

Investigación

Previsiones de crecimiento y necesidades de infraestructuras en terminales portuarias mediante redes neuronales artificiales

Growth forecasts and port terminal facilities necessary through artificial neural networks

Tomás Rodríguez García, Nicoletta González Cancelas
y Francisco Soler-Flores

Revista de Investigación



Volumen V, Número 2, pp. 087-108, ISSN 2174-0410

Recepción: 1 Abr'15; Aceptación: 20 Ago'15

1 de octubre de 2015

Resumen

Una mala planificación, trasladaría a no emplear correctamente los recursos y medios disponibles en el entorno. Las redes neuronales artificiales pueden ser de gran ayuda a la planificación portuaria.

La investigación se centra en el análisis del comportamiento de la red neuronal en la planificación portuaria, en el ámbito de las terminales de contenedores y en concreto en el estudio de posibles crecimientos del tráfico y las necesidades de equipos para poder mover los contenedores pronosticados. De este modo se puede evaluar, sin la necesidad de nuevas inversiones en infraestructuras o unas mínimas inversiones en equipos, que tráficos se pueden gestionar en dichas terminales o que grado mínimo de inversión sería necesario.

En la metodología se indican las bases de aplicación en las redes neuronales artificiales (RNA) y las fases a considerar para su desarrollo en la planificación de terminales portuarias de contenedores, apoyado en las herramientas que proporciona el programa MATLAB sobre redes neuronales artificiales.

Finalmente, se llega a la conclusión de que la herramienta y metodología propuesta se pueden considerar como aceptables para este tipo de pronósticos de planificación y su posible utilización a futuro.

Palabras Clave: Planificación, Pronosticar, RNA, Tráfico de contenedores, Terminal portuaria.

Abstract

Artificial Neural Networks, can be of great assistance to port planning. Poor planning, move to not use the resources and facilities available in the environment properly.

The research focuses on the analysis of neural network performance in port planning in container terminals and - in particular - in the study of potential traffic growth and needs of facilities needed to move containers forecasted. This can be assessed without the need for new investment in infrastructure or minimum investment in facilities, that traffic can be managed in such terminals or investment grade would be necessary.

The methodology indicates the grounds of the artificial neural networks (ANN) application, as well as the different steps for their use in a container terminal planning process, based on the ANN tools provided by the MATLAB software.

Finally, it concludes that the proposed methodology tool and can be considered acceptable for this type of planning and forecasting future possible use.

Keywords: Planning, Forecast, ANN, Containerized Traffic (Trade), Port terminal.

1. Introducción

El transporte de mercancías es una operación de gran importancia en la economía general a nivel mundial.

Dentro del transporte de mercancías en zona portuaria, el tráfico de carga en contenedores ha crecido en los últimos años, por lo que la gran mayoría de los puertos de todo el mundo han requerido la construcción de nuevas terminales, para responder a esta nueva situación.

El número de buques portacontenedores y la capacidad de estos, también ha crecido en paralelo con el aumento del tráfico de contenedores.

Ante estos hechos, surgen nuevas necesidades tanto de capacidad, como de adecuación de las instalaciones y no menos importante de optimización de los recursos e instalaciones disponibles existentes a fin de reducir al mínimo el tiempo de inactividad y optimizar dichos recursos e instalaciones disponibles (número de grúas, la longitud del muelle, áreas de almacenamiento, ...).

Para estudiar y ver la posible aplicación de nuevas tecnologías en este tipo de planificación, en varios estudios se han empleado modelos cuantitativos de predicción para el transporte como ARIMA (Modelo autorregresivo integrado de media móvil), MLR (Modelo de regresión lineal múltiple) y ANN (Redes Neuronales Artificiales) entre los más destacados. Un resumen de los trabajos más representativos se puede ver la el trabajo de Rodríguez et al., 2013.

Hasta la fecha, los trabajos en planificación portuaria, se han basado principalmente en métodos empíricos, analíticos o de simulación. Los distintos autores a lo largo del tiempo, según se recoge en la publicación (Rodríguez et al., 2013), hacen estudios sobre planificación portuarias, pero no plantean su tratamiento o estimación a futuro con redes neuronales artificiales

En los métodos empíricos los planificadores portuarios deben proporcionar varios indicadores medios de productividad que relacionen las principales actividades del subsistema con la producción total por año, siendo muy útiles para planificación de nuevas

terminales y desarrollo de planes directores. Los indicadores de referencia han sido estudiados y actualizados constantemente por varios autores a lo largo del tiempo (BTRE, 2006; Drewry, 1997, Drewry, 2005, Fourgeaud, 2000; Rodríguez, 1985; Schreuder, 2005 y Soler, 1979) entre otros.

En los métodos analíticos se utilizan conceptos y formulaciones matemáticas, apoyándose en la teoría de colas requiriendo de amplias bases de datos. Estos métodos han sido ampliamente estudiados por varios autores (Rodríguez, 1985; UNCTAD, 1984 y Agerschou, 2004). Dragovic lo pone de manifiesto en su publicación "Port and container terminals modeling" (Dragovic et al, 2006). En dicha publicación se menciona varios estudios (Nicolaou, 1967; Nicolaou, 1969 y Plumlee, 1966 entre otros), que consideran diferentes aspectos de la planificación del sistema de línea de atraque tales como la tasa de ocupación, el porcentaje de congestión en el puerto, el tiempo mínimo de espera en puerto, los costes totales del sistema portuario, la determinación óptima del número de puestos de atraques y grúas en puerto, la combinación óptima de números de atraques/terminal y de grúas/atraque, etc.

En relación a los métodos de simulación tal y como indica la United Nations Conference on Trade and Development (UNCTAD, 1969) esta técnica representa por medio de un modelo un proceso complejo que de otro modo no sería susceptible de descripción matemática debido al comportamiento aleatorio y las características no lineales del proceso. Una descripción detallada del método y los resultados de aplicación al Puerto de Casablanca se recoge en una publicación de la UNCTAD (UNCTAD, 1984).

Fuera de España, en EEUU (Maloni et al., 2005), Maloni realiza un trabajo donde se hace una revisión de la literatura en relación a los factores de capacidad y en concreto con la planificación portuaria. Además de los citados por Maloni, existen otros trabajos en Singapur (Fan et al., 2000), donde se tratan temas relacionados con la planificación estratégica.

En España, las referencias bibliográficas, se remontan a 1977. (Rodríguez, 1977) recoge aspectos básicos de la planificación portuaria. Posteriormente (Soler, 1979) publica una comparación entre las condiciones de explotación de varios puertos españoles, mediante el uso de métodos empíricos. En fechas más recientes en una publicación (Camarero et al., 2009), se recogen los parámetros y procesos a tener en cuenta en la planificación de una terminal de contenedores. En 2007 (González, 2007), en su trabajo de tesis determina los parámetros y ratios característicos de la operativa portuaria, y obtiene los valores que éstos adoptan para cada una de las terminales portuarias de contenedores. Existen otros trabajos de planificación logística (Quijada-Alarcón et al., 2012) que podrían citarse.

