudio relacionado con el método de Holtrop y Mennen</i> .....	21
7. CONCLUSIONES.....	26
REFERENCIAS.....	27

## 1. INTRODUCCIÓN

Un punto muy importante en el proceso de diseño de una embarcación es el cálculo de la resistencia que sufre la embarcación por el hecho de moverse en un fluido. Hace aproximadamente un siglo, William Froude supuso que la resistencia de un buque estaba compuesta de dos partes independientes, la *resistencia de fricción* y la *resistencia residual*, por lo que ambas resistencias se pueden calcular por separado.

Para la determinación de estas componentes, a lo largo de la historia se han desarrollado diferentes técnicas, cada una de las cuales fracciona la resistencia total en componentes, que se pueden calcular por separado. Generalmente los cálculos se realizan de manera adimensional, por lo que trataremos con coeficientes que se refieren a la resistencia, pero no calcularemos resistencias propiamente dichas.

En este trabajo nos basaremos en dos técnicas estadísticas de base experimental, que permiten determinar aproximadamente el coeficiente de resistencia residual del velero y el coeficiente viscoso y coeficiente por formación de olas en el caso de mercantes. Estos coeficientes se explicarán a continuación.

Para el cálculo de la resistencia residual en veleros el método más utilizado es el de los polinomios de Delft [6], y para el cálculo de la resistencia residual en mercantes el método más extendido es el de Holtrop y Mennen [2], [3], [4] y [5]. Ambos métodos utilizaron datos experimentales para ajustar una función, los resultados obtenidos con las funciones son bastante fiables, pero es difícil mejorar el modelo ya que el ajuste estadístico es complicado. Por esta razón en este trabajo intentamos superar esa barrera y desarrollar una herramienta que sea capaz de realizar los mismos cálculos, con la misma o mejor fiabilidad y además que permita ser mejorada constantemente con datos experimentales. La herramienta utilizada es la red neuronal.

## 2. DESCOMPOSICIÓN DE LA RESISTENCIA AL AVANCE

La hidrodinámica aplicada al buque presenta una gran complejidad para buques que navegan en superficie, el hecho de navegar en la separación entre dos fluidos (agua y aire) complica el estudio teórico por lo que se ha intentado suplir esta carencia mediante estudios experimentales. La experimentación con modelos tomó fuerzas a partir de los ensayos de William Froude, quien enunció las leyes de semejanza mecánica, las cuales constituyen la base de los ensayos de experiencias en canales.

Se considera que la resistencia al avance del buque está constituida por diferentes componentes, que se integran de manera aditiva para dar lugar a la resistencia total al avance.

La primera componente de la resistencia al avance es la *resistencia viscosa*, que a su vez se puede descomponer en dos, la *resistencia por fricción* y la *resistencia de presión por fricción*.

La *resistencia por fricción* es debida a la fricción directa entre el barco y el agua. Dado que el agua es un fluido viscoso, las moléculas de agua que se encuentran en contacto directo con el casco del barco se quedan enganchadas a él de manera que se mueven a la misma velocidad que el barco. A medida que nos alejamos del casco las moléculas de agua dejan de verse tan afectadas por el contacto con el casco por lo que desde el casco hacia fuera se crea una fina capa de agua, denominada capa límite, con un gradiente de velocidad, velocidad igual al barco para las partículas en contacto y velocidad cero para las más alejadas. El cálculo del coeficiente adimensional que se refiere a la *resistencia por fricción* requiere de técnicas experimentales o numéricas, aunque existen fórmulas experimentales obtenidas para placas planas, la denominada ITTC 57, que es la fórmula más utilizada ya que se acordó como estándar por la ITTC.

$$C_F = \frac{0.075}{(\log_{10}(R_n) - 2)^2}$$

La *resistencia friccional* se obtendría multiplicando el peso de la embarcación por el coeficiente ITTC 57,  $R_F = \nabla \cdot \rho \cdot g \cdot C_F$ .

Para el cálculo de la *resistencia por fricción* de la embarcación hemos de introducir un coeficiente de corrección, ya que la fórmula anterior sólo es válida para placas planas y es evidente que el casco del barco no es una placa plana. El coeficiente de corrección es diferente dependiendo del método utilizado para el cálculo de la resistencia.

La *resistencia de presión por fricción* se debe a un desequilibrio en las fuerzas de presión sobre el casco que se produce por fenómenos viscosos. Debido a las formas del casco, la capa límite, antes mencionada, se desprende en la popa debido al cambio brusco de forma, este desprendimiento hace aumentar la velocidad del agua, por lo que en esta zona disminuye la presión. La presión en proa es entonces mayor a la presión en popa, este desequilibrio produce un aumento de la resistencia sufrida por el barco, esta contribución a la resistencia es lo que se denomina *resistencia de presión por fricción*.

La *resistencia viscosa* es la suma de la *resistencia por fricción* y la *resistencia de presión por fricción*.

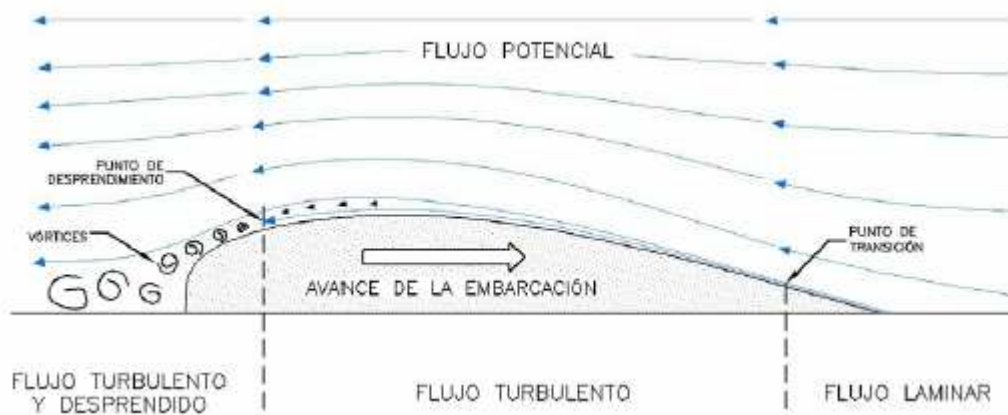


Figura 1. Esquema del comportamiento del flujo hidrodinámico alrededor de una carena tipo

La segunda componente principal en la resistencia al avance es la *resistencia por formación de olas*. El desplazamiento de la carena a través del agua, crea una perturbación de presiones a lo largo de toda la eslora del buque, con zonas de altas presiones en los extremos de proa y popa y de bajas presiones en la parte central del buque. Este campo de presiones que afecta al contorno del buque, origina sistemas de olas perfectamente definidas. De esta manera, podemos definir la resistencia por formación de olas como la energía disipada por el buque y que hay que suministrar continuamente el sistema de olas creado en la superficie del agua, siendo por tanto la energía gastada en acelerar las partículas de agua verticalmente contra la fuerza de la gravedad.

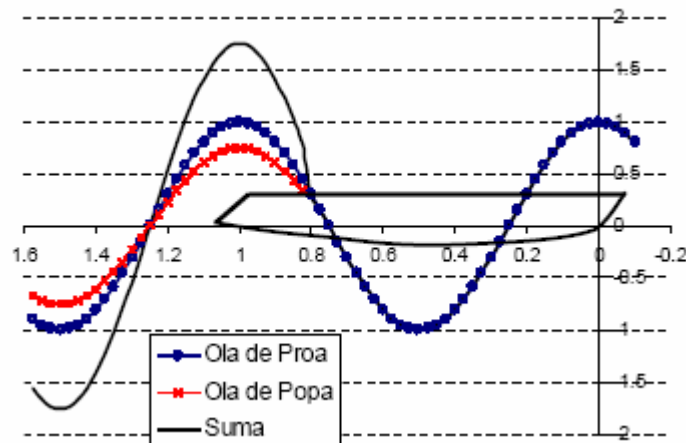


Figura 2. Representación esquemática de los trenes de olas transversales generados por el barco para  $F_n = 0.40$ .

Estas dos componentes de la resistencia son las que tienen una mayor contribución a la resistencia total, por lo que están consideradas en todos los modelos matemáticos diseñados para calcular la resistencia al avance. Cada uno de estos modelos tiene en cuenta otros factores que también incrementan la resistencia, aunque de manera menos significativa. Los factores que considera cada modelo dependen del tipo de barco que se estudie y de los experimentos que se han realizado para desarrollar el modelo matemático.

En este trabajo se tratan dos modelos diferentes, las series de Delft, utilizadas para el cálculo en veleros, y el método de Holtrop y Mennen, utilizado para mercantes. A continuación expongo los dos modelos a fin de reseñar las diferencias que existen entre ambos.

### 3. CÁLCULO DE LA RESISTENCIA

#### 3.1. Series de Delft

Las series de Delft son la herramienta más utilizada para el cálculo de la resistencia al avance en veleros.

Este modelo se desarrolló gracias a una exhaustiva investigación de la resistencia en veleros en el Delft Ship Hydromechanics Laboratory. Se realizaron pruebas de canal

para veintidós modelos con formas diferentes, aunque todos ellos basados en las formas de un velero ya diseñado, el ‘Stanfast 43’ diseñado por Frans Maas.

Los coeficientes de la geometría del casco utilizados para definir las formas son el coeficiente prismático ( $C_p$ ), la posición longitudinal del centro de carena ( $LCB$ ), relación manga calado ( $B_{WL} / T_C$ ), relación eslora desplazamiento ( $L_{WL} / \nabla^{1/3}$ ) y relación eslora manga ( $L_{WL} / B_{WL}$ ).

