

Control Neuronal Combinado para Generar Espectros de Oleajes

Luis P. Sánchez Fernández*, José J. Carbajal Hernández, Luis A. Sánchez Pérez, Roberto Herrera Charles

*Instituto Politécnico Nacional. Centro de Investigación en Computación.
Av. Juan de Dios Bátiz s/n casi esq. Miguel Othón de Mendizábal, Col. Nueva Industrial Vallejo. CP 07738. Ciudad de México, México.*

Resumen

Se presenta un método novedoso para controlar la obtención de espectros de energía de oleajes, de gran utilidad en los laboratorios de investigación y desarrollo de Hidráulica Marítima. El elemento final de control o manipulador es un motor eléctrico lineal conectado a un servo-control el cual es supervisado mediante una computadora. El algoritmo de control automático se realiza con un esquema neuronal combinado, compuesto por una red neuronal artificial "feed-forward" y un controlador proporcional integral. El sistema computacional implementado incluye características de autoaprendizaje, materializado en el re-entrenamiento en línea de la red neuronal lo cual hace posible adaptarse a cambios en los parámetros del "proceso controlado" y a perturbaciones, altamente influyentes en el espectro de energía que impacta una obra hidráulica objeto de estudio. Copyright © 2013 CEA. Publicado por Elsevier España, S.L. Todos los derechos reservados.

Palabras Clave:

Control, neuronal, oleaje, espectros, hidráulica.

1. Introducción

A diferencia de los sistemas de control automático de variables de procesos tecnológicos típicos, este artículo presenta un sistema computacional para controlar de forma automatizada la generación de un espectro de energía del oleaje en un canal unidireccional. Con base en la gran dificultad del diseño de las obras costeras y marítimas, es necesario su modelación física a escala reducida, siendo el oleaje un elemento básico a considerar pues resulta complejo y difícil de representar matemáticamente (Goda, 2000; Bretschneider, 1973; Bullock and Morton, 1989; Mitsuyasu et al., 1980). Los modelos matemáticos hacen posible representar las perturbaciones del mar y calcular sus efectos, aunque en muchos casos, necesitan una calibración por medio de la modelación física. En el diseño de obras costeras y marítimas complejas, la modelación física a escala reducida, es esencial. Es por ello que se requiere reproducir en los laboratorios, el oleaje típico de las zonas donde se construirán las obras.

Se presenta en este trabajo dos elementos novedosos con base en la aplicación y que son los motores lineales y las redes neuronales artificiales (RNA), a fin de obtener mejor relación exactitud/velocidad de respuesta, durante la generación de oleajes deseados u objetivos, y menor necesidad de intervención de los operadores.

El control se realiza con un lazo cerrado de control automático, denominado control combinado o control neuronal supervisado, pues utiliza una red neuronal inversa (RNI) y un controlador discreto proporcional-integral (PI) (Ogata, 1996). El control neuronal combinado (Hertz, Palmer and Krogh, 1994; Psaltis, 1988) favorece que la respuesta transitoria desaparezca rápidamente. Este comportamiento puede ser interpretado como una calibración rápida. La red neuronal con adaptación en línea permite identificar, cada vez que resulte necesario, el modelo matemático del canal cuyos parámetros pueden variar con el tiempo y las características de las obras hidráulicas objeto de estudio, lo cual hace que el sistema pueda operar sin la intervención de un experto y con mejor desempeño.

El trabajo está formado por las secciones siguientes: Trabajos Relacionados y Diferencias con el Método que se Presenta, Soporte Técnico, Teoría de la Generación de Oleaje Irregular Unidireccional (OIU), Neuro-Control Neuronal Combinado para Generar OIU, Topología y Entrenamiento de la Red Neuronal, Evaluación y Comparación del Sistema y Conclusiones.

2. Trabajos Relacionados y Diferencias con el Método Presentado

Los trabajos relacionados con el control de la generación de OIU en laboratorios de investigación contienen, en principio, un método semi-automatizado donde la experiencia del operador es un factor esencial en el desempeño del sistema. La Fig. 1 resume dicho proceso (Goda, 2000). Estos sistemas de control convencional, *en general de lazo abierto*, necesitan un tiempo relativamente grande para la calibración de cada experimento, a

* Autor en correspondencia.

Correos electrónicos: lsanchez@cic.ipn.mx (Luis P. Sánchez), carbajalito@hotmail.com (José J. Carbajal), asancheza09@sagitario.cic.ipn.mx (Luis A. Sánchez), charles@citedi.mx (Roberto Herrera)
URL: www.cic.ipn.mx (Luis P. Sánchez)

fin de generar un patrón espectral de oleaje deseado u objetivo. En la Fig. 1, los bloques y líneas discontinuas, son funciones y operaciones que debe realizar el operador. Su efectividad está vinculada estrechamente con la intuición y la experiencia que posea sobre el comportamiento del canal de oleaje, cuyo modelo matemático tiene parámetros que pueden variar con cambios en el fondo y las paredes del canal, el nivel medio del agua y la reflexión del oleaje producida por las obras hidráulicas que se estudian en el mismo tales como secciones transversales de: "pedraplens", construcciones portuarias, plataformas petroleras, playas artificiales, rompeolas, entre otras.

En el enfoque de este trabajo, el entrenamiento y la adaptación de la red neuronal, se realiza para que estime un modelo inverso que represente el comportamiento en estado estacionario del generador de oleaje y el canal de olas. Para las mediciones y cálculos hay que considerar un tiempo de espera (Figs. 7 y 9) para que concluya, en lo general, el estado transitorio y los efectos por los retardos de tiempo en la propagación de las olas desde el generador de oleaje y el punto de medición. Al presentar los canales de oleaje, longitudes pequeñas respecto a los canales de irrigación (Rivas, Feliu and Sanchez, 2007) tales tiempos de espera son relativamente pequeños. El modelo inverso a estimar incluirá el efecto de la reflexión producida por las obras objeto de estudio y la re-reflexión producida por la propia paleta del generador (Goda and Suzuki, 1976; Kimura, 1985; Medina, 2001).

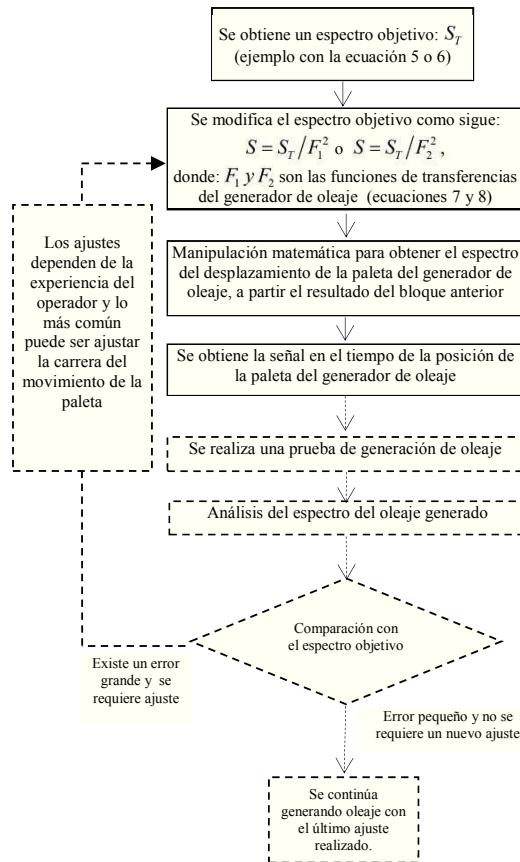


Figura 1: Resumen de un proceso convencional de generación de oleaje irregular.