Con la aparición de la inteligencia artificial y en concreto las redes neuronales artificiales, se espera una mejora significativa en la planificación portuaria. En relación a la literatura de aplicación de redes neuronales artificiales a la planificación de transportes, esta es prácticamente inexistente, principalmente, debido a la reciente aparición de la inteligencia artificial en nuestra sociedad.

Los orígenes de los primeros trabajos datan de 1943 (Warren et al., 1990) con unos comienzos un poco arduos y con poca aceptación desde la comunidad investigadora. No es hasta el año 1982, cuando (Hopfield, 1982) inventa el algoritmo Backpropagation, cuando se vuelve a generar interés por este tipo de inteligencia artificial.

Actualmente, existen numerosas universidades (Boston, Helsinki, Stanford, Carnegie-Mellon, California, Massachussets, Madrid) que se encuentran desarrollando investigaciones referentes a las redes neuronales artificiales, así como algunas empresas con carácter privado en países como Japón, EEUU y en Europa.

En cuanto a trabajos relacionados con la planificación de transportes y las redes neuronales artificiales en España y que no sean de estos autores, existe el trabajo elaborado en la Universidad de Cádiz, sobre técnicas de predicción en el tráfico rodado (Moscoso et al., 2011).

A nivel internacional, existen estudios recientes como los de Gosasang y otros (Gosasang et al., 2010), donde realizan una predicción del tráfico de Contenedores en el Puerto de Bangkok aplicando Redes Neuronales, con el objetivo explorar el uso de las redes neuronales para predecir el movimiento de contenedores en el futuro con objeto de planificar las inversiones futuras en la ampliación de dicho puerto. En otros estudios estos autores también realizan comparaciones entre técnicas tradicionales y las técnicas de pronósticos de las redes neuronales en el movimiento de contenedores en el mismo puerto en su artículo del año 2011 (Gosasang et al., 2011).

En ese mismo año, Karlatis y Vlahogianni (Karlatis y Vlahogianni, 2011) publican estudios donde se analizan las ventajas y/o diferencias que tienen los métodos estadísticos puros frente a las redes neuronales en cuanto a la investigación del transporte se refiere. En este estudio hacen referencia a la particularidad que tienen las redes neuronales para ajustarse a fenómenos no lineales y la capacidad de aprendizaje de estas.

Otros trabajos relacionados con las redes neuronales y su aplicación a planificaciones a corto plazo en el ámbito internacional, son los trabajos de pronósticos a corto plazo mediante redes neuronales (Vlahogianni et al., 2005) de los parámetros de tráfico, como el flujo y la ocupación, los relacionados con flujos de tráfico, la velocidad y la ocupación (Dougherty et al., 1994), estudios sobre problemas de transporte (Dougherty, 1995), (Clark et al., 1993) y otros relacionados con los pronósticos a corto plazo de la demanda de pasajeros de tren (Tsai et al., 2009), obteniendo en todos ellos respuestas prometedoras de cara a su uso en un futuro próximo y su aceptación por los resultados obtenidos.

Con el desarrollo de este trabajo se pretende, mediante la utilización de la inteligencia artificial, obtener resultados que ayuden a la toma de decisiones y optimización de medios y recursos en las terminales de contenedores en los puertos.

2. Redes Neuronales Artificiales (RNA)

Dentro de las posibilidades de redes neuronales artificiales, existen más de 50 modelos y variantes, en función del modelo de la neurona, la arquitectura de la red, el tipo de conexión y el algoritmo de aprendizaje.

Se incluye en la tabla 1 una clasificación de los tipos de redes neuronales artificiales según el tipo de arquitectura y de aprendizaje, para poder analizar donde se encuentra el modelo de red utilizada.

Dentro de esta clasificación, la red con la que se ha realizado el estudio, se encontraría clasificada dentro de una red con aprendizaje supervisado y arquitectura unidireccional tal y como se puede observar en la siguiente tabla.

Tabla 1. Modelos de redes por tipo de aprendizaje y arquitectura

Aprendizaje	Arquitectura	
	Unidireccional	Realimentada
Supervisado	Perceptrón Adalina Madalina Perceptrón multicapa General Regression Neural Net. Learning Vector Quantization Máquina de Boltzmann	BSB Fuzzy Cog Map
No supervisado	Linear Associative Memory Optimal LAM Maps of Kohonen Neocongnitron	ART Hopfield BAM
Híbridas	Radial Base Function Contrapropagación	
Reforzados	Aprendizaje Reforzado	

2.1 Arquitectura unidireccional

Atendiendo al flujo de datos en la red neuronal, esta se puede clasificar como red unidireccional (feedforward) y red recurrente (feedback), en nuestro caso la red utilizada es del tipo feedforward.

Las redes neuronales feedforward corresponden a la clase de RNA más estudiada por el ámbito científico y la más utilizada en los diversos campos de aplicación.

Las diferentes clases de RNA se distinguen entre sí por los siguientes elementos:

- Las neuronas o nodos que constituye el elemento básico de procesamiento.
- La arquitectura de la red descrita por las conexiones ponderadas entre los nodos.
- El algoritmo de entrenamiento, usado para encontrar los parámetros de la red.

2.2 Aprendizaje supervisado

Las redes neuronales de entrenamiento supervisado son las más populares. Los datos para el entrenamiento están constituidos por varios pares de patrones de entrenamiento de entrada y de salida.

El aprendizaje supervisado, requiere el emparejamiento de cada vector de entrada con su correspondiente vector de salida. El entrenamiento consiste en presentar un vector de entrada a la red, calcular la salida de la red, compararla con la salida deseada, y el error o diferencia resultante se utiliza para realimentar la red y cambiar los pesos de acuerdo con un algoritmo que tiende a minimizar el error, con el fin de conseguir que la salida se aproxime a la deseada.

Las parejas de vectores del conjunto de entrenamiento se aplican secuencialmente y de forma cíclica. Se calcula el error y el ajuste de los pesos por cada pareja hasta que el error para el conjunto de entrenamiento entero sea un valor pequeño y aceptable.

El aprendizaje supervisado, puede llevarse a cabo mediante tres formas; Aprendizaje por corrección de error, aprendizaje por refuerzo y aprendizaje estocástico. En nuestro caso el aprendizaje utilizado es el primero de los tres, consistiendo en ajustar los pesos de las conexiones de la red en función de la diferencia entre los valores deseados y los obtenidos a la salida de la red, es decir, en función del error cometido en la salida.

El algoritmo utilizado en la red, es el algoritmo Backpropagation, este algoritmo, es un algoritmo de descenso por gradiente que retropropaga las señales desde la capa de salida hasta la de entrada, optimizando los valores de los pesos mediante un proceso de iteración, basándose en dos fases; Propagación hacia adelante y una vez se ha completado la fase de propagación hacia adelante se inicia la fase de corrección o fase de propagación hacia atrás.