Modelo nr.	$\frac{LWL}{BWL}$	$\frac{BWL}{T_C}$	$C_p$	$\frac{LWL}{\nabla^{1/3}}$	LCB %
1	3.17	3.99	0.568	4.78	-2.3
2	3.64	3.04	0.569	4.78	-2.3
3	2.76	5.35	0.565	4.78	-2.3
4	3.53	3.95	0.564	5.10	-2.3
5	2.76	3.96	0.574	4.36	-2.4
6	3.15	2.98	0.568	4.34	-2.4
7	3.17	4.95	0.562	5.14	-2.3
8	3.32	3.84	0.585	4.78	-2.4
9	3.07	4.13	0.546	4.78	-2.2
10	3.15	3.99	0.565	4.77	0.0
11	3.15	3.99	0.565	4.77	-5.0
12	3.51	3.94	0.565	5.10	0.0
13	3.51	3.94	0.565	5.10	-5.0
14	3.51	3.69	0.530	5.11	-2.3
15	3.16	3.68	0.530	4.76	-2.3
16	3.15	2.81	0.530	4.34	-2.3
17	3.15	4.24	0.600	4.78	0.0
18	3.15	4.24	0.600	4.78	-5.0
19	3.15	3.75	0.530	4.78	0.0
20	3.15	3.75	0.530	4.78	-5.0
21	3.51	4.17	0.600	5.10	-2.3
22	2.73	4.23	0.600	4.34	-2.3

Tabla 1. Coeficientes de forma para los modelos utilizados en los experimentos.

En las pruebas de canal se tomaron datos de la resistencia con el fin de, mediante un análisis estadístico, desarrollar un modelo matemático para calcular la resistencia del velero.

Anteriormente ya se ha descrito la resistencia y sus diferentes componentes, y como ya habíamos puntualizado, la resistencia viscosa y la resistencia por formación de olas están consideradas en todos los modelos, aunque cada modelo las estima de manera diferente. Exponemos a continuación la estimación de la resistencia que se consideró para desarrollar el modelo de Delft.

Para el estudio se consideró que la resistencia total del velero se podía descomponer como  $R_T = R_F + R_R$ , resistencia friccional más resistencia residual.

La *resistencia friccional* del velero se obtuvo de la suma de las contribuciones del casco, la orza y el timón,  $R_F = \frac{1}{2} \cdot \rho \cdot V^2 \cdot (S_c \cdot C_{Fc} + S_k \cdot C_{Fk} + S_r \cdot C_{Fr})$ , donde  $S_c$ ,  $S_k$  y  $S_r$

son las áreas mojadas del casco, la orza y el timón respectivamente. Los coeficientes  $C_{Fc}$ ,  $C_{Fk}$  y  $C_{Fr}$  son los correspondientes coeficientes de resistencia friccional.

Los coeficientes de resistencia friccional se calcularon con la fórmula ITT-57,

$$C_F = \frac{0.075}{(\log_{10}(R_n) - 2)^2}.$$

El número de Reynolds se determina por separado para cada una de las partes del barco consideradas:

$$R_{nc} = \frac{V \cdot 0,7 \cdot L_{WL}}{\nu}; R_{nk} = \frac{V \cdot \overline{C}_k}{\nu}; R_{nr} = \frac{V \cdot \overline{C}_r}{\nu}$$

Siendo la viscosidad cinemática,  $\nu = 1,1413 \cdot 10^6 \text{ m}^2 / \text{s}$  para agua dulce a  $15^\circ$  y  $\nu = 1,1907 \cdot 10^6 \text{ m}^2 / \text{s}$  para agua salada a  $15^\circ$ .

$\overline{C}_k$  y  $\overline{C}_r$  son las longitudes características de la orza y la quilla respectivamente. La longitud característica es un promedio de la longitud del cuerpo que atraviesa el agua teniendo en cuenta su forma.

La fórmula ITTC-57 da el coeficiente de fricción para una placa plana con la misma superficie mojada que el casco. Al no ser el casco una placa plana en la mayoría de modelos se incluye un factor de corrección, el coeficiente de forma denominado  $k$ . Anteriormente se había indicado también, que debido a las formas del casco se producía un desequilibrio de presiones entre la zona de proa y popa, dando lugar a la resistencia de presión por fricción. Este modelo introduce un factor de corrección, considerando que el casco no es una placa plana y que se produce un desequilibrio en las presiones, este factor es el valor 0,7 que introduce en el cálculo del número de Reynolds. Teniendo en cuenta estas correcciones, la resistencia friccional denominada en este modelo equivale a la resistencia viscosa descrita anteriormente en el apartado de descomposición de la resistencia al avance.

La *resistencia residual* engloba todas las componentes de la resistencia excepto la resistencia friccional, anteriormente descrita, por lo que la resistencia por formación de olas está considerada en esta componente.

La resistencia friccional se podía calcular con las fórmulas anteriormente indicadas, era necesario pues desarrollar un modelo matemático para calcular la resistencia residual, y esto es lo que pretendía el estudio desarrollado en el Delft Ship Hydromechanics Laboratory. Con este fin sometieron a los 22 veleros a pruebas de canal y tomaron datos

de la resistencia residual que padecían variando el número de Froude  $F_n = \frac{V}{\sqrt{g \cdot L}}$ .

F <sub>n</sub>	Modelo							
	1	2	3	4	5	6	7	8
0.125	0.11	0.04	0.09	0.20	0.16	0.12	0.28	0.20
0.150	0.27	0.17	0.29	0.35	0.23	0.26	0.44	0.38
0.175	0.47	0.37	0.56	0.65	0.35	0.43	0.70	0.64
0.200	0.78	0.66	0.86	0.93	0.54	0.69	1.07	0.97
0.225	1.18	1.06	1.31	1.37	0.85	1.09	1.57	1.36
0.250	1.82	1.59	1.99	1.97	1.31	1.67	2.23	1.98
0.275	2.61	2.33	2.94	2.83	2.08	2.46	3.09	2.91
0.300	3.76	3.29	4.21	3.99	3.06	3.43	4.09	4.35
0.325	4.99	4.61	5.54	5.19	4.49	4.62	5.82	5.79



0.350	7.16	7.11	8.25	8.03	6.69	6.86	8.28	8.04
0.375	11.93	11.99	13.08	12.86	11.53	11.56	12.80	12.15
0.400	20.11	21.09	21.40	21.51	19.55	20.63	20.41	19.18
0.425	32.75	35.01	33.14	33.97	32.90	34.50	32.34	30.09
0.450	49.49	51.80	50.14	50.36	50.45	54.23	47.29	44.38

Tabla 2.a. Resistencia residual por unidad de peso de desplazamiento,  $\frac{R_r}{\Delta_c} \cdot 1000$

	Modelo						
$F_n$	9	10	11	12	13	14	15
0.125	0.15	0.11	0.07	0.08	0.08	0.08	0.10
0.150	0.32	0.24	0.18	0.26	0.24	0.25	0.23
0.175	0.55	0.49	0.40	0.50	0.45	0.46	0.47
0.200	0.86	0.79	0.70	0.83	0.77	0.75	0.76
0.225	1.24	1.28	1.14	1.28	1.19	1.11	1.15
0.250	1.76	1.96	1.83	1.90	1.76	1.57	1.65
0.275	2.49	2.88	2.77	2.68	2.59	2.17	2.28
0.300	3.45	4.14	4.12	3.76	3.85	2.98	3.09
0.325	4.83	5.96	5.41	5.57	5.27	4.42	4.41
0.350	7.37	9.07	7.87	8.76	7.74	7.84	7.51
0.375	12.76	14.93	12.71	14.24	12.40	14.11	13.77
0.400	21.99	24.13	21.02	23.05	20.91	24.14	23.96
0.425	35.64	38.12	34.58	35.46	33.23	37.95	37.38
0.450	53.07	55.44	51.77	51.99	49.14	55.17	56.46

Tabla 2.b. Resistencia residual por unidad de peso de desplazamiento,  $\frac{R_r}{\Delta_c} \cdot 1000$

	Modelo						
$F_n$	16	17	18	19	20	21	22
0.125	0.05	0.03	0.06	0.16	0.09	0.01	0.04
0.150	0.17	0.18	0.15	0.32	0.24	0.16	0.17
0.175	0.35	0.40	0.34	0.59	0.47	0.39	0.36
0.200	0.63	0.73	0.63	0.92	0.78	0.73	0.64
0.225	1.01	1.30	1.13	1.37	1.21	1.24	1.02
0.250	1.43	2.16	1.85	1.94	1.85	1.96	1.62
0.275	2.05	3.35	2.84	2.62	2.62	3.04	2.63
0.300	2.73	5.06	4.34	3.70	3.69	4.46	4.15
0.325	3.87	7.14	6.20	5.45	5.07	6.31	6.00
0.350	7.19	10.36	8.62	9.45	7.95	8.68	8.47
0.375	13.96	15.25	12.49	16.31	13.73	12.39	12.27
0.400	25.18	23.15	20.41	27.34	23.55	20.14	19.59
0.425	41.34	34.62	32.46	41.77	37.14	31.77	30.48
0.450	62.42	51.50	50.94	60.85	55.87	47.13	46.66

Tabla 2.c. Resistencia residual por unidad de peso de desplazamiento,  $\frac{R_r}{\Delta_c} \cdot 1000$

Estos datos experimentales se sometieron a un análisis estadístico, a fin de expresar la *resistencia residual* en forma de polinomios para valores discretos del número de

Froude y teniendo los coeficientes de la geometría del casco como variables. Los polinomios obtenidos eran de la forma:

$$\left( \frac{1000 \cdot R_R}{\Delta_C} \right)_i = A_{i0} + A_{i1} \cdot C_p + A_{i2} \cdot C_p^2 + A_{i3} \cdot LCB + A_{i4} \cdot (LCB)^2 + A_{i5} \cdot \frac{B_{WL}}{T_C} + A_{i6} \cdot \frac{L_{WL}}{\nabla_c^{1/3}}$$

$i = 1, \dots, 14$ , correspondientes a los catorce valores discretos del número de Froude.

