

Inteligencia artificial aplicada a la predicción del balance paramétrico autoexcitado

Marcos Míguez González ¹⁾ Vicente Díaz Casás ¹⁾ Alba Martínez López ¹⁾ Fernando López Peña ¹⁾

1) *Grupo Integrado de Ingeniería, Universidade da Coruña*
mmiguez@udc.es , vdiaz@udc.es , amartinezl@udc.es , flop@udc.es

Resumen

El balance paramétrico autoexcitado, también denominado resonancia paramétrica, es un fenómeno que afecta principalmente a buques portacontenedores, Car Carriers, buques de pasaje y buques de pesca, principalmente navegando con mares de proa y que provoca repentinamente movimientos de balance de muy elevada amplitud que pueden tener fatales consecuencias sobre el buque, su tripulación y su carga y que en los peores casos puede derivar incluso en la pérdida del mismo.

En este trabajo se presentan las investigaciones en desarrollo en el Grupo Integrado de Ingeniería de la Universidade de A Coruña para diseñar un sistema de predicción de resonancia paramétrica, basado en redes neuronales, que permita a las tripulaciones de este tipo de buques tomar acciones preventivas antes de que este fenómeno se haya desarrollado.

Abstract

Parametric roll resonance, or parametric rolling, is a phenomenon mainly affecting containerships, Car Carriers, passenger vessels and fishing vessels, sailing in head seas. It generates sudden high amplitude rolling motions that can derive in serious risk for the ship, its crew and cargo, and that may lead to the loss of the vessel in the worst cases.

In this work, the ongoing research about the development of a parametric rolling detection system, based in artificial neural networks, in the Integrated Group for Engineering Research of the University of A Coruña is presented. The main objective of this system is to detect the appearance of parametric rolling, allowing the crew to take preventive actions in advance of its complete development.

Índice:

- Introducción
- Modelo numérico
- Sistema de predicción de resonancia paramétrica
- Casos de prueba
- Conclusiones y trabajo futuro
- Referencias

Introducción

El balance paramétrico autoexcitado, también conocido como resonancia paramétrica, es un fenómeno que consiste en la aparición de movimientos de balance de muy elevada amplitud, que pueden llegar e incluso superar los 45° y que suceden de un modo repentino y en un período muy breve.

La resonancia paramétrica es conocida y estudiada desde mediados del siglo pasado y es debida a la modificación de la superficie de flotación, y por tanto de los brazos adrizantes, con el paso de las olas y los movimientos de arfada y cabeceo. Cuando el buque navega principalmente con mares longitudinales de proa, la frecuencia de encuentro buque – ola es cercana al doble de su frecuencia natural de balance, la longitud de onda es cercana a la eslora del buque y su amplitud supera un valor mínimo (función del buque), se dan las condiciones para la aparición de la resonancia paramétrica.

Los buques en que este fenómeno se produce con más frecuencia y violencia, son aquellos con formas en gran abanico en proa y con popas colgadas, como pueden ser los portacontenedores, buques de pasaje, buques Ro-Ro y también en buques de pesca [1]. El aumento en la consideración y en el estudio de la resonancia paramétrica que se ha producido en los últimos años ha sido producido por el gran incremento de las mencionadas flotas (a excepción de la pesquera) y las grandes consecuencias económicas que han tenido y que normalmente acarrearán, los episodios de resonancia.

Como ejemplos, pueden mencionarse el caso del APL China, portacontenedores que en 1998 perdió más de 500 contenedores y más de 1.000 fueron dañados de un total de 5.300 [2] o el Maersk Carolina en 2003 (más de 150 contenedores y 4 millones de dólares en reclamaciones) [3], los buques de pasaje Grand Voyager o Pacific Sun (grandes daños materiales y varios heridos, algunos graves) [4] o el PTCC Aida [5].

El caso de los buques de pesca es distinto, ya que no existe referencia directa de episodios de resonancia. Sin embargo, estudios teóricos demuestran que muchos de estos buques pueden experimentar el fenómeno y que, en caso de que se produzca, los márgenes de estabilidad de que disponen para sobrevivir al mismo son muy reducidos. En la mayor parte de casos podría conducir al vuelco del buque, con las consecuencias que esto acarrearía.

La importancia y las consecuencias reales del fenómeno en la actualidad, han sido reconocidas por el sector, y tanto la OMI [6], como compañías privadas [7,8], iniciaron el desarrollo de normativas y sistemas de prevención de resonancia. Estos sistemas de primera generación están basados en guías a capitanes, diagramas polares y predicciones meteorológicas, que alertan a la tripulación de la aparición de posibles áreas de riesgo durante la ruta. Sin embargo, estos sistemas no proporcionan una alerta en tiempo real de la aparición de la resonancia y las acciones necesarias para evitar esas zonas de riesgo, implican variaciones de rumbo o velocidad que pueden conllevar retrasos o incomodidad al pasaje y que, en último caso, podrían no ser necesarias si las citadas predicciones no fuesen 100 % correctas.