3. Desarrollo metodológico

La metodología desarrollada en esta investigación nos permite determinar las necesidades de activos según los tráficos futuros en las terminales de contenedores en caso de no realizar inversión alguna, es decir, sin modificar los parámetros físicos de estudio (línea de atraque, superficie, grúas,...)

Este análisis se realiza mediante un esquema de comparación múltiple, generado de modo aleatorio a través de la herramienta de trabajo llamada NNtex (Li et al., 2013), basada en las redes neuronales artificiales RNA (Redes Neuronales Artificiales).

El modelo de una red neuronal artificial se compone de un conjunto de entradas ($x_j(t)$); unos pesos sinápticos (w_{ij}) que representan el grado de comunicación entre la neurona artificial j y la i ; una regla de propagación $\sigma_i(w_{ij}, x_j(t))$ que determina el potencial de la interacción de la neurona i con las N neuronas vecinas; una función de activación $f_i[a_i(t-1), h_i(t)]$ sobre la neurona i , que determina el estado de activación de la neurona en base al potencial resultante h_i y al estado de activación anterior de la neurona $a_i(t-1)$; y una función de salida ($F_i(a_i(t))$) que representa la salida de la neurona i , que puede ser representada por la siguiente fórmula:

$$Y_i(t) = F_i(f_i(a_i(t-1), \sigma_i(w_{ij}, x_j(t))))$$

En consecuencia en las redes neuronales el aprendizaje puede ser visto como el proceso de ajuste de los parámetros libres de la red. Partiendo de un conjunto de pesos sinápticos

aleatorios, el proceso de aprendizaje busca un conjunto de pesos que permitan a la red desarrollar correctamente una determinada tarea. El proceso de aprendizaje es un proceso iterativo, en el cual se va refinando la solución hasta alcanzar un nivel de operación suficientemente bueno.

Se han desarrollado las siguientes fases en la metodología:

3.1 Fase I: Toma de datos, clasificación y discretización de los valores obtenidos de las terminales.

En esta primera fase se realiza un diagnóstico del estado actual de terminales de contenedores dentro de un ámbito geográfico de lo más variado y disperso en el entorno de las terminales de contenedores y se recopilan, clasifican y ordenan los datos a procesar.

Tabla 2. Esquema de la arquitectura de los datos tratados

Date	Cod_port	Cod_country	Long_berth	Term_surface	Cranes	TEU
2008	1	1	2.114	80,60	15	952.678
2008	2	2	3.974	158,33	50	2.492.107
2008	3	3	1.230	1,50	16	76.685
2008	4	3	2.528	5,38	4	334.326
2008	5	3	1.155	48,26	7	687.864
2008	6	3	985	16,00	16	946.847
2008	7	4	3.400	225,00	144	8.715.098
2008	8	4	9.142	812,00	515	28.006.000
2008	9	4	1.633	48,00	30	5.035.000
2008	10	4	3.472	129,24	65	7.103.000
2008	11	4	3.750	208,00	203	9.683.493
2008	12	5	12.610	441,25	192	10.294.589
2008	13	5	3.700	137,30	48	1.810.048
2008	14	6	555	21,60	3	874.955
2008	15	7	958	10,50	3	156.323
2008	16	8	400	47,80	4	305.414
2008	17	9	7.804	279,00	97	17.726.000
2008	18	9	3.000	65,00	27	2.200.000
2008	19	10	4.910	209,50	90	3.481.492
2008	20	11	300	14,42	7	121.418
2008	21	11	886	56,40	17	524.791
2008	22	11	2.205	31,80	24	1.409.782
...

El número de variables a considerar al tratarse de una red neuronal, puede ser casi infinito al poder trabajar con bases de datos de gran tamaño y número de campos.

Se procesan los valores de las terminales durante los años de los que se disponen datos.

Es este proceso se pueden generar bases de datos (tabla 2) donde relacionar variables del tipo número de puestos de atraque, capacidad de almacenamiento, tiempos de grúa, tiempos de espera, número y horas de atraque, longitud de muelle, la superficie de la terminal, el número total de grúas o equipos a utilizar, ocupaciones óptimas de las superficies de almacenamiento, la cantidad de contenedores movidos, capacidad de la terminal y sus distintos subsistemas,...

3.2 Fase II: Construcción de la red neuronal artificial.

La construcción de la red neuronal artificial, se genera utilizando la aplicación informática Matlab, donde se crea una red perceptron multicapa (figura 1) mediante un algoritmo de aprendizaje backpropagation con velocidad adaptativa de aprendizaje.

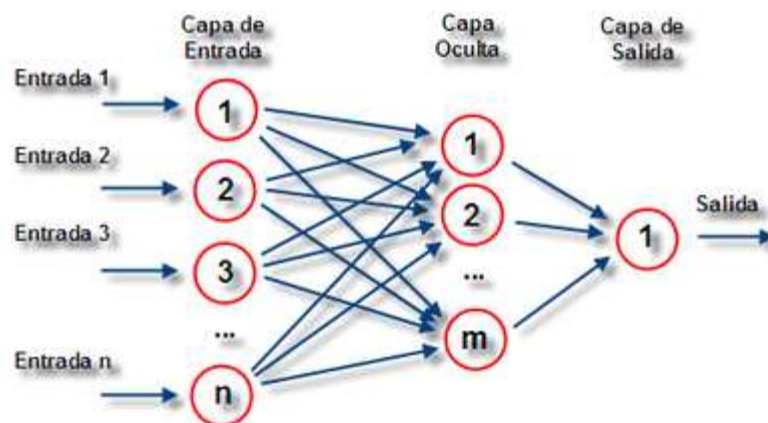


Figura 1. Esquema de la arquitectura de la red

El método de entrenamiento se trata de un gradiente descendente momentum. Una vez creada, tras un proceso previo de simulación, se entrena la red presentando unas entradas y salidas conocidas de los datos obtenidos de las terminales de contenedores, con objeto de que la red vaya reajustando su salida mediante la modificación de sus pesos y valores umbrales, de manera que el error de actuación de la red se minimice.

3.3 Fase III: Análisis del funcionamiento de la red y de los resultados obtenidos

Anterior a cualquier proceso, se debe definir el porcentaje de entrenamiento (figura 2) a considerar, es decir, se debe indicar que parte de los datos se consideran para el entrenamiento y cuales para el test, con objeto de comprobar la efectividad del modelo.