$F_n$	$A_0$	$A_1$	$A_2$	$A_3$	$A_4$	$A_5$	$A_6$
0.125	-13.01	46.84	-42.34	-0.0190	-0.0046	0.0341	0.0085
0.150	-14.00	50.15	-45.53	-0.0214	-0.0062	0.0481	0.0585
0.175	-13.11	46.58	-42.76	-0.0153	-0.0062	0.0674	0.1425
0.200	+10.26	36.06	-33.41	-0.0021	-0.0043	0.0757	0.2246
0.225	-4.151	13.68	-12.81	0.0478	0.0041	0.0967	0.2965
0.250	-0.156	-2.106	3.196	0.1211	0.0176	0.1504	0.3532
0.275	6.203	-27.30	29.88	0.1711	0.0273	0.2240	0.3408
0.300	24.87	-98.55	100.1	0.3168	0.0570	0.3365	0.3313
0.325	85.16	-315.2	196.8	0.5725	0.0930	0.4526	0.4662
0.350	195.6	-687.8	617.0	1.009	0.1476	0.4640	0.6776
0.375	272.8	-901.2	777.1	1.540	0.2142	0.3431	0.3463
0.400	414.0	-1321	1117	1.934	0.2690	-0.1746	0.0872
0.425	379.3	-1085	877.8	2.265	0.3266	-1.064	-1.053
0.450	588.1	-1666	1362	2.871	0.4519	-1.501	-4.417

Tabla 3. Coeficientes de los polinomios de Delft, para cada valor del número de Froude.

Con este modelo matemático es posible calcular la resistencia total del velero. Se calcula la *resistencia friccional* con las fórmulas de la ITTC-57, modificada con el factor 0.7, y la *resistencia residual* con los polinomios de Delft, sumando ambas se obtiene la *resistencia total*.

### 3.2. Método de Holtrop y Mennen

El estudio comenzado por J.Holtrop en 1974 tenía como objetivo desarrollar una descripción numérica de la resistencia al avance [1]. En 1978 se unió al estudio G.G.J.Mennen [2], siendo ambos los que desarrollaron el modelo matemático utilizado en este trabajo [3].

La *resistencia total* se subdivide en componentes de origen diferente, por lo que en la representación numérica de la resistencia consideraron estas componentes por separado.

$$R_{Total} = R_F \cdot (1 + k) + R_{APP} + R_W + R_B + R_{TR} + R_A$$

$R_F$ , *resistencia friccional* de acuerdo con la fórmula ITTC-1957.

$1 + k$ , factor de forma que describe la *resistencia viscosa* de la forma del casco en relación con la resistencia friccional.

$R_{APP}$ , resistencia de los apéndices

$R_W$ , resistencia por formación y rotura de olas.

$R_B$ , resistencia por presión adicional del bulbo

$R_{TR}$ , resistencia por presión adicional de la parte sumergida del espejo de popa.

$R_A$ , resistencia de correlación modelo-buque.

Se realizaron diferentes ensayos de canal a fin de poder ajustar cada una de las componentes a una fórmula matemática con los coeficientes de geometría del barco y el número de Froude como variables.

Holtrop y Mennen sometieron modelos y resultados de pruebas a métodos de análisis de regresión. El objetivo de su estudio era desarrollar una descripción numérica de la resistencia al avance y los efectos de escala entre el modelo y el barco correspondiente.

La evaluación de cada una de las componentes se desarrolló aplicando múltiples análisis de regresión a los resultados de 1707 pruebas, llevadas a cabo con 147 modelos de barcos y con 82 medidas en 46 barcos. Estos datos fueron seleccionados de los archivos del Netherlands Ship Model Basin.

Los tipos de barcos utilizados en los experimentos, el rango de sus coeficientes de forma y de los números de Froude se muestran en la siguiente tabla:

Tipo de barco	$L/B$	$B/T$	$C_p$	$F_n$ máx.
Petroleros Bulkcarriers	$5.1 < \frac{L}{B} < 7.1$	$2.4 < \frac{B}{T} < 3.2$	$0.73 < C_p < 0.85$	0.24
Carga general	$5.3 < \frac{L}{B} < 8.0$	$2.4 < \frac{B}{T} < 4.0$	$0.58 < C_p < 0.72$	0.30
Costeros Remolcadores	$3.9 < \frac{L}{B} < 6.3$	$2.1 < \frac{B}{T} < 3.0$	$0.55 < C_p < 0.65$	0.38
Porta contenedores fragatas	$6 < \frac{L}{B} < 9.5$	$3.0 < \frac{B}{T} < 4.0$	$0.55 < C_p < 0.67$	0.45
Varios	$6.0 < \frac{L}{B} < 7.3$	$3.2 < \frac{B}{T} < 4.0$	$0.56 < C_p < 0.75$	0.30

Tabla 4. Rango de parámetros para los diferentes tipos de barcos.

Los estudios se empezaron en el año 1974 y se concluyeron en el 1984, durante este tiempo se fue mejorando el modelo matemático obtenido inicialmente. El modelo matemático con el que se ha trabajado en este proyecto ha sido el presentado en 1982 [3], el cual presentamos a continuación:

$$(1+k) = c_{13} \cdot \left\{ 0.93 + c_{12} \cdot \left( \frac{B}{L_R} \right)^{0.92497} \cdot (0.95 - C_p)^{-0.521448} \cdot (1 - C_p + 0.0225 \cdot lcb)^{0.6906} \right\}$$

$$\frac{L_R}{L} = 1 - C_p + \frac{0.06 \cdot C_p \cdot lcb}{4 \cdot C_p - 1}$$

$$c_{12} = \begin{cases} \left( \frac{T}{L} \right)^{0.2228446} & \rightarrow \frac{T}{L} > 0.05 \\ 48.20 \left( \frac{T}{L} - 0.02 \right)^{2.078} + 0.479948 & \rightarrow 0.02 < \frac{T}{L} < 0.05 \\ 0.479948 & \rightarrow \frac{T}{L} < 0.02 \end{cases}$$

$$c_{13} = 1 + 0.003 \cdot C_{stern}$$

Dónde  $C_{stern}$  es el coeficiente que indica la forma de la popa. Para secciones en forma de V este coeficiente vale -10, para secciones normales el coeficiente vale 0 y para secciones en forma de U el coeficiente vale 10.

El factor lcb representa la posición longitudinal del centro de carena, respecto a la mitad de la eslora, y dado en porcentaje de la eslora.

$$R_W = c_1 \cdot c_2 \cdot c_5 \cdot \nabla \cdot \rho \cdot g \cdot \exp \{ m_1 \cdot F_n^d + m_2 \cdot \cos(\lambda \cdot F_n^{-2}) \}$$

$$c_1 = 2223105 \cdot c_7^{3.78613} \cdot \left( \frac{T}{B} \right)^{1.07961} \cdot (90 - i_E)^{-1.37565}$$

$$i_E = 1 + 89 \cdot \exp \left\{ - \left( \frac{L}{B} \right)^{0.80856} \cdot (1 - C_{WP})^{0.30484} \cdot (1 - C_p - 0.0225 \cdot lcb)^{0.6367} \cdot \left( \frac{L_R}{B} \right)^{0.34574} \cdot \left( 100 \cdot \frac{\nabla}{L^3} \right)^{0.16302} \right\}$$

La mitad del ángulo de entrada,  $i_E$ , es el ángulo de la línea de agua en la proa, en grados, en referencia al plano central, pero negligiendo la forma local de la popa. Si este ángulo no se conoce se puede calcular utilizando la fórmula anterior, la cual fue obtenida a partir del análisis de regresión de 200 formas del casco.

$$c_7 = \begin{cases} 0.229577 \cdot \left( \frac{B}{L} \right)^{0.33333} & \rightarrow \frac{B}{L} < 0.11 \\ \frac{B}{L} & \rightarrow 0.11 < \frac{B}{L} < 0.25 \\ 0.5 - 0.0625 \cdot \frac{L}{B} & \rightarrow \frac{B}{L} > 0.25 \end{cases}$$

$$c_2 = \exp(-1.89 \cdot \sqrt{c_3})$$

$$c_5 = 1 - 0.8 \cdot \frac{A_T}{B \cdot T \cdot C_M}$$

El coeficiente  $c_2$  es un parámetro que cuantifica la reducción de la resistencia por olas debida a la acción del bulbo de proa. El coeficiente  $c_5$  expresa la influencia del espejo de popa en la resistencia de ola. El coeficiente  $A_T$  representa el área sumergida transversal, a velocidad cero, del espejo.

$$\lambda = \begin{cases} 1.446 \cdot C_p - 0.03 \cdot \frac{L}{B} \rightarrow \frac{L}{B} < 12 \\ 1.446 \cdot C_p - 0.36 \rightarrow \frac{L}{B} > 12 \end{cases}$$

$$m_1 = 0.0140407 \cdot \frac{L}{T} - 1.75254 \cdot \frac{\nabla^{1/3}}{L} - 4.79323 \cdot \frac{B}{L} - c_{16}$$

$$c_{16} = \begin{cases} 8.07981 \cdot C_p - 13.8673 \cdot C_p^2 + 6.984388 \cdot C_p^3 \rightarrow C_p < 0.8 \\ 1.73014 - 0.7067 \cdot C_p \rightarrow C_p > 0.80 \end{cases}$$

$$m_2 = c_{15} \cdot C_p^2 \cdot \exp(-0.1 \cdot F_n^{-2})$$

$$c_{15} = \begin{cases} -1.69385 \rightarrow \frac{L^3}{\nabla} < 512 \\ 0.0 \rightarrow \frac{L^3}{\nabla} > 1727 \\ -1.69385 + \frac{\left(\frac{L}{\nabla^{1/3}} - 8.0\right)}{2.36} \rightarrow 512 < \frac{L^3}{\nabla} < 1727 \end{cases}$$

$$d = -0.9$$

$$c_3 = \frac{0.56 \cdot A_{BT}^{1.5}}{B \cdot T \cdot (0.31 \cdot \sqrt{A_{BT}} + T_F - h_B)}$$

El coeficiente  $c_3$  determina la influencia del bulbo de proa en la resistencia por olas.  $h_B$  es la posición del centro del área transversal,  $A_{BT}$ , por encima de la línea de la quilla y  $T_F$  es el calado delantero del barco.