3. Soporte Técnico

La Fig. 2 es una vista de la instalación donde se realizó la comprobación experimental del sistema. Está formada por un motor lineal y un canal de sección rectangular, de 12 m de longitud, 40 cm de profundidad y 30 cm de ancho. En su parte final existe un disipador construido con medio poroso para disminuir la reflexión del oleaje, en porcentajes menores al 10%.

Las Fig. 3 presenta los diagramas de desempeño del motor lineal el cual es un tipo de motor eléctrico de inducción, con el estator fijo y la armadura móvil, ambos son rectos y paralelos (más bien son circulares y uno dentro del otro como en un motor de inducción) y ofrecen ventajas sobre las tecnologías convencionales, en cuanto a peso, tamaño, costos de instalación y mantenimiento, precisión, velocidad, control, programabilidad, confiabilidad y ruido (Alter and Tsao, 1996). Esta tecnología ofrece a la industria del control del movimiento una alternativa atractiva a las fuentes de potencia mecánicas, neumáticas e hidráulicas, para el control del movimiento lineal. Son fáciles de instalar e integrar. La posición y la fuerza son completamente programables y no existe repercusión negativa o compresibilidad del fluido que comprometa la exactitud de la posición.

La curva de la fuerza máxima es simétrica al centro del rango del movimiento llamada posición cero (Fig. 3a). En el diagrama de fuerza contra carrera (posición) la curva punteada representa el comportamiento para otro voltaje de alimentación u otra potencia del motor lineal. La posición cero se puede encontrar en la hoja de datos de cada motor lineal y es diferente para cada uno de ellos así como la fuerza máxima es dependiente del voltaje de alimentación. El diagrama de tiempo de subida contra carrera (Fig. 3b) proporciona la información sobre los tiempos de desplazamiento mínimos para un movimiento punto a punto horizontal en dependencia de la variación de la masa de la carga y se considera un movimiento sinusoidal. Los valores del diagrama cubren el tiempo tomado desde un punto de ajuste hasta la parada en la posición objetivo. Para el ejemplo mostrado, si el motor debe mover 45 mm una carga de 100 g, el tiempo tomado será de 52 ms. Las Figs. 4a, 4b y 4c muestran la conexión, el esquema y el control embebido del motor lineal, respectivamente.



Figura 2: Vista del canal y motor lineal con el batidor de paleta.

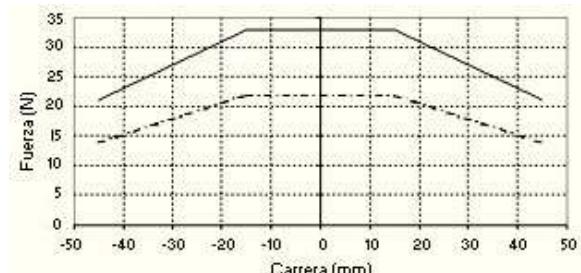


Figura 3a: Diagrama de fuerza y carrera del motor lineal.

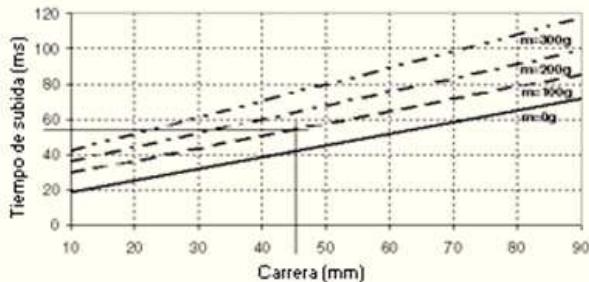


Figura 3b: Diagrama de tiempo de subida y carrera del motor lineal.

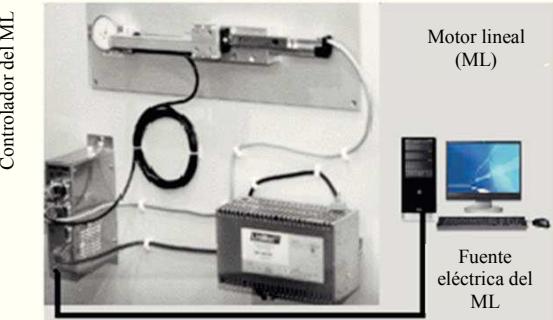


Figura 4a: Conexión de los módulos del motor lineal.

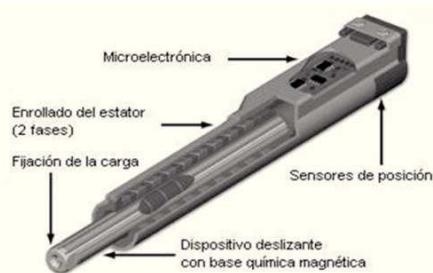


Figura 4b: Esquema del motor lineal.

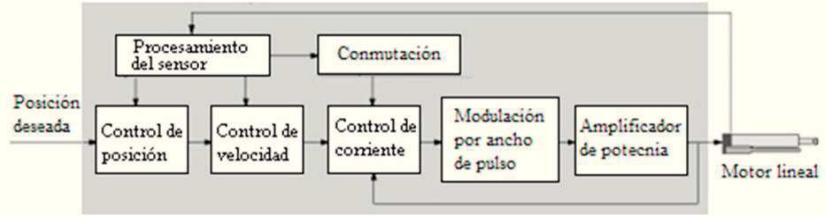


Figura 4c: Diagrama del control embebido en el motor lineal.

4. Teoría de la Generación de Oleaje Irregular Unidireccional

Los perfiles del oleaje marítimo aleatorio pueden ser expresados por medio de varias representaciones matemáticas (Goda, 2000). Escoger una u otra, depende de la manipulación matemática que sea interés realizar, para oleaje multidireccional puede expresarse con (1).

$$\eta(t) = F(x, y, t) = \sum_{n=1}^{\infty} a_n \cos(k_n x \cos \theta_n + k_n y \sin \theta_n - 2\pi f_n t + \varepsilon_n), \quad (1)$$

donde:

$\eta(t)$: Perfil del oleaje.

x : Coordenada cartesiana x.

y : Coordenada cartesiana y.

t : Tiempo; a_n : Amplitud de las olas.

k_n : Número de onda de las olas. Es una propiedad inversamente proporcional a la longitud de onda, y tiene unidades de radianes por metro. El número de onda es la analogía espacial de la velocidad angular. La transformada de Fourier en el dominio del tiempo resulta en una función en el dominio de la frecuencia; mientras que si se la aplica en el dominio espacial (los datos como una función de la posición) resulta en una función dependiente del número de onda.

$k = 2\pi/L$, donde L es la longitud de onda.

θ_n : Dirección de las olas.

f_n : Frecuencia de las olas.

ε_n : Fase de las olas.