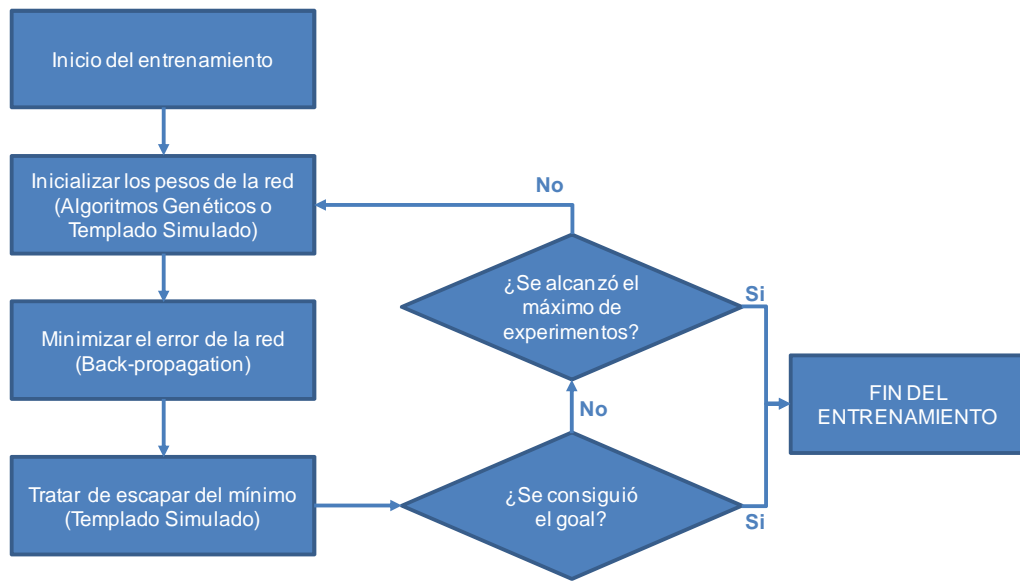


Figura 2. Diagrama de entrenamiento de la RNA

Durante este proceso, también se define el número de épocas o el número de veces que se han comparado los ejemplos con las salidas de la red para realizar los ajustes en los pesos de las conexiones (figura 3).

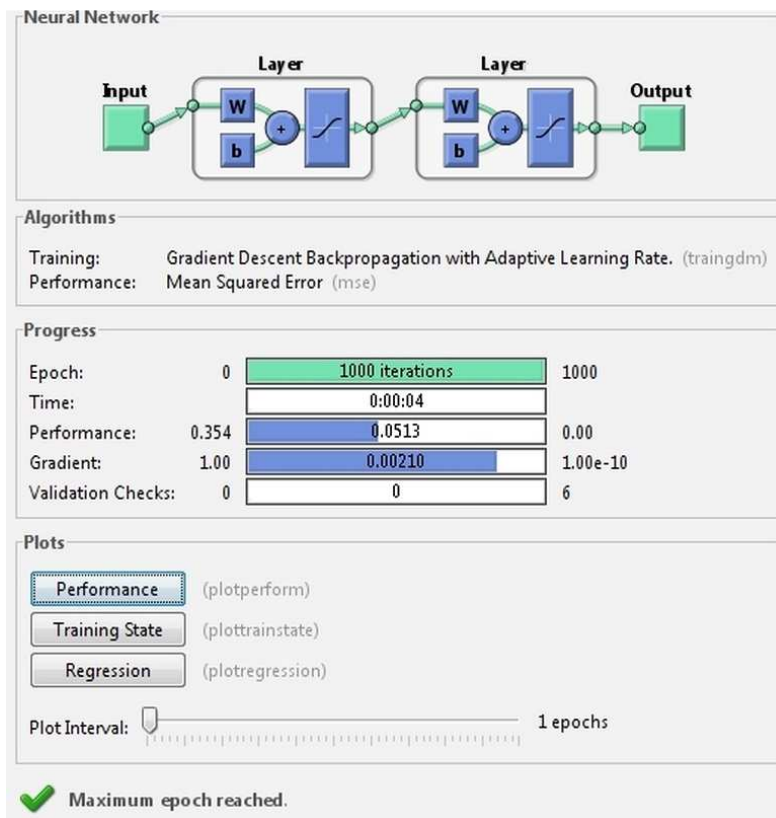


Figura 3. Imagen del módulo de entrenamiento de la red.

Para el análisis de funcionamiento de la red, se utilizan las siguientes variables obtenidas del entrenamiento de la red neuronal.

- Coeficiente de correlación (C), que nos permite comparar entre dos observaciones de la misma o diferentes variables y que cuantifica el grado de relación entre los datos reales y el pronóstico de la red. Esta variable se podría expresar del siguiente modo:

$$C = \frac{\sum_{i=1}^N (O_i - \bar{O})(P_i - \bar{P})}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (O_i - \bar{O})^2 \sum_{i=1}^N (P_i - \bar{P})^2}}$$

donde;

O_i , es el valor real

P_i , es el valor del pronóstico

N , el nº de datos

- Error cuadrático medio (MSE), que mide el error cometido y viene definido por:

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (O_i - \bar{P}_i)^2$$

Durante la fase de entrenamiento, se comparan los valores de la variable de salida o reales, frente a los predichos o estimados por la red. Este proceso como se puede observar en la figura 4 nos permite comprobar cómo se aproxima la red con los datos de entrenamiento.

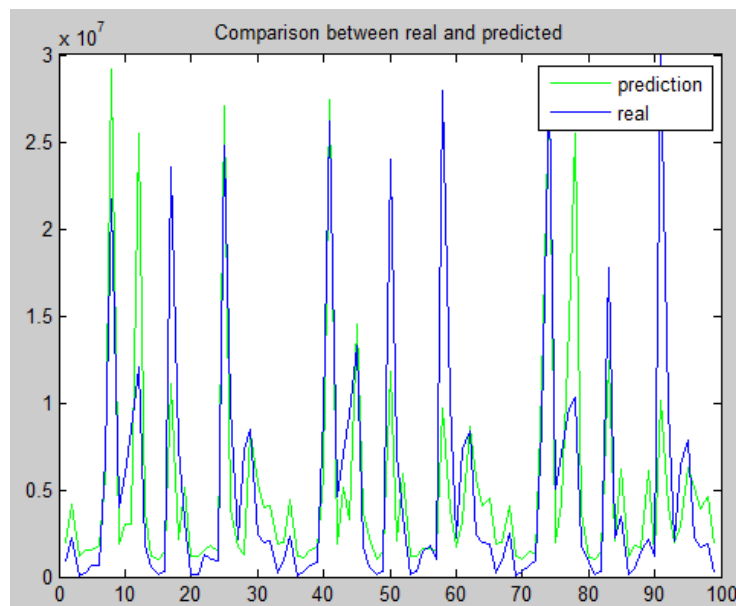


Figura 4. Comparativa de aproximación entre valores reales y de pronóstico

3.4 Fase IV: Validación de la red neuronal.

Una vez comprobado que las salidas de la red tras el entrenamiento, se encuentran dentro de los parámetros considerados como aceptables (Coeficiente de correlación, error cuadrático medio,...), se valida la red.