La *resistencia viscosa*  $R_F \cdot (1 + k)$  representa, aproximadamente el 63% de la *resistencia total* y la *resistencia dada por las olas* representa, aproximadamente el 27% de la *resistencia total*. La *resistencia por correlación modelo-buque* representa el 10% de la *resistencia total*. La *resistencia de los apéndices*, *resistencia por presión adicional del bulbo* y la *resistencia por presión adicional de la parte sumergida del espejo de popa* contribuyen en muy pequeña proporción a la *resistencia total*. Estos porcentajes son válidos para números de Froude alrededor de 0.30. Los porcentajes varían según el número de Froude, para un mismo barco, pero las dos componentes anteriormente mencionadas, en cualquier caso son las que más contribuyen a la *resistencia total*.

En este trabajo nos centraremos en el cálculo la *resistencia viscosa* y la *resistencia por formación y rotura de ola*, ya que son las componentes que más contribuyen a la *resistencia total*.

#### 4. DESARROLLO DE UN MODELO

Anteriormente se han expuesto los modelos matemáticos desarrollados por el instituto de Delft y por Holtrop y Mennen. Ya se ha comentado que los modelos se desarrollaron a partir de un conjunto de datos obtenidos de manera experimental, estos datos se trataron de manera estadística a fin de ajustarlos a un polinomio, en generalmente todos los casos. El ajuste polinómico resulta sencillo si se trabaja con una variable de entrada y una de salida, en el caso de trabajar con más de una variable de entrada el ajuste se complica.

En el caso de tener  $d$  variables de entrada y una salida, si realizamos un ajuste polinómico de tercer orden la fórmula sería:

$$y = w_0 + \sum_{i_1}^d w_{i_1} \cdot x_{i_1} + \sum_{i_1}^d \sum_{i_2}^d w_{i_1 i_2} \cdot x_{i_1} \cdot x_{i_2} + \sum_{i_1}^d \sum_{i_2}^d \sum_{i_3}^d w_{i_1 i_2 i_3} \cdot x_{i_1} \cdot x_{i_2} \cdot x_{i_3}$$

Para un polinomio de orden  $M$  el número de parámetros a ajustar es  $d^M$ . El aumento del número de variables de entrada, aumenta los grados de libertad del problema, por lo que se necesitan muchos datos “experimentales” para poder determinar de manera correcta el valor de los coeficientes.

En la actualidad se posee una herramienta informática muy potente que permite ajustar las variables de entrada a un modelo, de manera relativamente sencilla. Esta herramienta son las Redes Neuronales, que se definen como un modelo computacional, inspirado en la biología, constituido por una arquitectura de red formada por neuronas artificiales. Una de las redes neuronales más utilizadas es el Perceptrón Multicapa, el cual es una clase de aproximación universal.

#### 5. REDES NEURONALES

Las redes neuronales se entienden como una extensión de las técnicas convencionales de modelos estadísticos de reconocimiento, siendo los resultados que ofrece satisfactorios.

Las redes neuronales ofrecen una estructura general y potente para representar relaciones no lineales entre varias variables de entrada y varias variables de salida, donde la forma del ajuste está gobernada por un número de parámetros ajustables. El proceso de ajuste de estos parámetros se denomina aprendizaje o entrenamiento, y se realiza mediante un algoritmo.

Generalmente los modelos de redes neuronales representan funciones no lineales de muchas variables como superposición de funciones de una única variable, denominadas funciones ocultas. Las funciones ocultas se adaptan a los datos de entrada como parte del proceso de entrenamiento. El número de tales funciones sólo crece con la complejidad del problema no simplemente por que aumente la dimensión del problema. El número de parámetros libres en estos modelos, para un número dado de funciones ocultas, típicamente sólo crece linealmente o cuadráticamente con la dimensión del espacio de entrada, que comparado con la dependencia  $d^M$  de los polinomios es evidente que el modelo de red neuronal es mucho más sencillo que el polinomio a la hora de ajustar los parámetros.

Las redes neuronales ofrecen ventajas para funciones de aproximación en espacios de muchas dimensiones, el precio que se ha de pagar por esta ventaja es que el

procedimiento para determinar los valores de los parámetros es un problema de optimización no lineal, lo cual es computacionalmente intensivo y lo cual presenta un número adicional de complicaciones como la presencia de múltiples mínimos en la función error.

En este trabajo utilizaremos las redes neuronales del tipo perceptrón multicapa, que tienen como unidad básica las neuronas denominadas perceptrones.

### 5.1. La neurona artificial, el perceptrón

En el año 1962 F. Rosenblatt ideó un modelo informático basado en el funcionamiento de las neuronas humanas. Las neuronas humanas se estructuran en tres partes diferenciadas, dendritas, núcleo o soma y axón. Las dendritas son las vías de entrada, a la neurona, de los impulsos nerviosos, es decir, transmiten los potenciales de las neuronas adyacentes hacia el soma. En el soma se lleva a cabo la integración de toda la información obtenida en las dendritas. El axón transmite a otras neuronas el mensaje resultante de la integración, mediante una señal electroquímica.

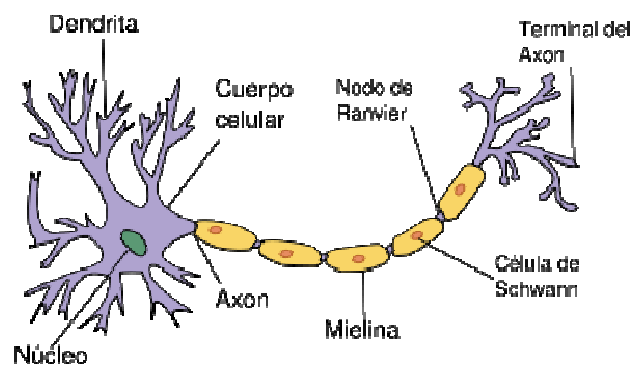


Figura 3. Estructura neuronal.

En base a esta estructura neuronal F. Rosenblatt diseñó el modelo de perceptrón, el cual equivaldría a la neurona humana.

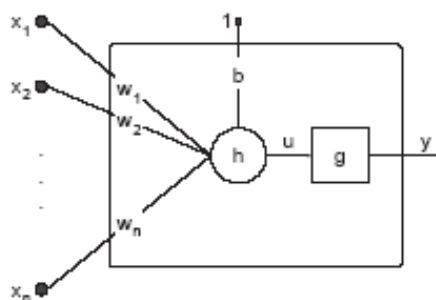


Figura 4. Modelo de neurona perceptrón.

El perceptrón recibe unas señales de entrada, procesa la información recibida y la transforma en una señal de salida. En el proceso de transformación de la información intervienen tres elementos básicos:

- Un conjunto de parámetros libres, constituido por un vector de pesos sinápticos

$(w_1, \dots, w_n)$  y una tendencia, o bias,  $b$ .

- Una función de combinación que combina las señales de entrada con los parámetros libres, dando lugar a una señal de salida neta  $u$ .

$$u = h(x; b, w) = b + \sum_{t=1}^n w_t \cdot x_t$$

- Una función de activación  $g$ , que teniendo como argumento la señal de salida neta, da lugar a la señal de salida.

$$y = g(u)$$

Las funciones de activación utilizadas en este trabajo son la función de activación sigmoideal (1) y la función de activación lineal (2).

$$g(u) = \tanh(u) \quad (1)$$

$$g(u) = u \quad (2)$$

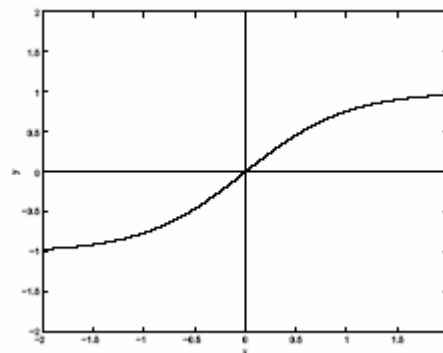


Figura 5. Función de activación sigmoideal.

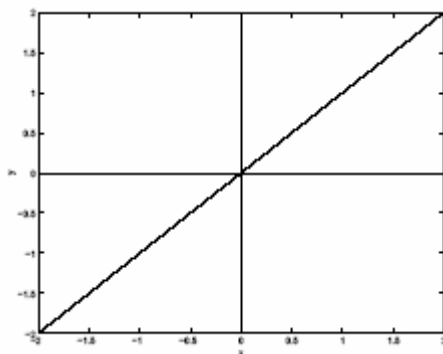


Figura 6. Función de activación lineal.