Esta expresión asigna un número a cada combinación de frecuencia y dirección de propagación, para un número infinito de olas componentes, y las suma.

Cuando el perfil de las olas irregulares es observado en un punto fijo en el mar, tal como cuando es registrado por un medidor de olas, se expresa mediante (2).

$$\eta(t) = \sum_{n=1}^{\infty} a_n \cos(2\pi f_n t + \varepsilon_n), \quad (2)$$

donde:

$\eta(t)$: Perfil del oleaje en función de tiempo t .

a_n : Amplitud de las olas componentes.

f_n : Frecuencia de las olas componentes.

ε_n : Fase de las olas.

En (2) la suma de los cuadrados de las amplitudes de olas sobre un intervalo de f a $f + df$ es finita y única. Este valor está dado por $S(f)$ con (3), la cual es básica para el análisis espectral de un registro de **OIU** en una estación fija. La función $S(f)$ es llamada la densidad espectral del oleaje o simplemente espectro de energía.

$$\sum_f^{f+df} \frac{1}{2} a_n^2 = S(f) df \quad (3)$$

La ecuación (3), sin embargo, contiene un número infinito de amplitudes a_n^2 para las componentes de las olas, y esto no es aplicable al cálculo práctico, por tanto, se adquiere un registro de oleaje $\eta(t_*)$ de N puntos, con período de muestreo constante: $\eta(\Delta t)$, $\eta(2\Delta t)$, ..., $\eta(N\Delta t)$ y se realiza el análisis de armónicos mediante la serie de Fourier finita (Goda, 2000; Oppenheim, Schafer and Buck, 1999) con (4).

$$\begin{aligned}\eta(t_*) = & \frac{A_0}{2} + \sum_{k=1}^{N/2-1} \left(A_k \cos\left(\frac{2\pi k}{N} t_*\right) + B_k \sin\left(\frac{2\pi k}{N} t_*\right) \right) \\ & + \frac{A_{N/2}}{2} \cos(\cos(\pi t_*)) \\ t_* & = t / \Delta t; t_* = 1, 2, 3, \dots, N\end{aligned}\quad (4)$$

La ecuación (4) brinda las mismas elevaciones de la superficie que el perfil de oleaje original $\eta(n\Delta t)$ en los puntos $t_* = 1, 2, 3, \dots, N$ si los coeficientes de Fourier son determinados como:

$$A_k = \frac{2}{N} \sum_{t_*=1}^N \eta(t_*) \cos\left(\frac{2\pi k}{N} t_*\right) : 0 \leq k \leq N/2$$

$$B_k = \frac{2}{N} \sum_{t_*=1}^N \eta(t_*) \sin\left(\frac{2\pi k}{N} t_*\right) : 1 \leq k \leq (N/2)-1$$

Si N es suficientemente grande los coeficientes A_k y B_k mantendrán una distribución normal con media cero y permiten estimar la función de densidad espectral $\hat{S}(f_k)$ después de un procesamiento estadístico adecuado (Goda, 2000).

Otra alternativa para hallar la función de densidad espectral de un oleaje es utilizar su altura y período significativos y aplicarlos a ecuaciones empíricas del espectro dadas por (Goda, 2000; Mitsuyasu et al., 1980), etc. Por ejemplo, los espectros del oleaje producidos por el viento, desarrollados en mar abierto, pueden ser aproximados por las ecuaciones empíricas (5) y (6) (Goda, 2000).

$$S(f) = 0.257 H_{1/3}^2 T_{1/3}^{-4} f^{-5} \exp(-1.03(T_{1/3} f)^{-4}), \quad (5)$$

$$S(f) = 0.205 H_{1/3}^2 T_{1/3}^{-4} f^{-5} \exp(-0.75(T_{1/3} f)^{-4}), \quad (6)$$

donde:

$H_{1/3}$ y $T_{1/3}$ son la altura y período significativos del oleaje, respectivamente.

f es la frecuencia.

A modo de comparación, la Fig. 5 presenta un ejemplo del espectro del mar con veinte puntos o muestras, interpoladas linealmente. La línea con guiones y puntos es el resultado de ajustar (6) con los valores de la altura y período significativos del registro de oleaje. Hay cierta diferencia entre el espectro real y el estándar, pero se puede considerar que las ecuaciones empíricas (5) y (6) describen bien las características del espectro real (Goda, 2000). Tales desviaciones son debidas a que para el espectro obtenido mediante las observaciones se utilizan sólo 20 valores de frecuencias por lo que existe una baja resolución espectral,

además, se utilizó interpolación lineal, en lugar de interpolación compleja o mediante esplines cúbicos (Sánchez, 2004).

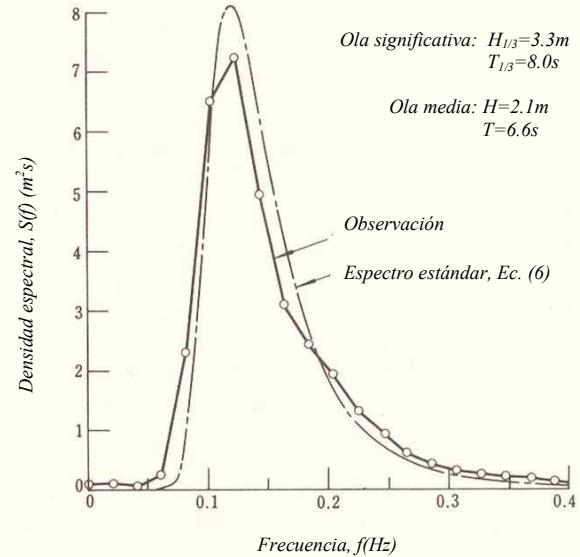


Figura 5: Ejemplo de espectro del oleaje del mar.

Los generadores de oleajes mecánicos son más útiles, simples y reproducen mejor las formas de onda. Varios investigadores (Bretschneider, 1973; Goda, 2000; Mitsuyasu et al., 1980) estudiaron la teoría del desplazamiento del batidor (paleta) y de las características de las olas generadas. La función de transferencia del generador de oleaje o batidor representa la relación entre la altura del oleaje generado y la amplitud del desplazamiento de la paleta para olas de período constante. La misma se presenta en detalles en (Biésel and Suquet, 1951) quedando como (7) y (8).

Tipo pistón:

$$F_1 = \frac{H}{2e} = \frac{4 \sinh^2(2\pi h/L)}{4\pi h/L + \sinh(4\pi h/L)} \quad (7)$$

Tipo aleta:

$$F_2 = \frac{H}{2e} = \left(\frac{4 \sinh^2(2\pi h/L)}{4\pi h/L} \right) \left(\frac{1 - \cosh(2\pi h/L) + (2\pi h/L) \sinh(2\pi h/L)}{2\pi h/L + \sinh(2\pi h/L)} \right), \quad (8)$$

donde:

H : Altura de las olas generadas.

e : Amplitud del movimiento de la paleta en el nivel medio del agua.

L : Longitud de onda de las olas.

h es la profundidad del agua del canal delante de la paleta.

El espectro de energía del oleaje deseado u objetivo (S_T) es dividido por el cuadrado de la función de la transferencia del generador de oleaje F_1^2 o F_2^2 para obtener el espectro del desplazamiento de su paleta.