3.5 Fase V: Alcance del estudio.

En la última fase, una vez validada la red neuronal, se realiza un estudio pormenorizado de las distintas terminales de contenedores, evaluando el estado en que se encuentran en base a las instalaciones y equipos para movimiento de contenedores actuales en dichas terminales.

Este estudio se centra en un posible escenario de las necesidades de inversión a corto en el número de grúas necesarias, así como la limitación de inversiones en los puertos analizados debido a la situación económica actual. Este estudio, se traslada y amplía posteriormente a años futuros hasta su horizonte en el año 2015.

4. Resultado

Siguiendo las 5 fases comentadas en el apartado anterior, se procede a realizar el estudio sobre los datos recopilados de los puertos, obteniendo los siguientes resultados.

Se recopilan y analizan los tráfico de 33 puertos situados en 16 países tal y como se recoge en la tabla 3, entre los años 2003 a 2011 y se estructuran los datos con los campos que intervendrán en la red, estos campos incluyen la fecha del año, la denominación de la terminal de contenedores, el país de origen, la longitud del muelle, la superficie de la terminal, el número de grúas pòrtico y la cantidad de contenedores movidos.

La sistemática anterior, se puede apreciar en el apartado 3.1. de este documento.

Tabla 3. Puertos analizados

Referencia	Nombre	País
1	Brisbane	Australia
2	Vancouver	Canadá
3	Antofagasta	Chile
4	Iquique	Chile
5	San Antonio	Chile
6	Valparaíso	Chile
7	Qingdao	China
8	Shanghái Total	China
9	Xiamén	China
10	Tianjin	China
11	Yantián	China
12	Busan	Corea
13	Kwangyang	Corea

<i>Referencia</i>	<i>Nombre</i>	<i>País</i>
14	Guayaquil	Ecuador
15	Acajutla	El Salvador
16	Puerto Quetzal	Guatemala
17	Hong Kong KCTY	Hong Kong
18	Hong Kong RTT	Hong Kong
19	Yokohama	Japón
20	Ensenada	México
21	Lázaro Cárdenas	México
22	Manzanillo	México
23	Balboa	Panamá
24	Callao	Perú
25	Singapur	Singapur
26	Kaohsiung	Taiwán
27	Keelung	Taiwán
28	Long Beach	USA
29	Los Ángeles	USA
30	Oakland	USA
31	Seattle	USA
32	Tacoma	USA
33	Portland	USA

Una vez analizados y estructurados los datos de los citados puertos, se procede a construir la estructura de la red neuronal.

Los algoritmos de la red considerada tal y como recoge la aplicación son los indicados en la figura 5.

Algorithms	
Training:	Gradient Descent Backpropagation with Adaptive Learning Rate. (traingdm)
Performance:	Mean Squared Error (mse)

Figura 5. Algoritmos de la red considerada

Así mismo, los parámetros de la red serían los siguientes (tabla 4):

Tabla 4. Parámetros de la red

<i>Input layers</i>	<i>Hidden layers</i>	<i>Output layers</i>	<i>Epoch</i>	<i>Learning rate</i>	<i>Momentum</i>
3	5	1	1000	0,3	0,6

Posteriormente, se hace trabajar a la red con los datos recopilados tanto para estimar la situación actual como los años venideros a corto plazo hasta llegar al año 2015.

Con los datos originales desde los años 2003 hasta 2011, se ha entrenado la red, para así poder estimar el número de grúas necesarias entre los años 2012 a 2015 y ver así la progresión o necesidades a futuro en base a las tendencias entre los años 2003 y 2011.

4.1 Análisis por puertos

En la figura 6 se puede observar la comparación entre el número de grúas necesarias para el año 2013, con las existentes según los datos del último año de que se dispone. Asimismo en la figura 7 se representa el caso para el año horizonte, hasta el 2015.

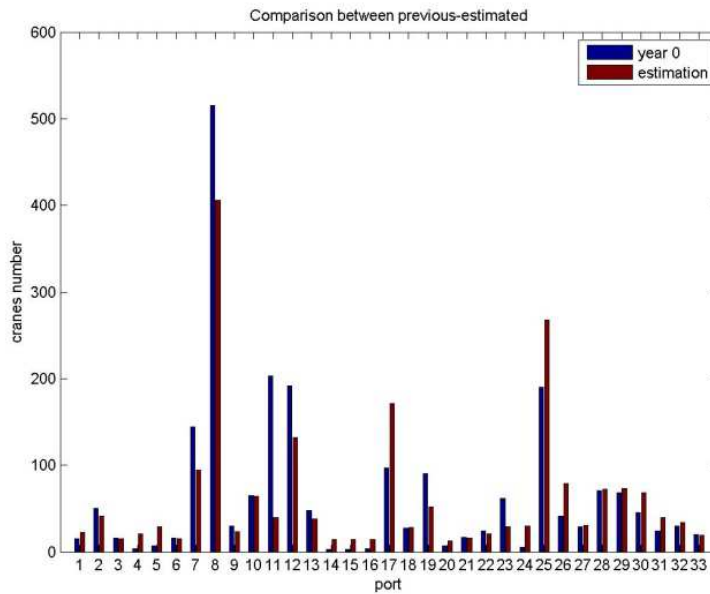


Figura 6. Comparación del número de grúas según la estimación hasta el año 2013

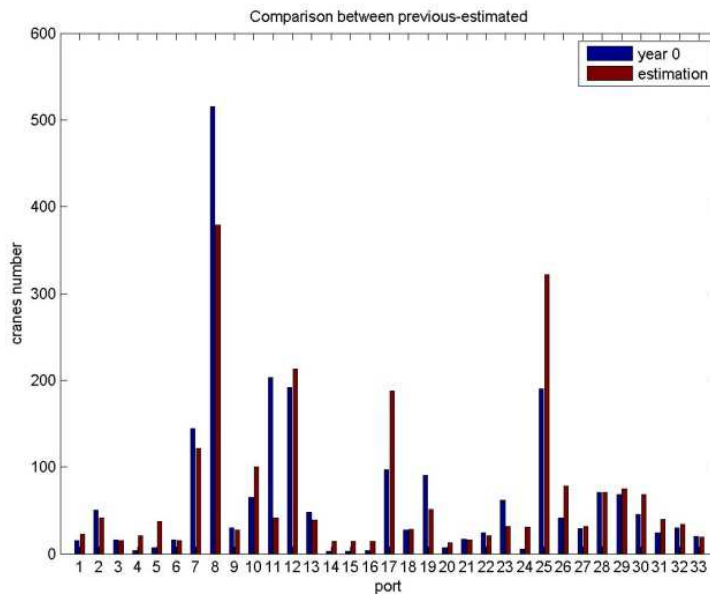


Figura 7. Comparación del número de grúas según la estimación hasta el año 2015

Como puede observarse en las gráficas del estudio existen puertos donde no es necesario realizar una mayor inversión en grúas, según los crecimientos previstos.

En la siguiente tabla 5 se representan los puertos donde no es necesario realizar nuevas inversiones de equipos al menos hasta el año 2015 según las previsiones de la RNA.