## 5.2. Perceptrón multicapa.

Las neuronas se pueden combinar formando una red neuronal. La arquitectura de la red se refiere al número de neuronas que la constituyen, a su posición y a sus conexiones. La arquitectura de red del perceptrón multicapa está constituida por modelos de neuronas del tipo perceptrón.



El modelo de perceptrón multicapa está formado por un conjunto de nodos sensoriales que constituyen la capa de entrada, una o más capas de neuronas ocultas y un conjunto de neuronas que constituyen la capa de salida.

El modelo de red neuronal utilizado en este trabajo es del tipo perceptrón multicapa, con una única capa de neuronas ocultas.

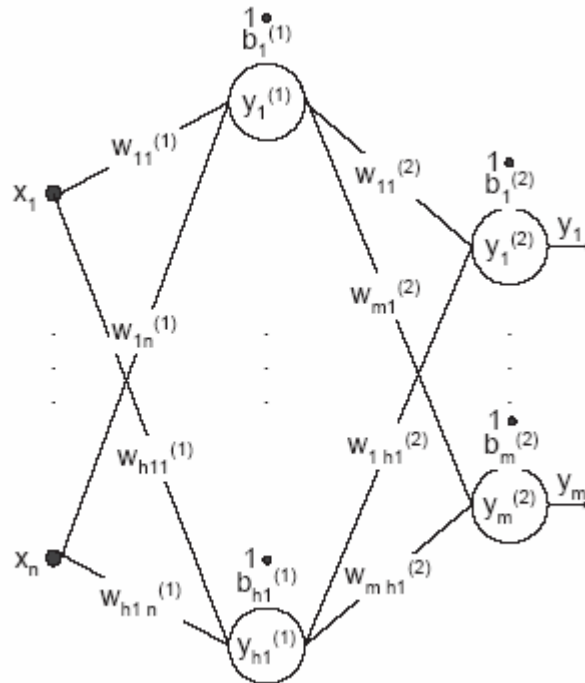


Figura 7. Perceptrón multicapa con una única capa de neuronas ocultas. Dos capas de perceptrones, la capa oculta y la capa de salida.

Si tenemos una red de una capa con  $n$  entradas,  $h_j$  neuronas y  $m$  salidas. Cada una de las neuronas realiza el proceso anteriormente descrito en el modelo de perceptrón, combina

las entradas mediante unos parámetros libres  $y_j^{(1)} = \sum_{i=1}^n w_{ji}^{(1)} \cdot x_i + w_{j0}^{(1)}$

, dónde el índice <sup>(1)</sup> indica que es el peso correspondiente a la primera capa de neuronas, la capa de neuronas ocultas.

Si añadimos la tendencia como el peso de la variable  $x_0 = 1$ , queda  $y_j^{(1)} = \sum_{i=0}^n w_{ji}^{(1)} \cdot x_i$ , que se denomina salida neta.

La salida de cada neurona se obtiene aplicando como argumento la salida neta a la función de activación, que en nuestro caso, para las neuronas ocultas, es del tipo sigmoideal  $z_j = g(y_j^{(1)}) = \tanh(y_j^{(1)})$ . A estas funciones es a las que denominamos funciones ocultas.

La salida de la red se obtiene transformando la activación de las neuronas de la capa oculta utilizando una segunda capa de procesado, cada una de las variables de salida nos la da un perceptrón con función de activación lineal. En el perceptrón de la salida se hace una combinación de las funciones ocultas dadas por las neuronas ocultas.

$$y_k^{(2)} = \sum_{j=1}^{h_1} w_{kj}^{(2)} \cdot z_j + w_{k0}^{(2)}$$
$$y_k^{(2)} = \sum_{j=0}^{h_1} w_{kj}^{(2)} \cdot z_j$$

La activación de la salida  $k$  se obtiene transformando esta combinación usando la función de activación lineal  $y_k = \mathcal{g}(y_k^{(2)}) = y_k^{(2)}$ .

El número de capas de la red se refiere al número de capas de neuronas ocultas que contiene la red. La red con la que trabajamos tiene dos capas de neuronas, las de la capa oculta y las de la capa de salida, pero al tener una única capa de neuronas ocultas la denominamos como red neuronal de una capa de neuronas.

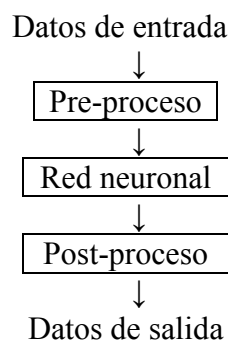
Una misma capa puede generar una amplia variedad de diferentes funciones simplemente escogiendo diferentes valores de los pesos y las tendencias.

La red neuronal se somete a un proceso de aprendizaje basado en la definición de una función de error apropiada, la cual se minimiza variando los pesos y las tendencias de la red.

$$E^n = \frac{1}{2} \cdot \sum_{k=1}^c (y_k(x_1, \dots, x_d; w) - t_k)^2$$

Para minimizar el error se pueden usar diferentes métodos matemáticos, como es el método del gradiente descendiente o el de quasi-Newton. El cálculo en el que se busca minimizar este error es lo que se denomina entrenamiento o aprendizaje de la red, y se realiza mediante un algoritmo basado en el método de quasi-Newton, en nuestro caso [13], [14].

Es conveniente, a fin de lograr la convergencia, someter los datos a un preproceso. Este preproceso generalmente es la normalización de los datos de entrada, posteriormente los datos de salida de la red se han de postprocesar.



En los ajustes estadísticos se puede dar el caso de intentar ajustar los datos mediante un polinomio demasiado sencillo por lo que el ajuste de la función no es acertado, se produce el fenómeno del under-fitting.

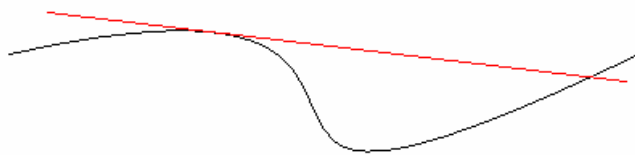


Figura 8. Ajuste insuficiente de una función, under-fitting.

También se puede dar el caso de realizar un ajuste demasiado complicado, este fenómeno se denomina over-fitting.

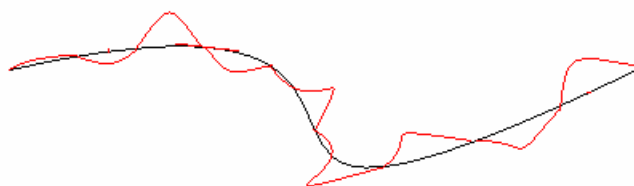


Figura 9. Ajuste exagerado de una función, over-fitting.

El ajuste óptimo se consigue con un polinomio de grado adecuado a nuestros datos. De la misma manera que podemos variar la complejidad de los polinomios mediante el grado del polinomio, en las redes neuronales podemos controlar la complejidad del modelo controlando el número de parámetros libres que esta posea. Los parámetros libres aumentan al aumentar el número de neuronas y al aumentar el número de capas de la red. En la red utilizada para el trabajo, una red de una capa, se aumenta el número de parámetros libres simplemente aumentando el número de neuronas de la capa oculta.

Para no sufrir el fenómeno de under-fitting o over-fitting hemos de encontrar la arquitectura óptima de la red, es decir, el número de neuronas necesarias en la capa oculta para obtener un ajuste óptimo.

Para poder comprobar que no se producen ninguno de estos fenómenos, una vez entrenada la red, es decir, una vez ajustados los pesos y las tendencias de la red, ésta ha de ser validada. Para validar la red introducimos unas variables de entrada con sus correspondientes salidas, se buscan las salidas que da la red para las variables de entrada introducidas y se compara con las salidas introducidas. La red óptima será aquella que de un error mínimo en la validación.

### **5.3. Arquitectura óptima de red**

Ya se ha comentado que en este estudio se ha trabajado con una red de una única capa de neuronas por lo que la arquitectura óptima está determinada por el número de neuronas.

Para obtener la arquitectura óptima se fija el número de neuronas y se entrena la red, con unos datos denominados datos de entrenamiento. Una vez entrenada la red se introducen unos datos de validación, para determinar el error existente entre la salida de la red y las salidas de los datos de validación. Seguidamente se realiza el mismo proceso variando el número de neuronas de la red.

La arquitectura óptima, o el número óptimo de neuronas será aquel que de un error mínimo en la validación de los datos de validación.

Si el número de neuronas es demasiado pequeño para la complejidad del problema obtendremos un error de validación grande, ya que se está produciendo under-fitting. En cambio si el número de neuronas es demasiado elevado para la complejidad de nuestro problema obtendremos un error en la validación, se produce over-fitting.

## **6. DESCRIPCIÓN DEL ESTUDIO REALIZADO**

Anteriormente se ha expuesto la necesidad de calcular la resistencia que sufre el barco al navegar y dos de los estudios realizados para poder calcularla. Los modelos descritos anteriormente son esencialmente de tipo polinómico.

En la actualidad las redes neuronales se utilizan para cualquier tipo de modelización, por eso en este estudio hemos realizado modelos de redes neuronales que permitan calcular ciertas partes de la resistencia, del mismo modo que se pueden calcular con los modelos matemáticos descritos anteriormente.

El modelo de red neuronal utilizado en este trabajo es el desarrollado por Roberto Lopez en CIMNE, Flood [13].