Es por ello que la comunidad advierte [9] de la necesidad del desarrollo de sistemas de detección de resonancia en tiempo real, que estén basados en el análisis de las condiciones reales del buque y que operen en un horizonte de predicción más corto que el de los métodos antes mencionados; se les denomina de segunda generación. Hasta la fecha, sólo Holden et ál. [10], McCue and Bullian [11] y Galleazzi et ál. [12,13] han abordado el desarrollo de este tipo de sistemas desde distintos puntos de vista, que incluyen asimilar el buque con un oscilador de segundo orden, el estudio de los exponentes de Lyapunov del sistema o el análisis de la transferencia de energía entre los sistemas longitudinal y transversal, respectivamente.

En el trabajo que aquí se presenta, se aborda el desarrollo de un sistema de detección de resonancia de segunda generación, pero basado en la utilización de las redes neuronales artificiales y su conocida capacidad para reproducir funciones no lineales [14].

Las redes neuronales, además, han sido utilizadas en otros campos relativos a los sistemas navales y que incluyen sistemas de estabilización (tanques, aletas y estabilización mediante timones) y pilotos automáticos [15, 16, 17].

En nuestro caso, las redes neuronales se utilizan para la predicción de un serie temporal de movimiento de un buque de pesca, generada a partir de un modelo matemático de tres grados de libertad, en que arfada, cabeceo y balance se obtienen de modo acoplado, y que se ha demostrado eficaz para simular los fenómenos de resonancia paramétrica en diferentes condiciones de olas longitudinales regulares, de proa.

Las predicciones obtenidas se utilizarán para el posterior desarrollo de un sistema de detección de resonancia paramétrica, que deberá analizar las mismas para determinar si un episodio de resonancia va o no a producirse en un corto espacio de tiempo, y que deberá permitir a las tripulaciones tomar medidas correctivas o activará un sistema automático de prevención de resonancia.

Modelo Numérico

En este trabajo, el movimiento del buque se simula utilizando el modelo matemático desarrollado por Neves y Rodríguez [18]. Este es un modelo de tres grados de libertad (arfada, cabeceo y balance), en que se incluyen acoplamientos entre todos ellos; gracias a esto puede reproducirse la influencia que los movimientos en el sistema longitudinal (arfada y cabeceo) tienen sobre el sistema transversal (balance) y que son de vital importancia para reproducir el fenómeno de resonancia.

Es un modelo no lineal, basado en el desarrollo en series de Taylor de los distintos componentes de las fuerzas excitadoras y restauradoras del sistema y reproduce con precisión el fenómeno de resonancia en mares de proa.

El buque que se ha utilizado en este trabajo es un buque pesquero con popa en espejo, que ha demostrado tener una alta tendencia a sufrir episodios de resonancia paramétrica. Como ha sido mencionado anteriormente, los buques de pesca son uno de los tipos en que este fenómeno es más posible que suceda y en muchas ocasiones con peores consecuencias que en buques de mayor tamaño, tales como portacontenedores o buques de pasaje, debido a su menor tamaño, menor estabilidad y mayor facilidad para el vuelco.

Para la obtención del movimiento del buque, se definen en el citado modelo dos sistemas de referencia ortonormales, uno moviéndose a la velocidad media del buque y otro fijo al mismo, en el que el plano XY coincide con la flotación en ausencia de excitaciones o perturbaciones y con el eje OZ vertical y hacia arriba y conteniendo el centro de gravedad del buque.

Las ecuaciones del movimiento del buque, en tres grados de libertad, pueden escribirse como:

$$(\tilde{M} + \tilde{A}) \cdot \ddot{\vec{s}} + \tilde{B}(\dot{\phi}) \cdot \dot{\vec{s}} + \vec{C}_{res}(\vec{s}, \zeta) = \vec{C}_{ext}(\zeta, \dot{\zeta}, \ddot{\zeta}) \quad (1)$$

Donde $\vec{s}(t) = [z(t) \ \phi(t) \ \theta(t)]^T$ es el vector de posición (incluyendo el movimiento de arfada y los ángulos de cabeceo y balance), \tilde{M} es la matriz de masas del sistema, \tilde{A} es la matriz de masas añadidas por efectos hidrodinámicos y $\tilde{B}(\dot{\phi})$ representa la matriz de amortiguamientos.

$\vec{C}_{res}(\vec{s}, \zeta)$ es el vector de fuerzas restauradoras (no lineales) y que depende del movimiento relativo entre el buque y la elevación de la superficie libre (oleaje), $\zeta(t)$; $\vec{C}_{ext}(\zeta, \dot{\zeta}, \ddot{\zeta})$ representa las excitaciones externas, y que incluyen las fuerzas de Froude-Krylov y de difracción, dependientes de la frecuencia de encuentro ω_e , la amplitud del oleaje A_w y del tiempo [18]:

$$\vec{C}_{ext}(\zeta, \dot{\zeta}, \ddot{\zeta}) = \vec{C}_{ext(FK)}(\zeta) + \vec{C}_{ext(Diff.)}(\dot{\zeta}, \ddot{\zeta}) \quad (2)$$

Todos los términos en las matrices de masas y añadidas y de amortiguamientos \tilde{A} y \tilde{B} se han calculado utilizando la teoría potencial (y son, por lo tanto, lineales), excepto el amortiguamiento del balance $K_{\dot{\phi}}(\dot{\phi})$, en donde se incluyen contribuciones no lineales hasta el segundo orden:

$$K_{\dot{\phi}}(\dot{\phi})\dot{\phi} = K_{\dot{\phi}}\dot{\phi} + K_{\dot{\phi}|\dot{\phi}}\dot{\phi}|\dot{\phi}| \quad (3)$$