5. Neuro-Control Neuronal Combinado para Generar Oleaje Irregular Unidireccional

El método desarrollado permite generar OIU con un mejor desempeño sobre la relación exactitud/velocidad de respuesta, comparado con sistemas convencionales. El sistema posee autoaprendizaje pues está adaptándose permanentemente al comportamiento del canal en estado estacionario, como resultado de cambios en sus parámetros de diseño u operación y está inspirado en un controlador neuronal de estabilización cuyo esquema se presenta en la Fig. 6 (Hagan and Demuth, 2008). La ventaja de esta arquitectura es que comienza con un sistema estable aun cuando la red neuronal no ha sido adecuadamente entrenada. Una arquitectura de control similar (aunque más compleja) en la cual controladores de estabilización son usados en paralelo con controladores de redes neuronales es descrita en (Sanner and Slotine, 1992).

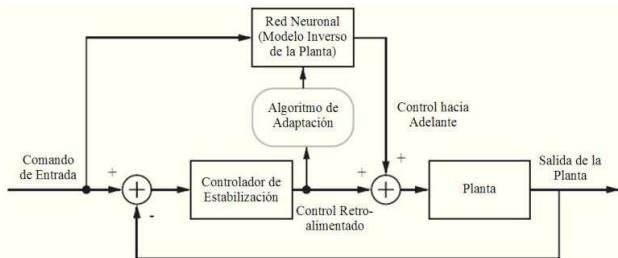


Figura 6: Controlador de estabilización.

Con base en el esquema de la Fig. 6, se ha utilizado un esquema de control neuronal combinado para controlar la generación de OIU el cual es presentado en la Fig. 7, y donde se representan las siguientes variables y bloques:

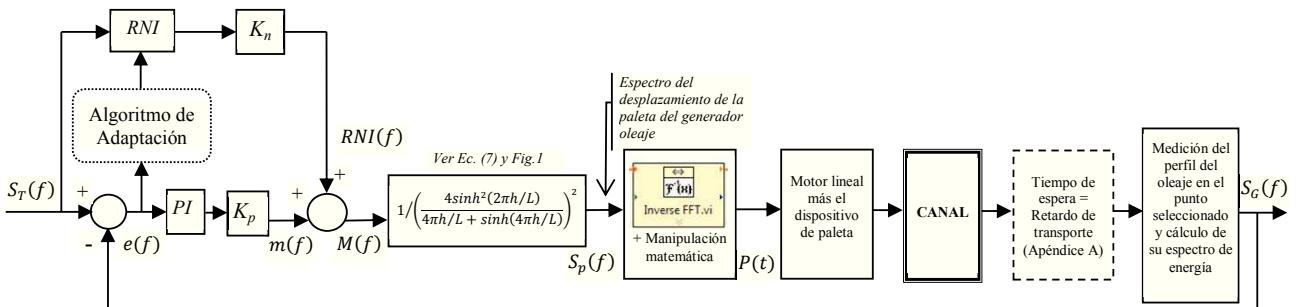


Figura 7: Diagrama funcional del control neuronal combinado para la generación de patrones espectrales de OIU.

$$E = e(f_1) + e(f_2) + e(f_3) \dots e(f_{64}) \quad (9)$$

El vector del error $e(f)$ se calcula con (10)

$$e(f) = \begin{bmatrix} e(f_1) \\ e(f_2) \\ e(f_3) \\ e(f_4) \\ \vdots \\ e(f_{64}) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} S_T(f_1) - S_G(f_1) \\ S_T(f_2) - S_G(f_2) \\ S_T(f_3) - S_G(f_3) \\ S_T(f_4) - S_G(f_4) \\ \vdots \\ S_T(f_{64}) - S_G(f_{64}) \end{bmatrix} \quad (10)$$

$S_T(f)$: Espectro objetivo. Es el espectro de energía del oleaje o densidad espectral que se desea generar. Es un vector con los armónicos del espectro para f_i desde $i=1$ hasta n . Después de múltiples análisis experimentales se escogió $n=64$.

$e(f)$: Error que indica cuan parecido es el espectro del oleaje generado con el espectro objetivo.

PI : Algoritmo de control proporcional integral, con autoajuste (Herrera y Sánchez, 2008).

$m(f)$: Salida del controlador PI .

K_p : Parámetro que puede tomar valor 0 ó 1.

RNI : Red neuronal inversa. Una vez entrenada se aproxima el al modelo inverso de la “planta” en estado estacionario.

$RNI(f)$: Salida de la red neuronal.

K_n : Parámetro que puede tomar valor 0 ó 1.

$S_p(f)$: Espectro del desplazamiento de la paleta del generador oleaje.

$P(t)$: Señal en el tiempo de la posición de la paleta del generador oleaje.

$S_G(f)$: Espectro de energía del oleaje generado. Se puede introducir en el programa de cómputo un indicador (tolerancia) de cuan pequeño se desea el error E calculado con (9).

Aunque el sistema de generación de oleaje utilizado es sencillo, permite demostrar la viabilidad del método presentado para canales de mayores dimensiones, los cuales en general, se instalan por encargo, y durante su puesta en marcha el análisis experimental es primordial y permite realizar una identificación del modelo inverso, cuyas características son complejas, no lineales y de parámetros variantes cuando cambia el nivel medio del agua, el fondo y las paredes, así como la reflexión del oleaje provocado por el tipo de obras hidráulicas objeto de estudio. Es por ello que una red neuronal es un modelo matemático de alto desempeño cuando se le adicionan al sistema elementos de autoaprendizaje o entrenamiento en línea.

El controlador PI con base en la ecuación general discreta (Ogata, 1996) es aplicada para corregir cada uno de los 64 errores $e(f_i)$ dado en (10), correspondientes a cada una de las 64 frecuencias tomadas en los espectros ($i=1$ hasta 64). La expresión utilizada para el controlador PI se presenta en (11).

$$m(f_i)[kT] = k_c \left[e(f_i)[kT] + \frac{T}{\tau} \sum_{j=1}^k \frac{e(f_i)[(j-1)T] - e(f_i)[jT]}{2} \right], \quad (11)$$

donde:

T : Período de corrección del control (es un múltiplo del período de muestreo del perfil del oleaje. Es ajustable durante las pruebas del sistema y en la etapa de operación. En general, debe ser mayor que el tiempo de propagación del oleaje en el canal (ver Apéndice A).

k : Instante de corrección actual y puede ser igual a 1,2,...,6 (en general cuando el controlador está bien ajustado sólo han sido necesarios de 2 a 4 instantes o pasos de corrección).

$m(f_i)[kT]$: Salida del controlador para el instante de corrección k para la frecuencia f_i .

$e(f_i)[kT]$: Error del lazo de control en el instante de corrección k para la frecuencia f_i .