### **6.1. Estudio relacionado con las Series de Delft.**

Los polinomios que forman las series de Delft permiten calcular la relación entre la resistencia residual y el peso de la embarcación,  $\frac{R_R}{\Delta_C} \cdot 10^3$ , teniendo como variables cuatro coeficientes de formas y el número de Froude, en total cinco variables de entrada.

En esta parte del estudio se ha generado una red neuronal para calcular la relación

$$\frac{R_R}{\Delta_C} \cdot 10^3.$$

Para crear la red neuronal se han utilizado los datos experimentales con los que se realizaron los polinomios de Delft (Tablas 2.a., 2.b. y 2.c). Estos datos se han dividido en dos grupos, uno para el entrenamiento de la red (75% de los datos totales) y otro para validar la red (25% de los datos totales).

Una vez entrenadas y validadas las redes, se han vuelto a entrenar y validar con todos los datos experimentales, a fin de mejorar el ajuste.

Para determinar la arquitectura óptima de la red se han realizado tres redes, una con tres neuronas, otra con nueve y otra con doce, en cada una de ellas se ha calculado el error medio entre los valores experimentales y los valores dados por la red neuronal, para los datos de validación. En la siguiente gráfica se representa el error de validación respecto el número de neuronas que configuran la red.

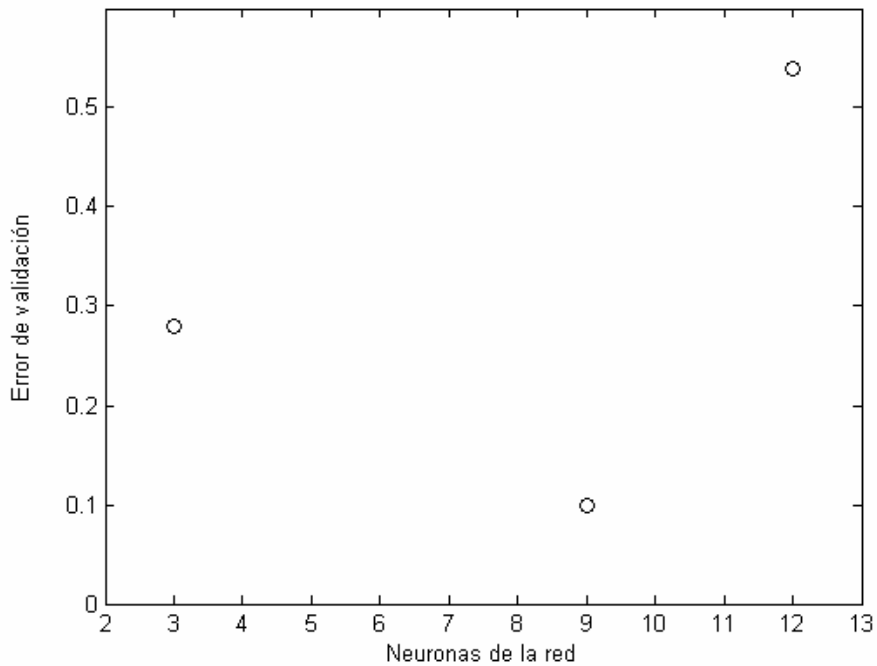


Figura 10. Error de validación en función de las neuronas que constituyen la red.

Se observa que el error es mínimo para la red de nueve neuronas, en la red de tres neuronas se produce under-fitting y en la de 12 over-fitting. La red que da un error mínimo de validación es la que tiene la arquitectura óptima, en este caso la red constituida por nueve neuronas. Así pues, ésta será la red con la que trabajaremos y la que podremos mejorar con más datos experimentales.

Para comparar los resultados obtenidos con la red de nueve neuronas y los resultados dados por las Series de Delft, éstos se representan en forma de recta de regresión entre los valores  $\frac{R_R \cdot 10^3}{\Delta_C}$  experimentales y los correspondientes valores dados por ambos métodos. El ajuste perfecto daría una recta de regresión del tipo  $y = 1 \cdot x$ .

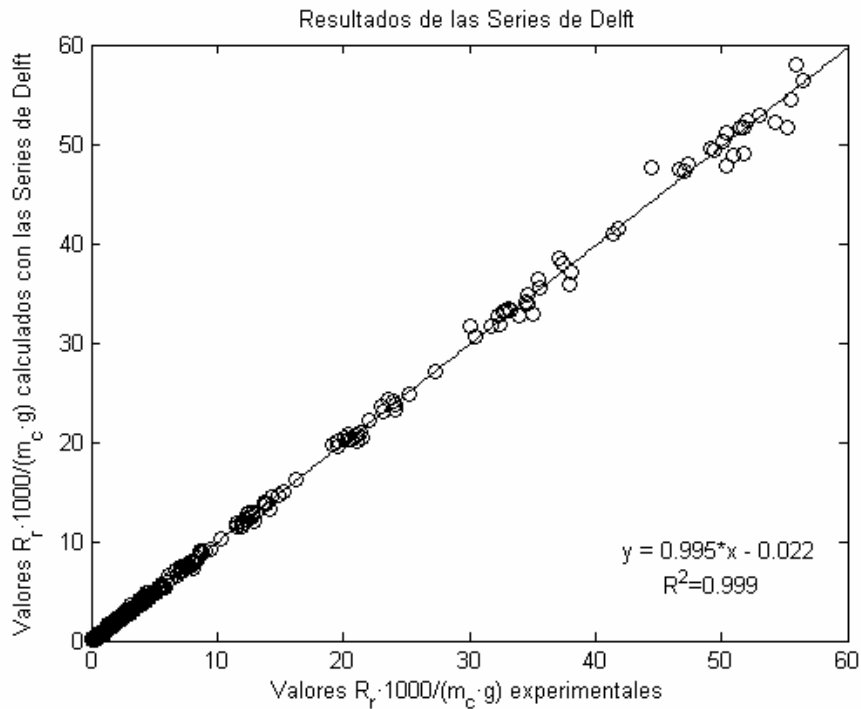


Figura 11. Recta de regresión para las Series de Delft.

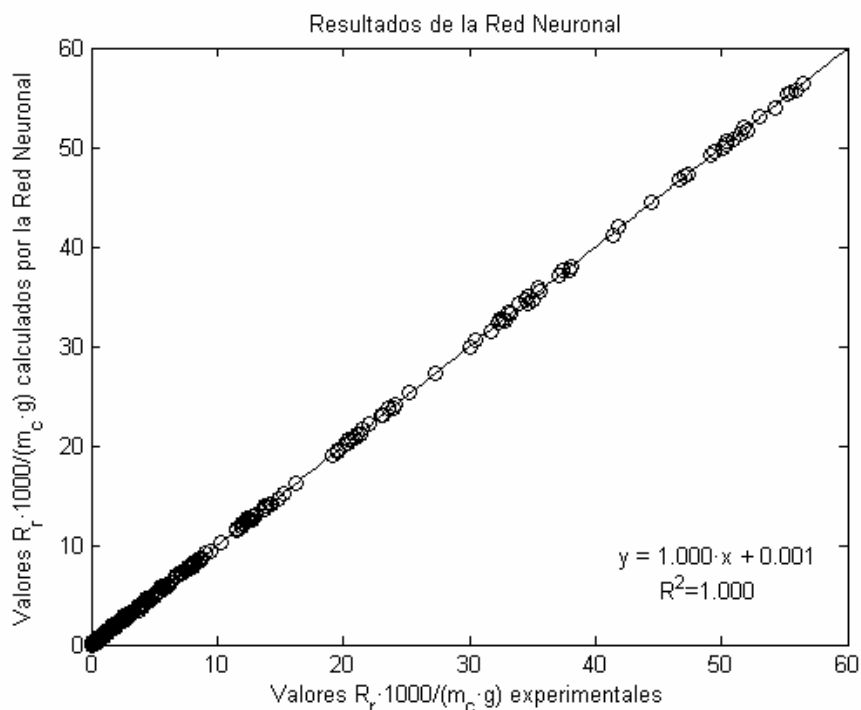


Figura 12. Recta de regresión para la Red Neuronal.

Si comparamos ambas rectas se observa que los resultados obtenidos con la red neuronal se ajustan mucho mejor a los resultados experimentales, que los resultados obtenidos con las Series de Delft. También cabe destacar que los polinomios de Delft son válidos para valores discretos del número de Froude, en cambio la red neuronal está definida para valores continuos del número de Froude, por lo que podemos considerar nuestro modelo más preciso que el desarrollado en Delft.

## 6.2. Estudio relacionado con el método de Holtrop y Mennen

El método de Holtrop y Mennen permite calcular de manera independiente cada una de las componentes de la resistencia que sufre la embarcación. Como ya se ha comentado las componentes más significativas son la resistencia viscosa y la resistencia por formación y rotura de ola, por lo que en el estudio nos centraremos en el cálculo de estas componentes.

Podemos expresar cada una de las componentes de manera adimensional como función de los parámetros de escala y de las formas del casco.

$$R_V = (1+k)R_F = (1+k)\nabla \cdot \rho \cdot g \cdot C_F \rightarrow 1+k = \frac{R_V}{\nabla \cdot \rho \cdot g \cdot C_F}$$

$$C_w = \frac{R_w}{\nabla \cdot g \cdot \rho}$$

En esta parte del trabajo se desarrolla una red neuronal que teniendo como variables de entrada el coeficiente prismático ( $C_p$ ), la relación eslora manga  $\left(\frac{L}{B}\right)$ , la relación manga-calado  $\left(\frac{B}{T}\right)$ , el coeficiente que indica la forma de la popa ( $C_{stern}$ ) y el número de Froude ( $F_n$ ), y como variables de salida los coeficientes  $1+k$  y  $C_w$ .