Las fuerzas y momentos debidos al movimiento del buque en aguas tranquilas y a los efectos de las olas a lo largo del casco, se describen utilizando expansiones de Taylor hasta el tercer orden utilizando un vector generalizado $\vec{q} = [\vec{s}, \zeta]^T$, tal que:

$$\vec{C}_{Pos} = \sum_{i=1}^4 \frac{\partial \vec{C}_{Pos}}{\partial q_i} \Big|_0 q_i + \frac{1}{2} \sum_{i=1}^4 \sum_{j=1}^4 \frac{\partial^2 \vec{C}_{Pos}}{\partial q_i \partial q_j} \Big|_0 q_i q_j + \frac{1}{6} \sum_{i=1}^4 \sum_{j=1}^4 \sum_{k=1}^4 \frac{\partial^3 \vec{C}_{Pos}}{\partial q_i \partial q_j \partial q_k} \Big|_0 q_i q_j q_k \quad (4)$$

El modelado de las olas se ha realizado utilizando la teoría lineal de Airy, aplicada en este caso a mar longitudinal de proa. La ecuación que define esta elevación es la siguiente:

$$\zeta(x, t) = A_w \cdot \cos[k \cdot x + \omega_e \cdot t] \quad (5)$$

Los términos de la ecuación (4) no dependientes de $\vec{s}(t) = [z(t) \ \phi(t) \ \theta(t)]^T$, representan las fuerzas de Froude-Krylov lineales y no lineales y se pueden expresar del siguiente modo:

$$\vec{C}_{ext(FK)}(\zeta) = \frac{\partial \vec{C}_{Pos}}{\partial \zeta} \Big|_0 \cdot \zeta + \frac{1}{2} \frac{\partial^2 \vec{C}_{Pos}}{\partial \zeta^2} \Big|_0 \cdot \zeta^2 + \frac{1}{6} \frac{\partial^3 \vec{C}_{Pos}}{\partial \zeta^3} \Big|_0 \cdot \zeta^3 \quad (6)$$

Y considerando lo anterior,

$$\vec{C}_{res} = \vec{C}_{pos}(z, \phi, \theta, \zeta) - \vec{C}_{ext(FK)}(\zeta) \quad (7)$$

Estas ecuaciones representan un modelo no lineal donde, al contrario que en otros casos, el movimiento de balance se encuentra acoplado a los otros dos grados de libertad. Todos los detalles del modelo y de la obtención de los distintos coeficientes pueden consultarse en [18].

El buque que se ha utilizado para la realización de las simulaciones es un buque de pesca, de 26 metros de eslora, con popa en espejo y con una gran tendencia a sufrir resonancia paramétrica en relativamente buenas condiciones de mar [19].

Sus principales características, formas y demás datos utilizados en este trabajo, se indican en la figura siguiente:

Eslora Total	25.91 m
Eslora entre Perpendiculares	22.09 m
Manga	6.68 m
Puntal	3.35 m
Calado	2.48 m
Desplazamiento	170.3 t
Altura Metacéntrica	0.37 m
Número de Froude	0.3

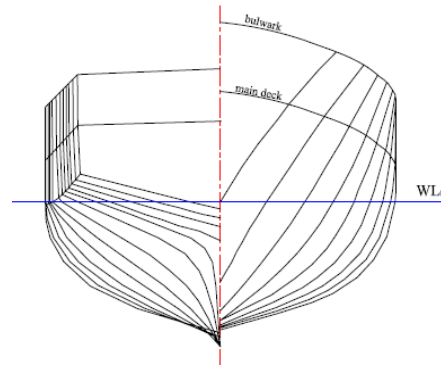


Figura 1: Características y plano de formas del buque de prueba.

Como ha sido indicado, la aparición de la resonancia paramétrica depende de una serie de parámetros, que incluyen algunos relacionados con las olas y otros con las condiciones de navegación del buque.

Si se consideran estos últimos como constantes (condición de carga y por tanto frecuencia natural de balance (ω_{n4}), velocidad (u) y rumbo (manteniendo el mar completamente de proa)), los parámetros que condicionarán la aparición de la resonancia serán la frecuencia de encuentro buque – olas

($\omega_e = \omega - \frac{u \cdot \omega^2}{g} \cos \chi$, con χ , ángulo de incidencia buque – olas igual a 180°), la frecuencia de las olas (ω) y la amplitud de las mismas (A_ω).

Para que se produzca la resonancia paramétrica, la frecuencia de encuentro debe ser de alrededor del doble de la frecuencia natural de balance del buque. Además, la amplitud del oleaje debe ser superior a un mínimo, que es función del tipo de buque. En el caso estudiado, las combinaciones de amplitud y frecuencia que producen resonancia pueden observarse en la Figura 2. En ella, las zonas coloreadas son aquellas en que, en mares longitudinales, se produce una respuesta resonante en el balance. La zona roja, en que el ángulo de escora supera los 90° , se corresponde con una zona en que el buque vuelca a los pocos ciclos de balance. Es en la gran zona coloreada, entre los ratios frecuencia de encuentro – frecuencia natural de 1.5 y 2.5 donde hemos centrado este estudio.