Se define $M(f_i)$ como el valor total de la variable manipulada para la frecuencia f_i y es calculada con (12), siendo $RNI(f_i)$ la salida de la neurona i , de la capa de salida ($i=1$ hasta 64).

$$M(f_i) = RNI(f_i) + m(f_i) \quad (12)$$

Se define $M(f_i)[kT]$ como el valor total de la variable manipulada para la frecuencia f_i y el instante de corrección k y está dada por (13).

$$M(f_i)[kT] = RNI(f_i) + m(f_i)[kT] \quad (13)$$

El algoritmo computacional se divide en dos etapas nombradas control grueso y control fino (Shaohua, 1992) y se utilizan dos controladores diferentes para obtener la acción de control específica en cada caso:

1) Control grueso, para $K_p=0$ y $K_n=1$: Se utiliza solamente la red neuronal la cual llevará la salida del sistema controlado (oleaje generado incidente o total) a la cercanía del “set-point” representado por el espectro objetivo o de referencia que se desea generar. Si el error E , calculado con (9) es menor al valor preestablecido por un operador mediante el programa de cómputo, se puede considerar que se está generando el espectro objetivo o de referencia, lo cual sucede cuando no han existido variaciones significativas en los parámetros del canal y en los niveles de reflexión del oleaje, desde el último entrenamiento realizado a la red neuronal. Ésta una vez entrenada, representa el **modelo inverso** del canal incluyendo su generador de olas y el comportamiento a causa de los niveles de reflexión del oleaje. Es posible, para el punto de medición, utilizar el espectro de energía del oleaje total o del oleaje incidente; en el último caso, siempre y cuando se esté calculando el oleaje reflejado. En los laboratorios es conveniente neutralizar el oleaje reflejado (por ejemplo con absorción activa) y es necesario saber qué oleaje está incidiendo en la estructura estudiada (Schäffer and Hyllested, 1999).

Para que la red neuronal represente el **modelo inverso**, los **patrones de entrada** se obtienen del espectro del oleaje generado $S_G(f)$ en el punto de medición, y los **patrones de salida** se obtienen del **espectro objetivo** $S_T(f)$ ver Figs. 8 y 9. Si el error E calculado con (9) es mayor al valor preestablecido, puede considerarse que han variado significativamente los parámetros del canal o sus niveles de reflexión desde el último entrenamiento realizado a la red neuronal; para este caso, se obtiene en línea un nuevo patrón de entrenamiento ($S_G(f)$) patrón de entrada y $M(f)$ patrón de salida el cual puede sustituir un patrón ya

utilizado en un entrenamiento anterior *si ambos tienen el mismo patrón de entrada*, sino se convierte en un patrón adicional, y se inicia un nuevo entrenamiento en línea denominado autoaprendizaje o adaptación (ver detalles en la Sección 6.1).

2) Control fino, para $K_p=1$ y $K_n=1$: **Mientras no concluya el autoaprendizaje o adaptación de la red neuronal**, el algoritmo computacional incluye la etapa fina de control para llevar la salida del sistema controlado (espectro generado $S_G(f)$) a valores cercanos al “set-point” $S_T(f)$ y reducir el error E , para lo cual utiliza un controlador PI (Åström and Hägglund, 2001; Åström and Hägglund, 2004) con un algoritmo de autoajuste desarrollado para este trabajo (Herrera y Sánchez, 2008).

6. Topología y Entrenamiento de la Red Neuronal

Mediante múltiples pruebas la topología final de la red neuronal fue de 65, 16 y 64 neuronas (entrada, capa oculta y de salida, respectivamente). Para cada patrón de entrenamiento se seleccionan la amplitudes del espectro de energía para las frecuencias f_i desde $i=1,2,3,...,64$, quedando como:

- Patrón de entrada: $[S_G(f_1), S_G(f_2), \dots, S_G(f_{64}), h]$
 h : es el nivel medio del agua en el canal de oleaje.
- Patrón de salida durante el diseño del sistema (fuera de línea): $[S_T(f_1), S_T(f_2), \dots, S_T(f_{64})]$. Ver Figs. 8 y 9.
- Patrón de salida en el autoaprendizaje o adaptación (en línea)): $[M(f_1), M(f_2), \dots, M(f_{64})]$, (ver Figs. 7 y 8).

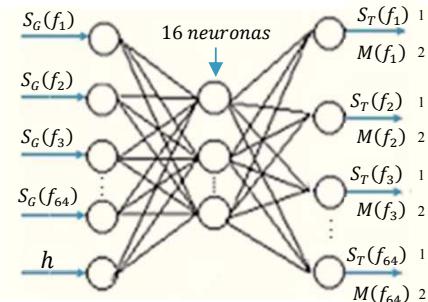


Figura 8: Topología de la red neuronal (1: fuera de línea; 2: en línea u operación).

Durante la etapa de diseño se utilizaron 180 patrones con una razón de 0.7/0.15/0.15 (entrenamiento/validación/prueba) y posteriormente se utilizaron 30 patrones adicionales para pruebas (para cada conjunto de oleaje total y de oleaje incidente, respectivamente), los cuales permitieron observar que la red neuronal tuvo un desempeño satisfactorio en sus propiedades de generalización. La red neuronal entrenó con un errores muy cercanos a $1.78569e^{-09}$ en 27 épocas, lo cual se considera excelente, deteniéndose el entrenamiento por validación. La Figs. 10 y 11 muestran ejemplos de patrones de entrenamiento y su desempeño, respectivamente.

6.1. Detalles del algoritmo de adaptación

Una vez que la etapa de control fino ha terminado su función de corrección, se utiliza el espectro generado $S_G(f)$ y se determina si es similar a un patrón de entrada del conjunto de entrenamiento previo P_e representado por (14).

$$P_e = \begin{bmatrix} S_{G_1}(f_1) & S_{G_2}(f_1) & \cdots & S_{G_N}(f_1) \\ S_{G_1}(f_2) & S_{G_2}(f_2) & \cdots & S_{G_N}(f_2) \\ S_{G_1}(f_3) & S_{G_2}(f_3) & \cdots & S_{G_N}(f_3) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ S_{G_1}(f_{64}) & S_{G_2}(f_{64}) & \cdots & S_{G_N}(f_{64}) \end{bmatrix}, \quad (14)$$

donde:

N : es el número de patrones del conjunto de entrenamiento.

Para entrenamientos en línea mediante el algoritmo de adaptación, N puede mantenerse igual si son sustituidos viejos patrones o puede aumentar si son adicionados nuevos patrones.

Para hallar la similitud entre el $S_G(f)$ generado y algún patrón de entrada del conjunto de entrenamiento previo P_e representado por (14), se obtiene un error normalizado con (15).

$$E_j = \sum_{i=1}^{64} |S_G(f_i) - S_{G_j}(f_i)| / \text{Max } S_G(f), \quad (15)$$

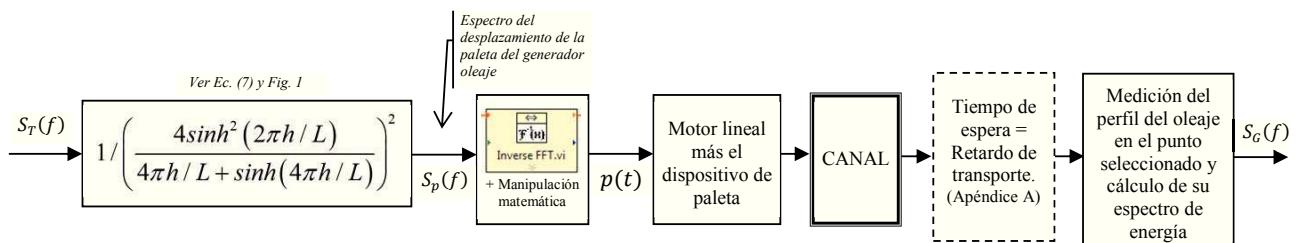


Figura 9: Diagrama funcional para la adquisición de los espectros de energía fuera de línea, utilizados para obtener los patrones de entrenamiento de la red neuronal (durante el diseño del sistema).