Para poder generar la red son necesarios datos experimentales, y como el cálculo está basado en el método de Holtrop y Mennen se han intentado conseguir los datos experimentales que se utilizaron para generar este método. Los datos no aparecen en la bibliografía consultada y el instituto donde se realizaron los experimentos no nos los ha podido facilitar, por lo que a falta de datos experimentales, los datos con los que se ha entrenado la red han sido generados utilizando el método de Holtrop y Mennen.

El rango de las variables que se consideraron en los experimentos está dentro de los siguientes límites:

$$\begin{aligned} F_n &< 0.45 \\ 0.55 &< C_p < 0.85 \\ 6.0 &< \frac{L}{B} < 9.5 \\ 2.1 &< \frac{B}{T} < 4.0 \end{aligned}$$

Los coeficientes de formas que más influyen en la resistencia son el coeficiente prismático ( $C_p$ ) y la relación eslora manga  $\left(\frac{L}{B}\right)$  y de entre todas las variables de entrada, el número de Froude ( $F_n$ ) es la que más influye en la resistencia.

Para generar los datos se han variado las variables de entrada teniendo en cuenta la influencia que tienen en la resistencia, de manera que en las variables más influyentes se han hecho más variaciones que en las menos influyentes.

$$C_{stern} = \{10,0,-10\}$$

$$C_p = \{0.55,0.593,0.636,0.679,0.722,0.765,0.808,0.85\}$$

$$\frac{L}{B} = \{6.0,6.583,7.166,7.749,8.332,8.915,9.5\}$$

$$\frac{B}{T} = \{2.1,2.575,3.05,3.525,4\}$$

$F_n \rightarrow$  El número de Froude se ha variado de 0.05 a 0.45 centésima a centésima, por lo que se ha trabajado con 41 números de Froude diferentes.

Para generar los datos se ha creado un programa en C++ que calculara los coeficientes  $1+k$  y  $C_w$ , siguiendo las fórmulas expuestas en el método de Holtrop y Mennen, para todas las combinaciones posibles de las variables de entrada expuestas anteriormente.

En el cálculo de Holtrop y Mennen es necesario conocer del área transversal del bulbo de proa,  $A_{BT}$ , y el coeficiente  $A_T$  que representa el área sumergida transversal del espejo, a velocidad cero, los cuales se han considerado nulos para nuestro cálculo.

El total de datos generados ha sido de 20664, el 82% de los cuales se han utilizado como datos de entrenamiento y el 18% restante como datos de validación.

Se han generado tres redes neuronales, una formada por tres neuronas, otra por nueve neuronas y otra con doce. Inicialmente se han entrenado con en 82% de los datos generados con el programa en C++, y se han validado con el resto de los datos.

Hubiera sido más favorable entrenarla y validarla directamente con datos experimentales, pero los datos experimentales encontrados no eran suficientes para entrenar y validar la red (se han encontrado en las bibliografías [9], [10], [11] y [12] aproximadamente unos 60 datos experimentales) por eso hemos utilizado estos datos a posteriori. Una vez entrenada y validada la red para los datos generados, se han vuelto a entrenar con los datos experimentales y se han validado con los mismos.

La arquitectura óptima de la red es aquella que nos da un error de validación mínimo, representamos pues el error de validación para ambos coeficientes en función del número de neuronas que constituyen la red.



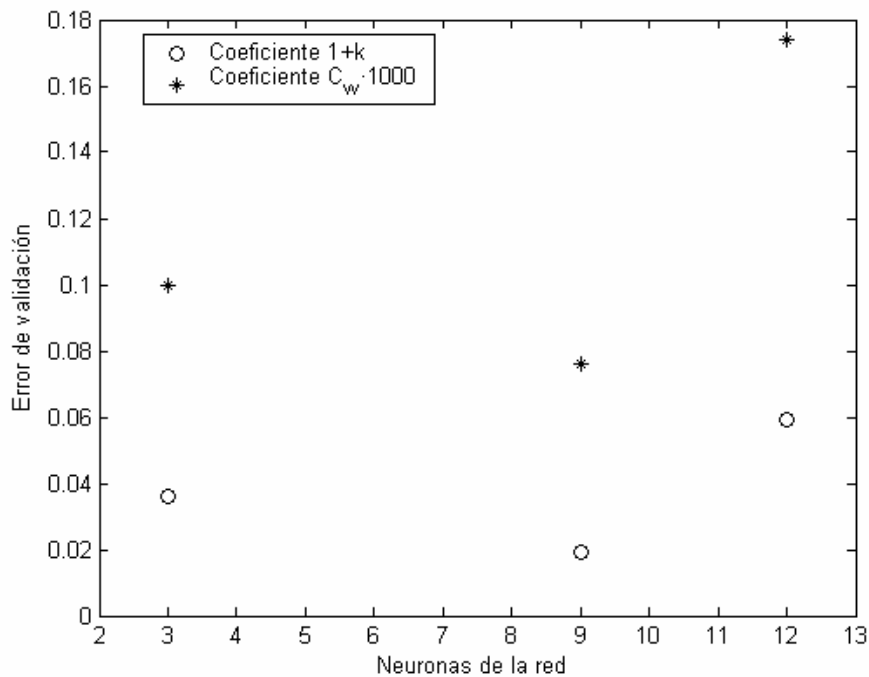


Figura 13. Error de validación en función de la Neuronas de la Red

Observamos que el error de validación es mínimo en la red de nueve neuronas, ésta será pues la arquitectura óptima de nuestra red. En la red de tres neuronas se produce under-fitting y en la de doce neuronas se produce over-fitting.

Para comprobar que tal se ajustan los resultados de la red neuronal a los valores experimentales realizamos una recta de regresión entre los valores  $1+k$  dados por la red neuronal y los valores experimentales correspondientes a las mismas variables de entrada, y realizamos otra recta de regresión con los valores  $C_w$ . Si el ajuste de la red fuera perfecto obtendríamos rectas del tipo  $y = 1 \cdot x$ .

Hacemos la misma comprobación entre los valores de los coeficientes calculados con las fórmulas de Holtrop y Mennen y los valores experimentales, para las mismas variables de entrada. De esta manera podemos comparar qué método se ajusta mejor a los datos experimentales, el método de Holtrop y Mennen o la Red Neuronal desarrollada en este trabajo.

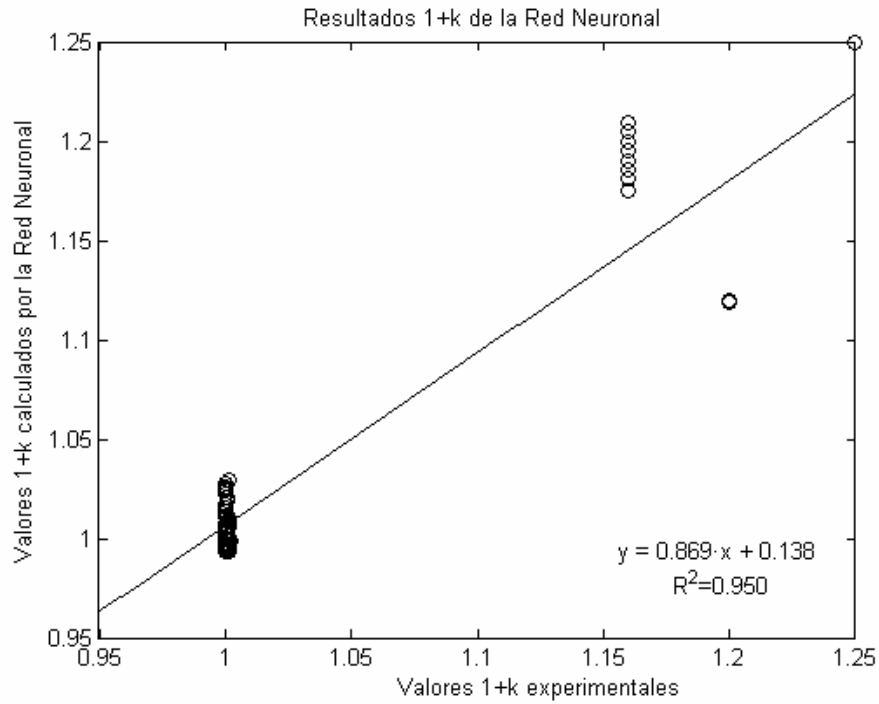


Figura 14. Recta de regresión del coeficiente  $1 + k$ , para la Red Neuronal.

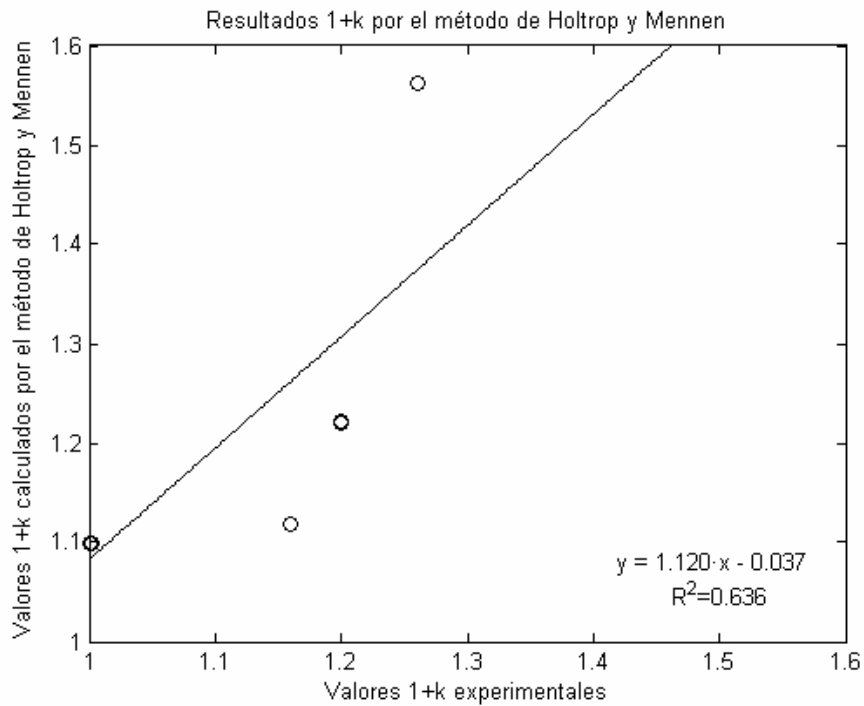


Figura 15. Recta de regresión del coeficiente  $1 + k$ , para el método de Holtrop y Mennen.