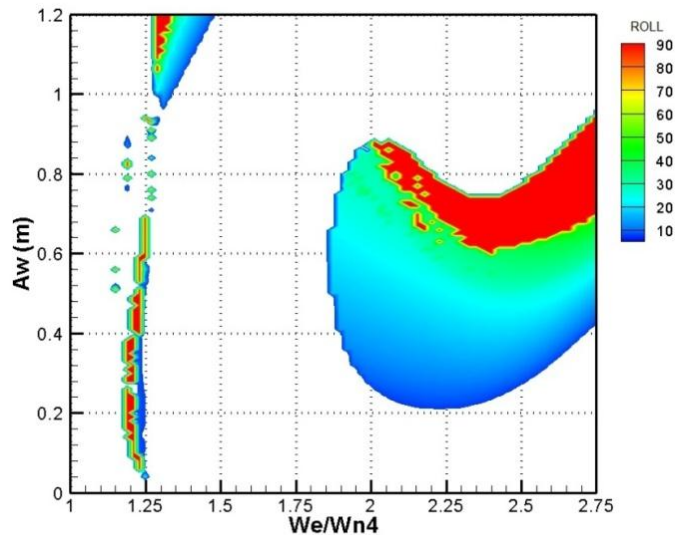


Figura 2: Zonas de estabilidad. Buque de prueba.

Sistema de predicción de resonancia paramétrica

El sistema propuesto para la predicción del fenómeno de resonancia está basado en la aplicación de las redes neuronales artificiales. Estos sistemas tienen una inspiración biológica y están formados por una serie de capas interconectadas de neuronas. Su característica fundamental es que son capaces de reproducir comportamientos complejos tras un proceso de entrenamiento.

Durante este proceso, se le suministran a la red una serie de casos de entrenamiento, que consisten en una serie de entradas con sus correspondientes salidas. Una vez entrenada, la red es capaz de generar, a partir de una entrada diferente a los valores de entrenamiento, una salida tanto más cercana a la real cuanto mejor haya sido el proceso de entrenamiento, la complejidad del sistema o la idoneidad del tipo de red usado al sistema a reproducir.

En el caso que nos ocupa, hemos utilizado una red perceptrón multicapa, cuya estructura es la siguiente:

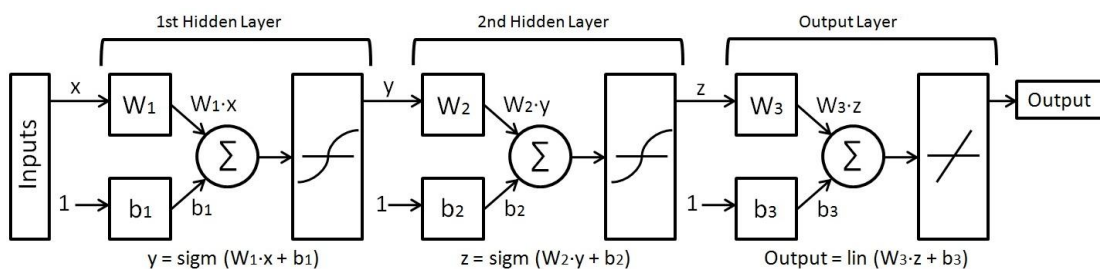


Figura 3: Red Perceptrón Multicapa. Estructura.

A la red se le suministra un vector de entradas (inputs). En cada una de las neuronas de la red, dichos inputs son multiplicados por un peso (W_i) y a este producto se le suma un bias (b_i). A este sumatorio se le aplica una función de activación y el resultado se le transmite a la siguiente capa de neuronas. Finalmente, la red devuelve un vector de salidas (output).

Los procesos de entrenamiento pueden diferir dependiendo del tipo de red y el algoritmo utilizado para su realización. En nuestro caso, se ha utilizado un algoritmo de entrenamiento por retropropagación. Durante el

entrenamiento, se suministra a la red diferentes valores de entrada. La red devuelve una salida y esta es comparada con la salida real correspondiente al citado vector de entradas. Se calcula el error entre ambas y los pesos y biases se ajustan para minimizar este. Este ajuste se realiza siguiendo el gradiente de la citada función de error. Este tipo de algoritmo de entrenamiento se denomina de retropropagación y descenso de gradiente, porque como puede apreciarse, el error se propaga desde la capa de salida hacia las capas ocultas y los parámetros se ajustan según el citado gradiente [20].

El número de capas y neuronas de la red incrementa su capacidad de reproducir comportamientos complejos, aunque al mismo tiempo se incrementa el coste computacional del proceso de entrenamiento y simulación.

En este trabajo se ha diseñado una red con dos capas ocultas y 40 neuronas por capa. Las funciones de activación son tangsigmoides en las capas ocultas (adecuadas en sistemas no lineales y con valores de entrada positivos y negativos) y una lineal en la capa de salida.

El objetivo del sistema propuesto es suministrar a la red los datos en tiempo real de una serie temporal, ya sea del ángulo, velocidad o aceleración de balance y que esta prediga cuál será el valor de dicha variable en los instantes posteriores; del análisis de dichos valores se podrá determinar si se va a producir o no un fenómeno de resonancia.

Para obtener este objetivo, a la red se le suministra un vector de entradas de 40 valores de la serie temporal, que se corresponden con un periodo de 20 segundos; este valor ha sido seleccionado en función del periodo natural de balance del buque, que en este caso es de 7.5 segundos, considerando que el fenómeno de resonancia se produce en un pequeño lapso de tiempo, normalmente inferior a cuatro ciclos de balance [6].