Tabla 5. Puertos que no requieren de una inversión en grúas hasta 2015 con las previsiones de tráfico

<i>Referencia</i>	<i>Nombre</i>	<i>País</i>
2	Vancouver	Canadá
3	Antofagasta	Chile
6	Valparaíso	Chile
7	Qingdao	China
8	Shanghái Total	China
9	Xiamén	China
11	Yantián	China
13	Kwangyang	Corea
19	Yokohama	Japón
21	Lázaro Cárdenas	México
22	Manzanillo	México
23	Balboa	Panamá
28	Long Beach	USA
33	Portland	USA

Cabe destacar que de entre los señalados anteriormente, alguno de los puertos citados, como Antofagasta, Valparaíso, Lázaro Cárdenas, Long Beach y Portland, se encuentran al límite de necesitar nuevas inversiones, ya que según las estimaciones las necesidades de grúas, se encontrarían alrededor de una nueva grúa respecto de las necesidades según la RNA a las reales.

Se puede observar que existen otros puertos, donde el descenso es significativo (Yantián, Yokohama y Balboa) por encima del 40%. Analizado el posible motivo del hecho, se aprecia que en los últimos años de registro de los datos, estas terminales han incrementado de modo muy significativo el número de grúas, no siendo así con el resto de parámetros como la longitud de muelle de atraque o superficie de la terminal. Con este hecho podemos observar como la red neuronal hace un ajuste de los recursos ante cambios en principio no justificados y en base a los parámetros utilizados para la estimación de necesidades, consecuencia que nos induce a pensar en que la red trabaja de modo acertado.

Por otro lado, los puertos, donde si es necesaria una inversión de cara a los tráficos previstos para el año 2015 son los que se recogen en la tabla 6.

Tabla 6. Puertos donde se requiere de una inversión en grúas de cara al año 2015.

<i>Referencia</i>	<i>Nombre</i>	<i>País</i>
1	Brisbane	Australia
4	Iquique	Chile
5	San Antonio	Chile
10	Tianjin	China

Referencia	Nombre	País
12	Busan	Corea
14	Guayaquil	Ecuador
15	Acajutla	El Salvador
16	Puerto Quetzal	Guatemala
17	Hong Kong KCTY	Hong Kong
18	Hong Kong RTT	Hong Kong
20	Ensenada	México
24	Callao	Perú
25	Singapur	Singapur
26	Kaohsiung	Taiwán
27	Keelung	Taiwán
29	Los Ángeles	USA
30	Oakland	USA
31	Seattle	USA
32	Tacoma	USA

Como sucedía en el caso anterior, algunos puertos como Hong Kong RTT y Keelung, donde únicamente la inversión necesaria según las estimaciones no supera las tres grúas, se debería separar del resto de casos, ya que quizás con una programación en la operativa del puerto podría evitar la necesidad de invertir e intentar buscar la máxima optimización de los recursos en caso de ser posible.

4.2 Análisis por países

El estudio se centra en 16 países dentro del ámbito internacional de la más variada y singular tipología. Aunque se puede observar que los países donde se encuentran los puertos del estudio, están localizados principalmente en la franja oeste de América y en la zona oriental del continente asiático.

En el análisis del trabajo, se observa que dentro de un mismo país, se dan ambos casos tanto de necesidades de incrementar los medios, así como de no tener que realizar nuevas inversiones. Este hecho, se ve reflejado en el siguiente gráfico (figura 8).

Por otro lado, podemos ver que en ciertos países como Australia, Ecuador, El Salvador, Guatemala, Hong Kong, Perú, Singapur y Taiwán, sólo se observan necesidades de nuevas inversiones y por lo tanto serán zonas a nivel país con incremento de grúas en los puertos estudiados.

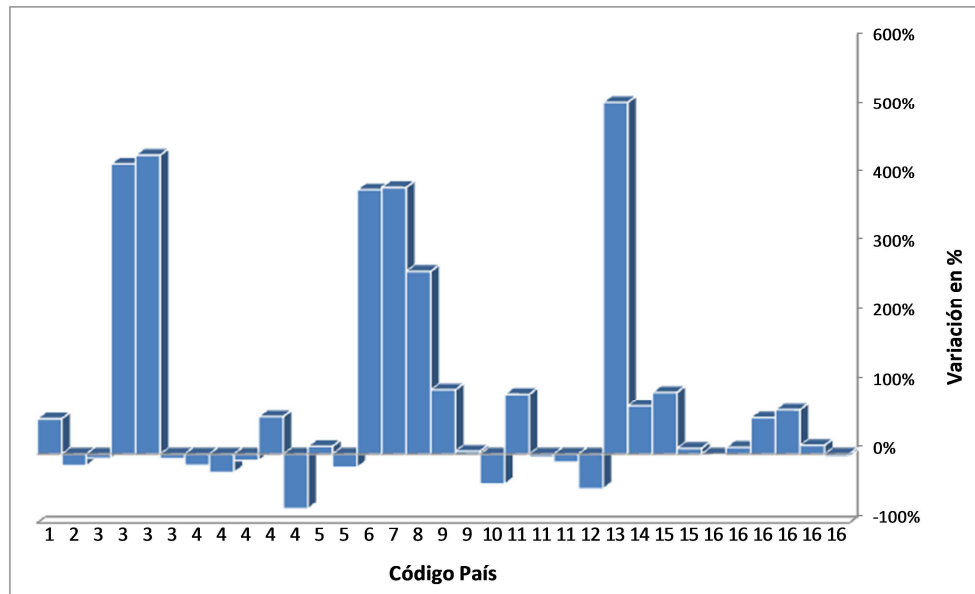


Figura 8. Variación porcentual de necesidades por países

4.3 Análisis por continente

Al ser un estudio tan amplio, al realizar un análisis macro, observamos de nuevo variedad en los datos pero con matices ya que en los puertos del continente americano se producen las mayores necesidades de equipos, llegando a incrementos de más de 500% como sucede en el puerto de Callao. En este mismo continente se dan casos de sobredimensionamiento siendo el puerto más significativo el puerto de Balboa.

Por otro lado en el caso del continente asiático se estiman necesidades menores, siendo el puerto de Kaohsiung el de mayores necesidades con un incremento de 37 grúas, mientras que el puerto que necesitaría una inversión a mayor plazo sería el puerto de Yantián, ya que sus previsiones de grúas están por encima del 50% según el análisis de la red.

5. Conclusiones

Una vez analizados los resultados obtenidos podemos indicar que las redes neuronales artificiales pueden usarse para modelar cuestiones relativas a la planificación portuaria de transportes en las terminales de contenedores usando datos históricos.

De los resultados de la investigación se pueden hacer dos grandes grupos, aquellos que precisan de una inversión a corto plazo y otros que no requieren de dicha inversión y que con los recursos actuales podrían dar servicio al tráfico previsto con fecha horizonte el año 2015.