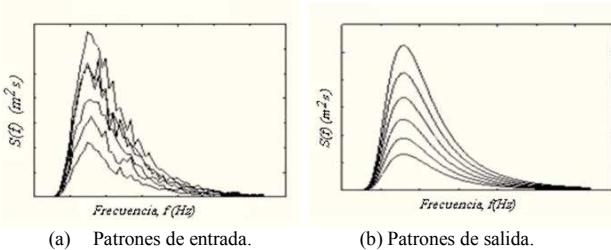


Figura 10: Ejemplos de patrones de entrenamiento.

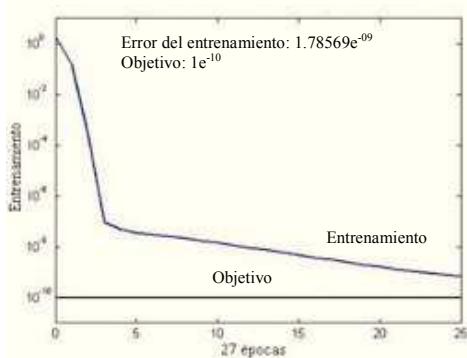


Figura 11: Desempeño en el entrenamiento.

para $j=1,2 \dots N$. En el análisis de toma el menor valor de E_j .

Si $E_j < \alpha$ se puede considerar que dichos patrones son similares y se sustituye el par de patrones de entrada/salida del entrenamiento previo, por un par nuevo como se muestra en (16) (ver Fig. 8), siendo α un valor experimental para cada aplicación. Un valor pequeño de α significará un aumento progresivo del número de patrones N del conjunto de entrenamiento, lo cual es informado al operador el que tiene la opción de variar α con las sugerencias que le realiza el sistema computacional.

$$\begin{bmatrix} S_{G_j}(f_1) \\ S_{G_j}(f_2) \\ S_{G_j}(f_3) \\ \vdots \\ S_{G_j}(f_{64}) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} S_G(f_1) \\ S_G(f_2) \\ S_G(f_3) \\ \vdots \\ S_G(f_{64}) \end{bmatrix}; \begin{bmatrix} S_{T_j}(f_1) \\ S_{T_j}(f_2) \\ S_{T_j}(f_3) \\ \vdots \\ S_{T_j}(f_{64}) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} M(f_1) \\ M(f_2) \\ M(f_3) \\ \vdots \\ M(f_{64}) \end{bmatrix} \quad (16)$$

7. Evaluación y Comparación del Sistema

Las Figuras 12 y 13, para oleaje total y oleaje incidente, respectivamente, muestran resultados del control actuando solamente la red neuronal inversa (etapa gruesa del control) lo cual será suficiente si no han cambiado las características del canal, incluyendo los niveles de reflexión, desde la última vez que la red neuronal fue entrenada y representa el costo mínimo en tiempo para generar un espectro objetivo. El error es mínimo comparado con el desempeño del método convencional que se presenta en la Figs. 16 y 17, para oleaje total y oleaje incidente, respectivamente.

Las Figuras 14 y 15, para oleaje total y oleaje incidente, respectivamente, presentan el control neuronal combinado cuando las dos etapas de control se utilizan (etapa de control grueso por medio de la red neuronal inversa y la etapa de control fino por medio del controlador PI en cuatro pasos de corrección). También el error es mínimo comparado con el método convencional presentado en las Figs. 16 y 17 y que se ha utilizado como base de comparación principal en este trabajo. El mismo es descrito en (Goda, 2000) siendo ampliamente citado en artículos científicos y trabajos del área, así como empleado en sistemas de generación de oleaje y donde un operador experimentado es esencial para realizar ajustes reiterados, principalmente en la carrera del movimiento de la paleta, hasta obtener resultados deseables (ver Fig. 1). En el presente trabajo la red neuronal con un elemento de adaptación está permanentemente memorizando y

generalizando la mejor forma de manipular el generador de oleaje antes nuevos espectros objetivos a producir, así como frente a perturbaciones ocasionadas por cambios físicos del canal y de las obras hidráulicas objeto de estudio. En los resultados obtenidos y presentados, aunque parten de un análisis teórico fundamental; dadas sus características típicas de reconocimiento de patrones y autoaprendizaje, la etapa experimental fuera de línea y en operación es esencial.

Existen excelentes artículos científicos donde se presentan importantes y profundos análisis matemáticos y de simulación en temas afines de control óptimo, tales como (Babarit, Clément, 2006). Asimismo, en (Guizien, Barthélémy, 2002) se describe un nuevo procedimiento sobre la exactitud para la generación de una onda solitaria mediante un generador de paleta. Aunque no pueden ser utilizados como base de comparación con el trabajo que presentamos, si constituyen aportes interesantes y valiosos al estado del arte y enriquecen el uso de herramientas matemáticas, de control y computacionales en un área del conocimiento de grandes y costosos sistemas de generación de oleaje regular e irregular.

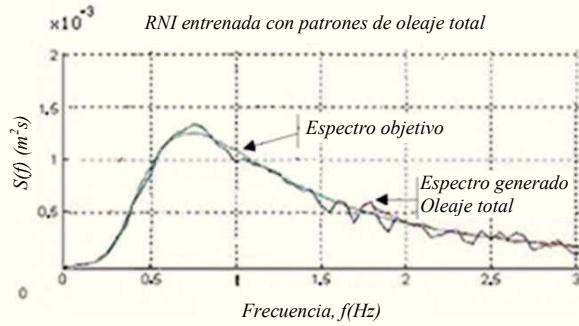


Figura 12: Desempeño del control actuando solamente la red neuronal inversa (RNI) (etapa gruesa del control) para oleaje total.

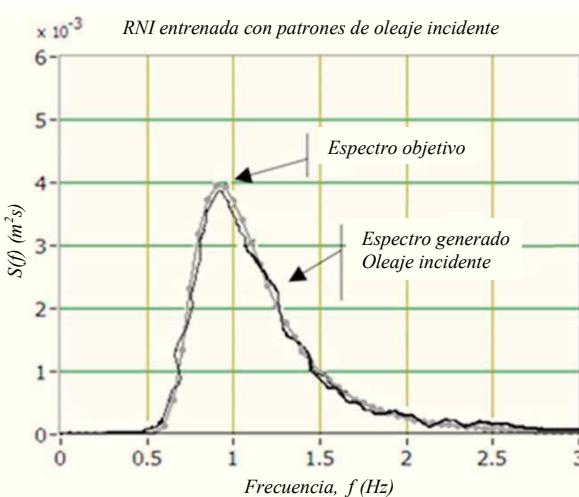


Figura 13: Desempeño del control actuando solamente la red neuronal inversa (RNI) (etapa gruesa del control) para oleaje incidente.