El vector de salidas de la red neuronal estará compuesto por un solo valor, correspondiente al instante de tiempo posterior a los 40 valores de entrada. La ejecución recursiva del sistema proporcionará la serie temporal predecida por la red; el número de valores de que se compone esta predicción dependerá del número de ejecuciones sucesivas de la red; a mayor longitud, menor precisión de los resultados obtenidos y a la inversa.

Casos de prueba

Con la finalidad de comprobar el funcionamiento del sistema previamente descrito, se han planteado una serie de pruebas. Estas consisten en la generación de una serie de casos de entrenamiento, obtenidos a partir del modelo matemático, para una serie de frecuencias y amplitudes determinadas, situadas dentro de la zona en que se produciría resonancia paramétrica. El sistema, una vez entrenado con dichos casos, generaría las series temporales correspondientes a una serie de casos de prueba, con unas amplitudes y frecuencias de ola no comprendidas dentro de los casos de entrenamiento. Los resultados obtenidos se comparan con las series generadas por el modelo matemático para estas mismas amplitudes y frecuencias.

Las series temporales utilizadas para el entrenamiento son series de 200 segundos de duración, truncadas cuando el sistema alcanza el régimen estacionario; las series generadas con la red se corresponden con predicciones de 5 y 10 segundos, es decir, 10 y 20 ejecuciones sucesivas del sistema respectivamente, a partir de los 40 valores previos de la serie temporal (asimilándose a una medición online a bordo). Las series temporales se corresponden en un caso con los valores del ángulo de balance y en otro con la aceleración de balance del buque.

Ángulo de balance

Durante este experimento, se han predicho los valores de balance del buque a partir del entrenamiento de las redes realizado con combinaciones de frecuencia y amplitud; los valores seleccionados incluyen amplitudes de entre 0.33 m y 0.6 m y ratios de frecuencia de encuentro – frecuencia natural de entre 1.9 y 2.5, generando un total de 49 combinaciones y 2660 casos de entrenamiento. Además, se han seleccionado cinco casos de prueba. Los valores de frecuencia y amplitud correspondientes tanto a estos como a los casos de entrenamiento, se incluyen en las siguientes tablas:

ω_w (rad / s)	ω_e (rad / s)	ω_e / ω_n	A_w (m)
1,100	1,645	1,917	0,33
1,140	1,725	2,011	0,36
1,180	1,807	2,106	0,42
1,220	1,890	2,203	0,48
1,260	1,975	2,302	0,54
1,300	2,061	2,402	0,57
1,340	2,148	2,504	0,6

Casos Test	ω_w (rad / s)	ω_e (rad / s)	ω_e / ω_n	A_w (m)
T1	1,200	1,848	2,154	0,46
T2	1,200	1,848	2,154	0,41
T3	1,320	2,104	2,453	0,345
T4	1,320	2,104	2,453	0,585
T5	1,240	1,932	2,252	0,52

Figura 4: Casos de entrenamiento y test. Amplitud y frecuencia de oleaje.

El área de entrenamiento y los casos de prueba pueden observarse en la siguiente figura:

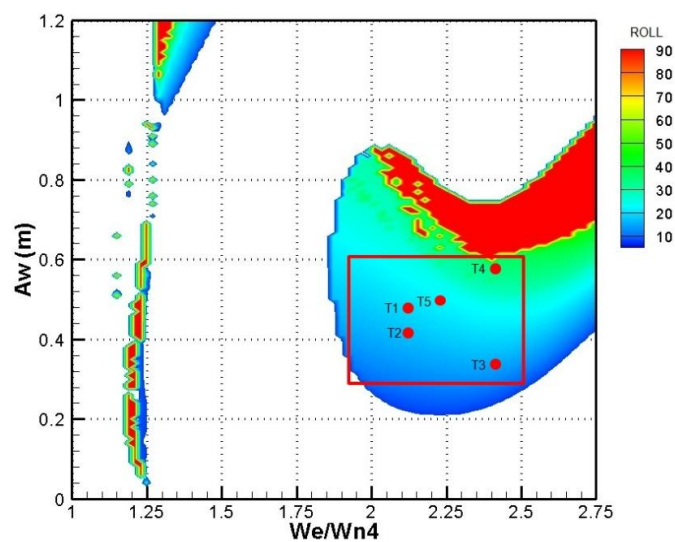


Figura 5: Zona de entrenamiento y test.

Los resultados obtenidos para las predicciones de 5 y 10 segundos pueden apreciarse en las siguientes gráficas:

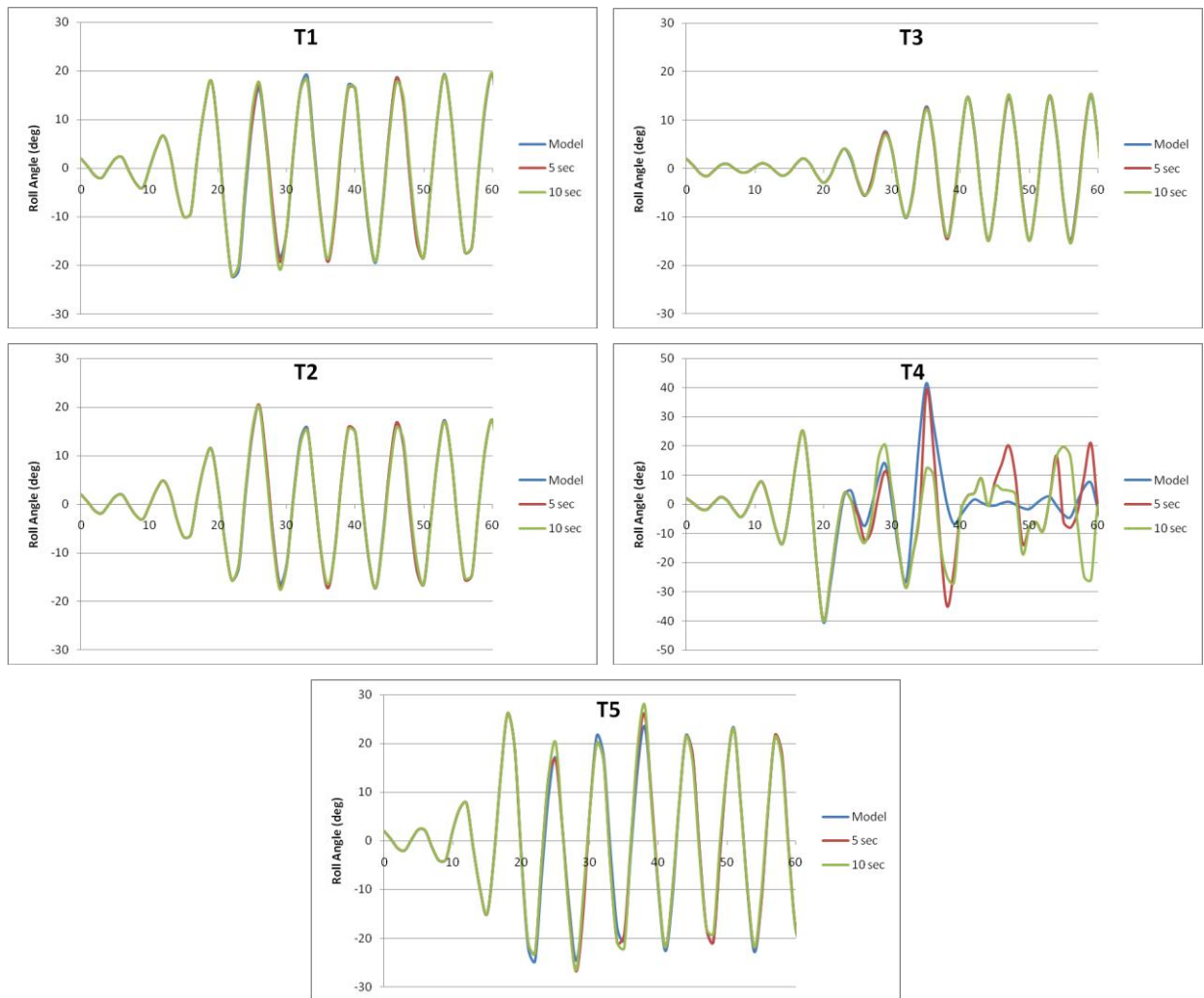


Figura 6: Predicciones. Ángulo de balance.

Como se puede apreciar, los resultados obtenidos en los casos anteriores son bastante prometedores. Sin embargo, puede observarse que en el caso T4 existen algunas discrepancias. Si se analiza la situación de este caso dentro del área de estabilidad, puede observarse que se encuentra muy cercano al límite de la zona en que se produciría el vuelco. En esta zona, la respuesta del sistema es cercana a una respuesta caótica, provocando que la predicción del movimiento de balance sea más compleja que en el resto de casos [21].

Aceleración de balance

Considerando que el objetivo principal del sistema planteado es la predicción de movimientos de balance de elevada amplitud, parece evidente que conociendo los valores de la aceleración en el movimiento de balance puede obtenerse una predicción de cuál va a ser la amplitud del subsiguiente movimiento de balance antes de que este ocurra.

Por ello, se ha realizado un segundo estudio en el que, en lugar de utilizar series temporales de ángulos de balance, se han utilizado aquellas correspondientes a la aceleración de balance. Esto permite, con la misma ventana de tiempo de predicción, conocer antes cuál va a ser la amplitud de la respuesta del movimiento que en el caso anterior.

El sistema utilizado es el mismo que en el caso anterior, es decir, una red perceptrón multicapa, con dos capas ocultas, 40 neuronas por capa, un vector de 40 inputs y un solo valor de salida. Los casos de entrenamiento y de test se han realizado para las mismas combinaciones de amplitudes y frecuencias de oleaje que en el caso anterior, es decir, 49 combinaciones de amplitud y frecuencia que dan lugar a 2660 casos de entrenamiento y cinco casos de prueba.