Estos dos grandes grupos se puede representar gráficamente como se recoge a continuación (figura 9).

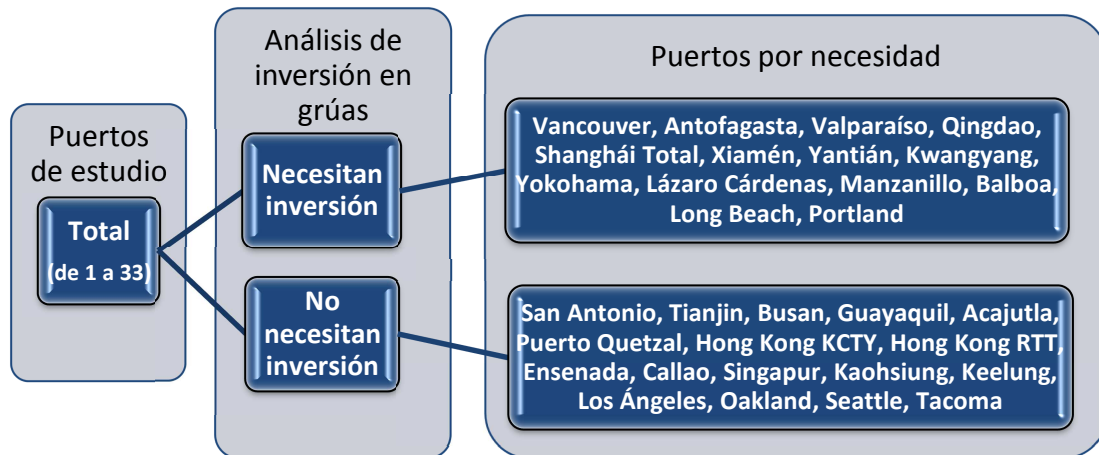


Figura 9. Resumen esquemático del estudio por puerto

De este mismo análisis, se obtiene la conclusión de que la red obtiene resultados verosímiles, dado que algunos puertos con grandes necesidades de ampliación según las estimaciones del estudio, como es el caso del puerto del Callao, se están acometiendo en la actualidad y por tanto las estimaciones de la red neuronal se pueden considerar acertadas en este caso. Si bien es cierto que se precisarían de más variables como son las políticas, sociales y económicas del periodo considerado, como para poder afirmar con toda certeza los resultados obtenidos.

Por tanto, para una mayor exactitud de los resultados, se deberían utilizar más variables como ampliaciones u obras que puedan condicionar los resultados obtenidos, ya que como se puede observar en las estimaciones el puerto de Balboa indica que no requiere inversiones hasta el 2015, hecho que puede ser real, pero a partir de esa fecha por la proximidad del mismo a la actual ampliación del canal de Panamá, sería conveniente estudiar este caso por separado. Por tanto, a mayor número de variables cuantificables que puedan influir en las estimaciones, el resultado podrá ser más próximo a la realidad.

En el caso de las conclusiones a nivel macro o de país/continente, podemos indicar que los localizados en el continente asiático, las necesidades de inversión a corto plazo son menores a las del continente americano.

En el estudio desarrollado, los parámetros fijos o variables de contorno considerados han sido, la longitud del muelle, la superficie de la terminal, el número de grúas pórtico y la cantidad de contenedores movidos.

Esta investigación deja la puerta abierta a realizar estudios con una misma red ampliando al resto de parámetros vinculantes a la explotación y planificación de la terminal y probar su validación y posible uso.

Referencias

- [1] AGERSCHOU, Hans. "Facilities Requirements In Planning and Design of Ports and Marine Terminals", 2nd Ed., pp. 5-20, (H. Agerschou, eds), Thomas Telford Ltd, Londres, 2004.
- [2] ABDELWAHAB, Walid. and SAYED, Tarek. "Freight mode choice models using artificial neural networks". vol. 16 nº4, pp. 267-286. Civil Engineering and Environmental Systems.

- Malaysia, 2007. DOI: 10.1080/02630259908970267.
- [3] AMIN, S. Massoud., RODIN, Ervin.Y., LIU, A.P., RINK, K. and GARCÍA-ORTÍZ, A., "*Traffic Prediction and Management via RBF Neural Nets and Semantic Control*". Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering, vol. 13 n°5, Malden (USA), pp.315-327. 1998. http://massoud-amin.umn.edu/publications/Traffic_Prediction.pdf.
- [4] BTRE. Waterline issue n° 41 – December 2006. Department of Transport and Regional Services, Bureau of Transport and Regional Economics, Australia. 2006.
- [5] CAMARERO, Alberto, GONZÁLEZ, M^a Nicoletta y PERY, Pascual. "*Optimización y estudio de la capacidad de las terminales portuarias mediante modelos de simulación y explotación*". Determinación de los niveles de servicio. UPM, UPV, Cenit, Valencia Port, Cedex, España. 2009. Código PT-2066-004-14IAPM
- [6] CLARCK, Samuel Delbert., DOUGHERTY, M. S. and KIRBY, Howard. R. "*The use of neural network and time series modes for short term forecasting: a comparative study*", PTRC EDUCATION RESEARCH SERVICES LTD, London, pp. 151-62. 1993.
- [7] DHARIA, Abhijit. and ADELI, Hojjat. "*Neural network model for rapid forecasting of freeway link travel time*". Engineering Application of Artificial Intelligente, vol. 16 n°7, pp. 607-613. DOI: 10.1016/j.engappai.2003.09.011. 2003.
- [8] DOUGHERTY, Mark. "*A review of neural networks applied to transport*". Transportation Research Part C: Emerging Technologies, vol. 3 n°4, pp. 247-260. 1995. DOI: 10.1016/0968-090X(95)00009-8
- [9] DOUGHERTY, Mark., KIRBY, Howard. and BOYLE, R. Artificial intelligence applications to traffic engineering. Using neural networks to recognize, predict and model traffic., Tokio, pp. 235-250. 1994.
- [10] DRAGOVIC, B., ZRNIC, D. y RADMILOVIC, Z. "*Ports & Container Terminals Modeling*". Research Monograph. Faculty of Transport and Traffic Engineering, University of Belgrade. 2006.
- [11] DREWRY, World Container Terminals, Drewry Shipping Consultants, 1997.
- [12] DREWRY, Global Port Congestion: No Quick Fix, Drewry Shipping Consultants, February 2005.
- [13] FAGHRI, Ardeshir., ANEJA, Sasdeep. and VAZIRI, Manouchehr. "*Estimation of percentage of pass - by trips generated by a shopping center using artificial neural networks*". Transportation Planning and Technology, vol. 22 n°4, Newark (USA), pp. 271-286. 1999. DOI: 10.1080/03081069908717632
- [14] FAN, Henry .S.L. and CAO, Jia-Ming. "*Sea space capacity and operation strategy analysis system*". Transportation Planning and Technology, vol. 24 n°1, pp. 49-63. 2000. DOI: 10.1080/03081060008717660
- [15] FOURGEAUD, P. "*Measuring Port Performance*", World Bank TWUTD, mimeo. 2000.
- [16] GONZÁLEZ, M^a Nicoletta. "*Metodología para la determinación de parámetros de diseño de terminales portuarias de contenedores a partir de datos de tráfico marítimo*", Tesis en Universidad Politécnica de Madrid. 2007.