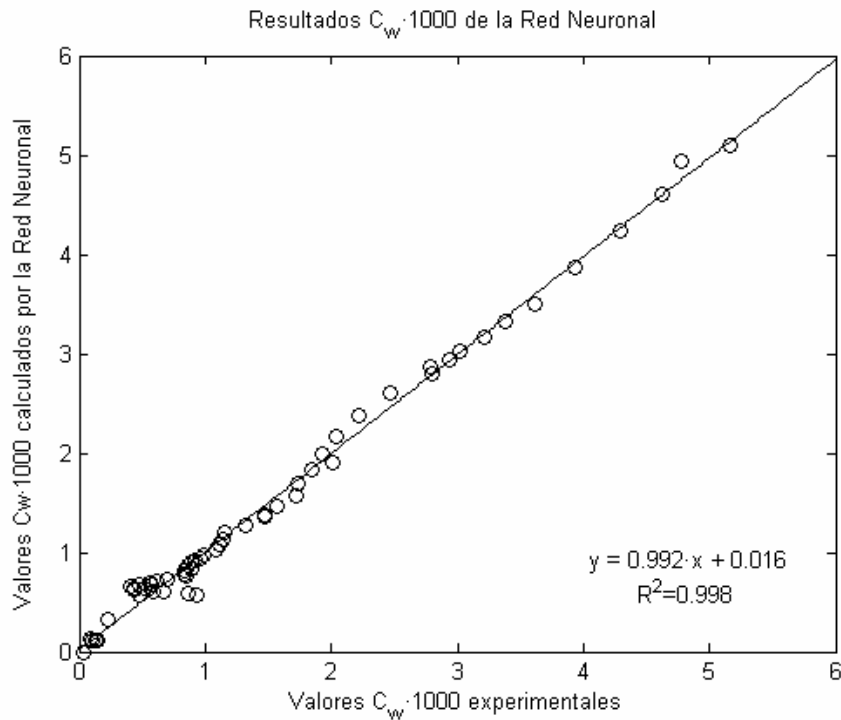


Figura 16. Recta de regresión del coeficiente  $C_w$ , para la Red Neuronal

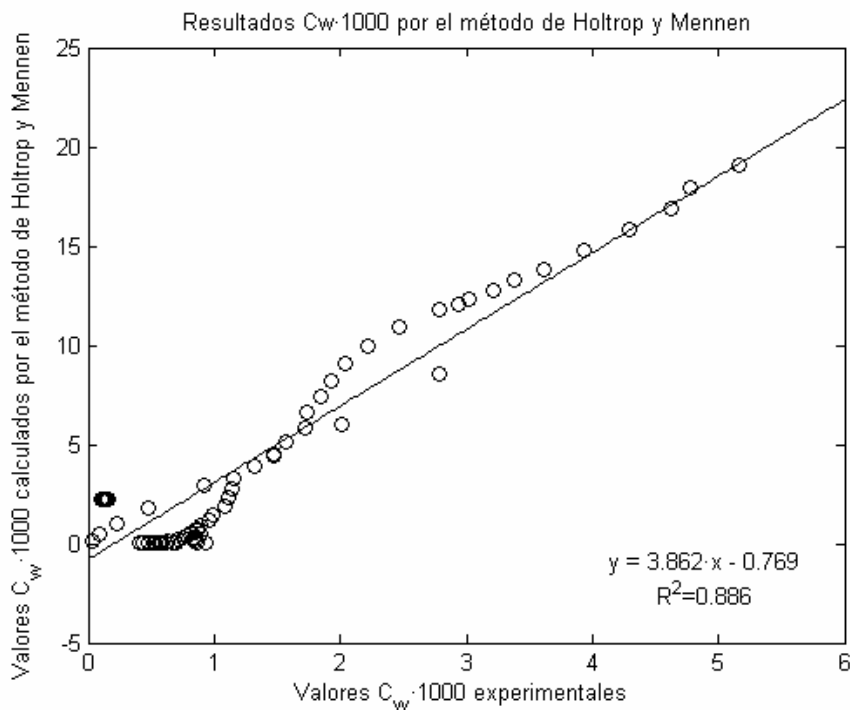


Figura 17. Recta de regresión del coeficiente  $C_w$ , para el método de Holtrop y Mennen.

Si comparamos las rectas de regresión de nuestro modelo con las del modelo de Holtrop y Mennen observamos, que las rectas obtenidas para nuestro modelo se ajustan mucho mejor a los datos experimentales, ya que las rectas obtenidas se acercan a la recta para el caso ideal  $y = 1 \cdot x$ . En las rectas para el coeficiente  $1 + k$ , podemos apreciar que la correspondiente a nuestro modelo se ajusta mejor a los datos experimentales, con el coeficiente de correlación de la recta, el cual es mayor en nuestro modelo.

## **7. CONCLUSIONES**

Los resultados obtenidos con los modelos de Redes Neuronales se ajustan, casi de manera ideal, a los datos experimentales de coeficientes relacionados con la resistencia. Comparando los resultados obtenidos con las Redes Neuronales, con los resultados dados por los modelos matemáticos descritos, se ha observado que con las Redes Neuronales se pueden superar los modelos matemáticos utilizados hasta ahora.

Las Redes Neuronales generadas, una para el método de Delft y otra para el método de Holtrop, están formadas por nueve neuronas. No es coincidencia que en ambos casos la arquitectura óptima haya resultado ser la de nueve neuronas. Los dos casos tratados, están definidos para diferentes tipos de barcos, pero la complejidad del cálculo de la resistencia es muy similar en ambos casos, y ya indicamos que el número de neuronas va ligado a la dificultad del problema.

Un punto positivo de las redes neuronales es que se pueden mejorar constantemente. Las redes generadas en este trabajo se pueden mejorar entrenándolas con más datos experimentales, consiguiendo así un ajuste perfecto de Red Neuronal, y de esta manera se podrían calcular los coeficientes relacionados con la resistencia de manera muy fiable. Esta aplicación podría ser de gran interés a la industria, pues permitiría disponer de una herramienta de predicción que de manera muy sencilla pudiera mejorar con la experiencia.

Con esto podemos concluir que las redes neuronales son una herramienta muy potente y relativamente sencilla para ajustar las variables de entrada a un modelo. No obstante, hemos de puntualizar que hay un punto que se debe mejorar, el hecho de poder discriminar a la salida de la red aquellos valores espurios, como los valores negativos que aparecen por ejemplo al estimar valores de resistencia para bajos números de Froude. Este trabajo queda pendiente para el futuro.

## REFERENCIAS

- [1] J. Holtrop , *A statistical analysis of performance test results*, International Shipbuilding Progress Vol. 24 nº 270. February 1977.
- [2] J. Holtrop and G.G.J. Mennen, *A statistical power prediction method*, International Shipbuilding Progress Vol. 25. October 1978.
- [3] J.Holtrop and G.G.J. Mennen, *An aproximate power prediction method*, International Shipbuilding Progress Vol. 29. July 1982.
- [4] J. Holtrop , “*A statistical re-analysis of resistance and propulsion data*”, International Shipbuilding Progress Vol. 31. November 1984.
- [5] Lars Larsson and Rolf Eliasson, *Principles of Yacht design*, Adlard Coles Nautical. London 2000
- [6] J. Gerritsma, R. Onnink and A. Versluis, “*Geometry, resistance and stability of the Delft Systematic Yacht Hull Serires*”, International Shipbuilding Progress 28(328): 276-97, 1981.
- [7] J. García Espinosa, *El proyecto del buque*, Apuntes de la asignatura de “Proyectos” de la Facultad de Náutica de Barcelona (U.P.C.)
- [8] , R. Alvariño, J.J. Azpíroz y M.Meizoso. *El proyecto básico del buque mercante*FEIN, Madrid 1997.
- [9] W. Beaver, W. Day and Chwng-Wen Lin , *Resistance and propulsion characteristics of the MarC Guardian tanker design*, MARINEX International, Advanced double-hull Technical Symposium, October 1994.
- [10] M.G.. Parsons, *Power prediction program*, January 1996.
- [11] A. Olivieri, F. Pistani, A. Avanzini, F. Stern and R. Penna, *Towing tank experiments of resistance, sinkage and trim, boundary layer, wake, and free surface flow around a naval combatant Insean 2340 model*.
- [12] ITTC- *Quality Manual, Resistance Uncertainly Analysis, Example for Resistance test*. ITTC 1999. Vol. 22.
- [13] R. Lopez. *Flood: An Open Source Neural Networks C++ Library*, [www.cimne.com/flood](http://www.cimne.com/flood), 2007.
- [14] C. Bishop. *Neural Networks for Pattern Recognition*, Oxford University Press, 1995.