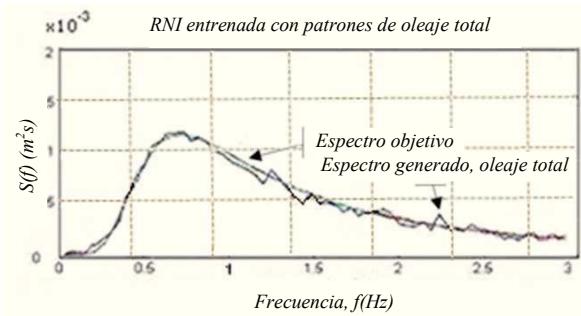


Figura 14: Desempeño del control neuronal combinado cuando las dos etapas de control se utilizan (control grueso por medio de la RNI y control fino con el controlador PI en cuatro pasos de corrección) para oleaje total.

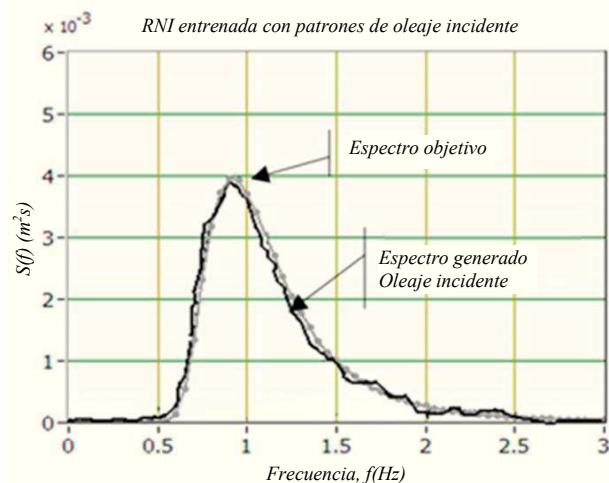


Figura 15: Desempeño del control neuronal combinado cuando las dos etapas de control se utilizan (control grueso por medio de la RNI y control fino con el controlador PI en cuatro pasos de corrección) para oleaje incidente.

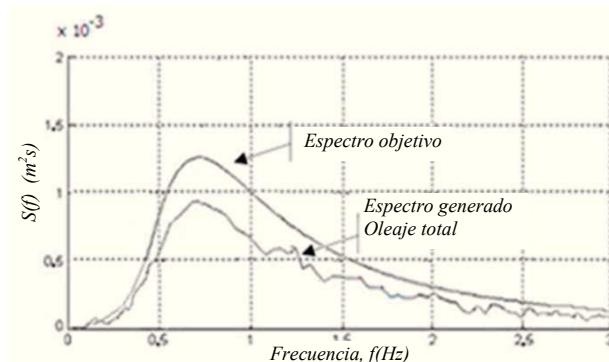


Figura 16: Desempeño del control convencional operado por un experto, para tiempos de respuesta similares al control neuronal combinado en cuatro pasos de corrección mediante el PI, para oleaje total.

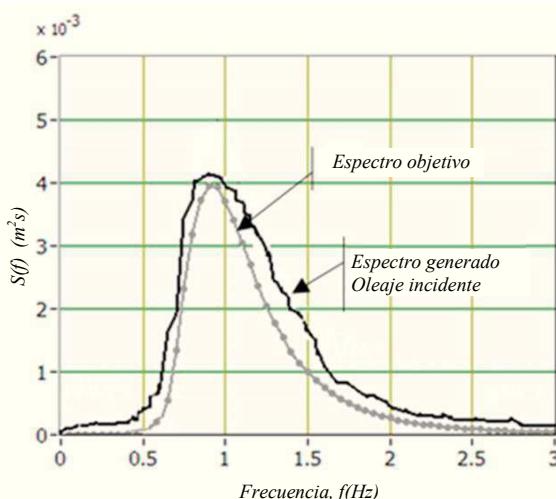


Figura 17: Desempeño del control convencional operado por un experto, para tiempos de respuesta similares al control neuronal combinado en cuatro pasos de corrección mediante el PI, para oleaje incidente.

Para comparar el desempeño del sistema propuesto, el control convencional fue realizado por un operador experto y se evaluó la exactitud obtenida para los mismos tiempos de respuesta. Como fue mostrado, las pruebas se hicieron para oleaje total y para oleaje incidente y en ambos casos los resultados son similares. En los gráficos del oleaje incidente la escala del eje Y es mayor pues el oleaje objetivo era de una altura significativa mayor y de período menor.

8. Conclusiones

El control neuronal combinado preservará un funcionamiento satisfactorio para una amplia gama de condiciones de operación y de fluctuaciones de los parámetros del canal, obteniéndose un sistema novedoso con mejor desempeño sobre la relación exactitud/velocidad de respuesta, respecto al método convencional, lo cual es especialmente deseable, capaz de adaptarse ante cambios en los parámetros del proceso y la presencia de perturbaciones altamente influyentes en el espectro de energía que impacta una obra objeto de estudio, tal como la reflexión y la atenuación de las ondas incidentes.

El sistema computacional cumple las restricciones de tiempo demandadas por el control neuronal combinado para la generación de OIU al ser implementado en una arquitectura distribuida, pues el motor lineal tiene un sistema de control automático de posición embebido, independiente del sistema operativo de la computadora.

El sistema está en funcionamiento desde hace más de tres años en un canal con características similares al utilizado en el estudio. Las opiniones de usuarios y operadores expertos sobre su desempeño son muy favorables.

Los motores lineales requieren para su instalación y funcionamiento de instalaciones muy simples, siendo muy atractivos para múltiples aplicaciones, incluyendo la presentada en este trabajo. Su rápida velocidad de respuesta y su disponibilidad en diferentes especificaciones de potencia y longitud de la carrera del pistón, hace viable la propuesta para

otros canales de generación de oleaje regular e irregular. La factibilidad de mejorar los métodos de control mediante herramientas diversas de inteligencia artificial y de control moderno, sólo requieren cambios en los programas computacionales lo cual es un elemento sumamente favorable. Adicionalmente, permiten el trabajo en grupo utilizando protocolos que operan sobre redes industriales estandarizadas internacionalmente, tales como Profibus, entre otras, con un fino nivel de sincronía. Esto último, los hacen especialmente viable para ser utilizados en la generación de oleaje irregular multidireccional en instalaciones, donde no sólo se estudian las secciones transversales de las obras hidráulicas como es el caso de los canales, sino en laboratorios donde las obras objeto de estudio se construyen en su totalidad a escala reducida.

Como trabajo futuro, se combinará el sistema desarrollado con un método de absorción activa de oleaje reflejado, realizando diversas evaluaciones, así como extender paulatinamente la experiencia obtenida a tanques de oleaje tridimensionales, para lo cual es factible utilizar varios motores lineales interconectados y redes neuronales artificiales.

English Summary

Combined Neural Control to Generate Wave Spectrums

Abstract

A novel method is presented to control the generation of wave energy spectrum, useful in research and development laboratories of Maritime Hydraulic. The final control element is a linear electric motor connected to a servo-control which is monitored by a computer. The automatic control algorithm is performed with a combined neural scheme. It consists of an artificial neural network "feed-forward" and a proportional integral controller. The computer system includes self-learning based on an online training of the neural network. It makes possible to adapt to changes in the parameters of the "controlled process" and disturbances that impact the studied hydraulic work.