Los resultados obtenidos se incluyen en las siguientes gráficas:

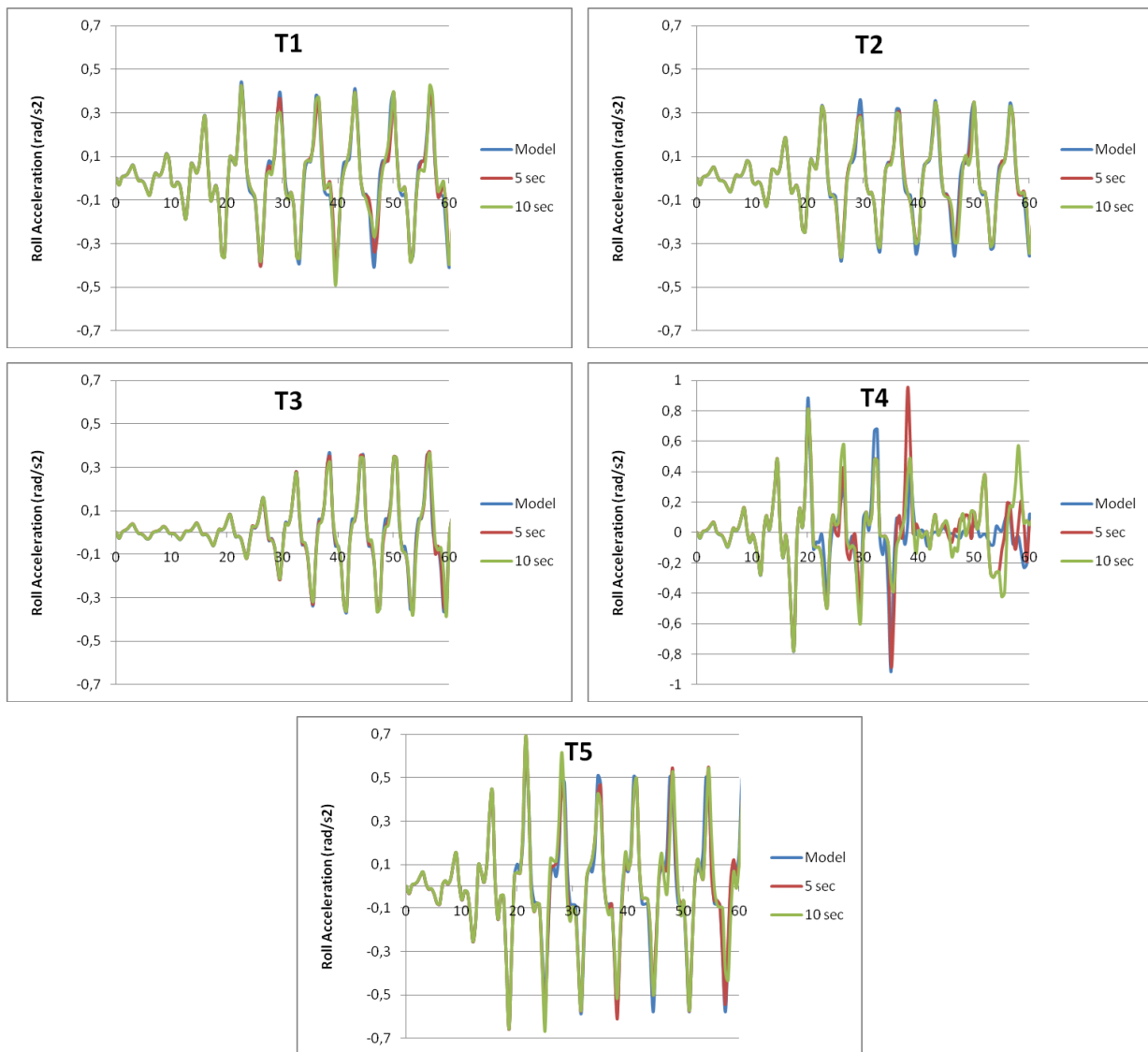


Figura 7: Predicciones. Aceleración de balance.

Como puede apreciarse, los resultados son de nuevo muy prometedores, incluso más que en el caso anterior. Incluso en la condición T4, en la que la respuesta se encuentra en una zona cercana al vuelco, ambas predicciones, tanto la de 5 como la de 10 segundos, proporcionan buenas aproximaciones.

Conclusiones y Trabajo Futuro

En este trabajo se ha presentado una aplicación de las redes neuronales para predecir el comportamiento del buque. El movimiento del mismo se obtiene a partir de un modelo matemático de tres grados de libertad, en

los movimientos de arfada, cabeceo y balance se encuentran acoplados, de un buque de pesca con popa en espejo. Este modelo se ha demostrado capaz de reproducir con fiabilidad los fenómenos de resonancia paramétrica.

Este modelo se ha utilizado para simular el comportamiento del buque en olas longitudinales regulares de proa, para evaluar la eficacia de un sistema basado en redes neuronales artificiales para obtener el comportamiento futuro del buque y a partir de él, poder predecir la aparición de fenómenos de resonancia. Los casos analizados han sido obtenidos para un rango de amplitudes y frecuencias de oleaje bajo los que el buque debe sufrir de resonancia.

El sistema antes mencionado está basado en redes perceptrón multicapa, que toman como entrada una porción de la serie temporal de ángulo o aceleración de balance de 20 segundos y obtienen predicciones de 5 y 10 segundos.

Los resultados obtenidos son prometedores en todos los casos, y reproducen correctamente el comportamiento del buque, especialmente en el caso de la predicción de la aceleración de balance, en el que los resultados son correctos incluso en zonas en que el comportamiento se aproxima al caso caótico.

Este trabajo ha servido como inicio para el desarrollo de un sistema embarcado de predicción de resonancia paramétrica; este sistema deberá analizar los movimientos del buque y, a partir de los mismos, generar una predicción del movimiento futuro. Del estudio de esta predicción deberá determinar si el buque se encuentra en peligro o no de sufrir un episodio de resonancia paramétrica, y si es así, activar una serie de alertas a la tripulación o un sistema de estabilización orientado a atajar el problema automáticamente.

Este sistema podrá integrarse, además, en software de ayuda al patrón, como el diseñado por este mismo equipo investigador y descrito en [22].

Actualmente, el trabajo futuro se encuentra enfocado a aumentar la ventana de predicción del sistema, con el objetivo de aumentar el tiempo de respuesta que el sistema puede aportar para hacer frente al fenómeno de resonancia. Asimismo, también es necesario analizar el comportamiento del sistema en el caso de olas irregulares y también con ensayos en canal de experiencias.

Por último, el proyecto debe completarse con el desarrollo de un sistema de prevención de resonancia paramétrica, que bien mediante el uso de estabilizadores, o bien mediante la variación del rumbo o la velocidad, sea capaz de evitar de un modo automático la aparición de la resonancia paramétrica.

Referencias

- [1] Shin et Al. Criteria for Parametric Roll of Large Containerships in Longitudinal Seas. ABS Technical Papers. SNAME Annual Meeting. 2004.
- [2] France, W.N., Levadou, M., Treakle, T. W., Paulling, J. R., Michel, R. K., Moore C. An Investigation of Head-Sea Parametric Rolling and its Influence on Container Lashing Systems. SNAME Annual Meeting. 2001.
- [3] Carmel, M. A study of a parametric rolling event on a Panamax container vessel. Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board, Vol. 1963. 2006.
- [4] Marine Accident Investigation Branch. Report on the investigation of heavy weather encountered by the cruise ship Pacific Sun. Report No 14/2009. 2009.
- [5] International Maritime Organization (IMO). Recordings of head sea parametric rolling on a PCTC. SLF 47/6/6. 47th Session Sub-Committee on Stability and Load Lines and on Fishing Vessels Safety. 2007.
- [6] International Maritime Organization (IMO). MSC Circ. 1228. Revised Guidance to the Master for Avoiding Dangerous Situations in Adverse Weather and Sea Conditions. 2004.
- [7] SeaWare enRoute. SeaWare A.B. www.seaware.se. 2009.
- [8] Amarcon Octopus-Resonance. Amarcon B.V. www.amarcon.com. 2009.
- [9] Dølhie, K.A. Parametric rolling – a problem solved? DNV Container Ship Update,1, 12-15. 2006.
- [10] Holden, C., Perez, T., Fossen, T. I. Frequency-Motivated Observer Design for the Prediction of Parametric Roll Resonance. Proceedings of the IFAC Conference on Control Applications in Marine Systems. 2007.
- [11] McCue, L.S., Bulian, G. A numerical feasibility study of a parametric roll advance warning system. Journal of Offshore Mechanics and Arctic Engineering. Vol. 129, Issue 3, pp. 165-175. 2007.
- [12] Galeazzi, R., Blanke, M., Poulsen, N. K. Parametric Roll Resonance Detection on Ships from Nonlinear Energy Flow Indicator. Proceedings 7th IFAC Symposium on Fault Detection, Supervision and Safety of Technical Processes. 2009.
- [13] Galeazzi, R., Blanke, M., Poulsen, N. K. Parametric Roll Resonance Detection using Phase Correlation and Log-likelihood Testing Techniques. Proceedings 8th IFAC International Conference on Manoeuvring and Control of Marine Craft, MCMC'2009. 2009.
- [14] Cybenko, G. Approximation by superposition of a sigmoidal function. Mathematics of control, signals and systems. Vol. 2, pp. 303-314. 1989.
- [15] Jones, E.B., Webster, B.N., Birmingham, R.W., Roskilly, A.P. Development of an Adaptive Roll Stabilization System for Fishing Vessels. SNAME World Maritime Technology Conference. 2003.

- [16] Li, H., Guo, C., Jin, H. Design of Adaptive Inverse Mode Wavelet Neural Network Controller of Fin Stabilizer. International Conference on Neural Networks and Brain. 2005.
- [17] Alarcin F., Gulez, K. Rudder roll stabilization for fishing vessel using neural network approach. Ocean Engineering. Vol. 34, pp. 1811–1817. 2007.
- [18] Neves, M. A. S., Rodríguez, C. A. On unstable ship motions resulting from strong non-linear coupling. Ocean Engineering. Vol. 33, pp. 1853-1883. 2006.
- [19] Neves, M.A.S., Pérez N., Lorca O. Analysis of roll motion and stability of a fishing vessel in head seas. Ocean Engineering. Vol. 30, pp. 921–935. 2003.
- [20] Demuth, H., Beale, M., Hagan, M. Neural Network Toolbox 6. User's guide. The MathWorks Inc. 2009.
- [21] Neves, M. A. S., Rodríguez, C. A., Vivanco, J. E. M. On the Limits of Stability of Ships Rolling in Head Seas. Journal of Engineering for the Maritime Environment, Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers. Vol. 223, pp. 517-528.21. 2009.
- [22] Míguez, M., Caamaño, P., Tedín, R., Díaz, V., Martínez, A. Un sistema embarcado de evaluación de la estabilidad y ayuda al patrón de buques de pesca. Ingeniería Naval. 1168 – 1174. 2009.