Keywords:

Control, neural, wave, spectrums, hydraulic.

Agradecimientos

Este trabajo ha sido realizado gracias al apoyo y financiamiento del Instituto Politécnico Nacional y del Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología, ambos de México.

Referencias

- Alter, D., Tsao T., 1996. Control of linear motors for machines tool feed: design and implementation of optimal feedback control, ASME Journal of Dynamics system, Measurement and Control, 118, 649-656.
 Åström, K.J., Hägglund, T., 2001. The future of PID control, Control Engineering Practice, 9, 1163–1175.

- Åström, K.J., Hägglund, T., 2004. Revisiting the Ziegler–Nichols step response method for PID control, *Journal of Process Control*, 14, 635–650.
- Babarit, A., Clément, A.H., 2006. Optimal latching control of a wave energy device in regular and irregular waves, *Applied Ocean Research*, 28, 2, 77–91.
- Biésel, F., Suquet, F., 1951. Les appareils générateurs de houle en laboratoire, *La Houille Blanche* (translated by St.Anthony Falls Hydr. Lab., Univ. Minnesota, Rept. No. 39)
- Bretschneider, C., 1973. Deep water wave forecasting curves. En: *Shore Protection Manual*, U.S. Army Coastal Engineering Research Center, pp. 36–37.
- Bullock, G., Morton, G., 1989. Performance of a Wedge-Type Absorbing Wave Maker, *Journal Waterway, Port Coastal and Ocean Eng.*, 115, 1, 1–17.
- Galvin, C. J., 1964. Wave-Height Prediction for Wave Generators in Shallow Water, *Coastal Engineering Research Center (U.S.)*, Technical memorandum, ISSN 03757919, Washington, D.C, 21 p
- Goda, Y., 2000. Random Seas and Design of Maritime Struct., Singapore, Scientific W., 443 pp.
- Goda, Y., Suzuki, Y., 1976. Estimation of incident and reflected waves. *Proc., 15th ICCE*, ASCE, 828–845.
- Guizien, K., Barthélémy, E., 2002. Accuracy of solitary wave generation by a piston wave maker, *Journal of Hydraulic Research*, 40, 3, 321–331.
- Hagan, M., Demuth, H., 2008. Neural Networks for Control, Tutorial. School of Electrical & Computer Engineering Oklahoma State University, Electrical Engineering Department University of Idaho.
- Herrera R., Sánchez, L.P., 2008. Generación de oleaje irregular unidireccional con autoaprendizaje, Tesis de Doctorado en Ciencias de la Computación, Centro de Investigación en Computación, IPN, México.
- Hertz, J., Palmer, R., Krogh, A., 1994. *Introduction to the Theory of Neural Computation*. California, Addison-Wesley Publishing Company, 327 pp.
- Kimura, A., 1985. The decomposition of incident and reflected random wave envelopes, *Coastal Engineering in Japan*, 28, 59–69.
- López, C., 1998. Influencia de la reflexión del oleaje en la estabilidad de diques en talud. Tesis Doctoral, Universidad de Cantabria, Santander. España.
- Medina, J.R., 2001. Estimation of Incident and reflected waves using simulated annealing, *Journal of Waterway, Port, Coastal and Ocean Eng.*, 127, 4, 213–221.
- Mitsuyasu, H. et al., 1980. Observation of the power spectrum of Ocean Waves using a Cloverleaf Buoy, *Journal of Physical Oceanography*, 10, 2, 286–296.
- Ogata, K., 1996. *Sistemas de Control en Tiempo Discreto*, 2nd. Edition, N.Y., Prentice Hall Hispanoamericana, 745 pp.
- Oppenheim, A., Schafer, R., Buck, J. (1999). *Discrete-Time Signal Processing*, 2nd Edition. Prentice-Hall Int., 870 pp.
- Psaltis, D. et al., 1988. A multi layered neural network controller, *IEEE Control System Magazine*, 8, 3, 17–21.
- Rice, S. O., 1954. Mathematical analysis of random noise, Selected Paper on Noise and Stochastic Processes, Dover, pp 133–294.
- Rivas, R., Feliu, V., Sanchez, L., 2007. Robust system identification of an irrigation main canal, *Advances in Water Resources*, 30, 1785–1796.
- Sánchez, L.P., 2004. Error en las mediciones computarizadas de oleaje en laboratorios de investigación, *Ingeniería Hidráulica en México*, XIX, 2, 101–106.
- Sanner, R.M., Slotine, J.J.E, 1992. Gaussian Networks for Direct Adaptive Control, *IEEE Transactions on Neural Networks*, 3, 837–863.
- Schäffer, H.A., Hyllested, P., 1999. Reflection analysis using an active wave absorption control system (Danish Hydraulic Institute, Denmark), *Coastal Structures '99: Proceedings of International Conference*, Santander, Spain, 7–10 June, 93–100.
- Shaohua, T., 1992. A combined PID and neural control scheme for nonlinear dynamical systems, *Proceedings of Singapore International Conference on Intelligent Control and Instrumentation, IEEE CNF*, 1, 377 – 383.
- Wiegel, R., Noda, E., Kuba E., Gee, D., Tornberg, G., 1970. Water Waves Generated by Landslides in Reservoirs, *Journal of the Waterways, Harbors and Coastal Engineering Division*, 96, 2, 307–333.

Apéndice A. Propagación del oleaje

Para poder analizar el oleaje es preciso utilizar un modelo que lo represente. Este modelo debe predecir con fiabilidad el comportamiento de las olas generadas en el canal, y debe además ser sencillo. Es cierto que en métodos tradicionales de medición y generación de oleaje suele usarse un modelo que se deriva de la teoría lineal del oleaje o teoría de pequeña amplitud. Para la situación que se encuentra en un canal de aguas intermedias, la teoría lineal podría alejarse de la realidad, y son necesarias otras teorías de transmisión del oleaje (López, 1998). La propagación de oleaje en un fluido es un proceso no lineal. Su análisis físico y matemático puede ser simplificado.

Un enfoque más sencillo (Wiegel et al, 1970; Goda, 2000) para el análisis de este tipo de olas es la teoría lineal de Airy, la cual puede ser aplicada satisfactoriamente en este trabajo en el cual sólo se requiere una estimación aproximada del tiempo de propagación de las olas desde el generador de oleaje al punto de medición. La celeridad de esta onda viene dada por (17).

$$c = \sqrt{\frac{gL}{2\pi}} \tanh\left(\frac{2\pi h}{L}\right), \quad (17)$$

donde:

g es la aceleración de la gravedad.

L es la longitud de onda.

h es el nivel medio del agua en el canal.

Para el canal de pruebas utilizado de 12 m de longitud, los tiempos de propagación de las olas que se desean generar, se encuentran en el intervalo de 10 a 15 segundos, lo cual es calculado para cada tipo de oleaje en función de su longitud de onda. Este tiempo de propagación de las olas es denominado *retardo de transporte* en las Figs. 7 y 9.