- [17] GOSASANG, Veerachai., CHANDRAPRAKAIKUL, Watcharavee. and KIATTSIN, Supaporn. "A Comparison of Traditional and Neural Networks Forecasting Techniques for Container Throughput at Bangkok Port". *The Asian Journal of Shipping and Logistics*, vol. 27, nº3, pp. 463-482. 2011. DOI: 10.1016/S2092-5212(11)80022-2
- [18] GOSASANG, Veerachai., CHANDRAPRAKAIKUL, Watcharavee. and KIATTSIN, Supaporn. "An Application of Neural Networks for Forecasting Container Throughput at Bangkok Port", *Proceedings of the World Congress on Engineering*, London. 2010.
http://www.iaeng.org/publication/WCE2010/WCE2010_pp137-141.pdf
- [19] HOPFIELD, John.J. "Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities". *Proceedings of the national academy of sciences of the USA*, vol. 79, nº8, pp. 2554-2558. 1982. <http://www.pnas.org/content/79/8/2554.full.pdf+html>
- [20] HUISKEN, Giovanni. and VAN BERKUM, Eric. "Short-Term travel time prediction using a Neural Network", 13th Meeting of the EURO Working Group on Transportation, Padua, Italy. 2009. http://www.iasi.cnr.it/ewgt/13conference/17_huisken.pdf
- [21] KARLAFTIS, Matthew. and VLAHOGIANNI, Eleni. "Statistical methods versus neural networks in transportation research: Differences, similarities and some insights". *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, vol. 19 nº3, pp. 387-399. 2011. DOI: 10.1016/j.trc.2010.10.004
- [22] LI, Xuefei., CAMARERO ORIVE, Alberto., SOLER FLORES, Francisco. and GONZÁLEZ CANCELAS, Nicoletta. "NNtex: A toolbox to use the Neural Networks in an easy way". *Pensamiento Matemático*, vol. III, nº1, Madrid, Spain, pp. 149-154. 2013.
http://www2.caminos.upm.es/Departamentos/matematicas/revistapm/revista_impresa/vol_III_num_1/inv_1_nntex.pdf
- [23] LÓPEZ GONZÁLEZ, Alejandro. "El contenedor, la terminal y métodos informáticos", Tesis en Facultad Náutica de Barcelona. Universitat Politècnica de Catalunya. 2009.
- [24] MALONI, Michael. and JACKSON, Eric.C. "North American Container Port Capacity. An Exploratory Analysis". *Transportation Journal*, vol. 44 nº2, pp. 16-36. 2005.
<http://www.jstor.org/discover/10.2307/20713603?uid=3737952&uid=2&uid=4&sid=21102948527551>
- [25] MARTÍN DEL BRÍO, Bonifacio. and Sanz Molina, Alfredo. "Redes neuronales y sistemas difusos". 2ª ed. México D.F., México: Alfaomega. 2002.
- [26] MITREA, C., LEE, C. and WU, Z. "A Comparison between Neural Networks and Traditional Forecasting Methods: A Case Study". *International Journal of Engineering Business Management*, Wai Hung Ip (Ed). 2009. DOI: 10.5772/6777
- [27] MOSCOSO LÓPEZ, José Antonio., RUÍZ AGUILAR, Juan Jesús. y CERBÁN JIMÉNEZ, María del Mar. "Técnicas de predicción en el tráfico Ro-Ro en el nodo logístico del Estrecho de Gibraltar". Sesión Iberoamericana IAME 2011 Conference. Santiago de Chile, CHILE. 2011.
<http://www.cepal.org/transporte/noticias/noticias/3/45303/PANELA-5DOCUMENTO.pdf>
- [28] NICOLAOU, S. N. "Berth Planning by Evaluation of Congestion and Cost", *Journal of the Waterways and Harbors Division*, *Proceedings of the American Society of Civil Engineers*, pp. 93. 1967.

- [29] NICOLAOU, S. N. "Berth Planning by Evaluation of Congestion and Cost – Closure". Journal of the Waterways and Harbors Division, Proceedings of the American Society of Civil Engineers, 95 (WW3), pp. 419-425. 1969.
- [30] PLUMLEE, C.H. "Optimum Size Seaport", Journal of the Waterways and Harbors Division, Proceedings of the American Society of Civil Engineers, 92, 1-24. 1966.
- [31] ORTEGA, Raimundo. "Cómo se generó la catástrofe, y quiénes se enteraron y quiénes no". Revista de libros de la Fundación Caja Madrid, nº153, pp. 11-14. 2009. http://www.revistadelibros.com/articulo_imprimible_pdf.php?art=4417&t=articulos
- [32] PAO, Hsiao-Tien. "A comparison of neural network and multiple regression analysis in modeling capital structure". Expert Systems with Applications, vol. 35 nº3, pp. 720-727. 2008. DOI: 10.1016/j.eswa.2007.07.018
- [33] PARK, Dongjoo. and RILLET, Laurence R. "Forecasting multiple-period freeway link travel times using modular neural networks". Transportation Research Record: Journal of the Transportation Research Board, vol. 1617, pp. 163-170. 1998. DOI: 10.3141/1617-23
- [34] QUIJADA-ALARCÓN, Jorge, GONZÁLEZ CANCELAS, Nicoletta, CAMARERO ORIVE, Alberto and SOLER FLORES, Francisco. "Road network analysis using decision trees algorithm: A case of study of Panama". Advanced Research in Scientific Areas. 2012. <http://www.arsa-conf.com/archive/?vid=1&aid=2&kid=60101-242>
- [35] RODRÍGUEZ GARCÍA, Tomás, GONZÁLEZ CANCELAS, Nicoletta and SOLER FLORES, Francisco. "Setting the port planning parameters in container terminals through artificial neural networks", Global Virtual Conference. 2013. <http://www.gv-conference.com/archive/?vid=1&aid=2&kid=30101-9>
- [36] RODRÍGUEZ GARCÍA, Tomás, GONZÁLEZ CANCELAS, Nicoletta and SOLER FLORES, Francisco. "Forecasting models in ports transport systems", 2nd Electronic international Interdisciplinary Conference. 2013. <http://www.eiic.cz/archive/?vid=1&aid=3&kid=20201-29&q=f1>
- [37] RODRÍGUEZ PÉREZ, Fernando. "Dirección y explotación de puertos", Puerto Autónomo de Bilbao. 1985.
- [38] SAYED, Tarek and RAZAVI, Abdolmehdi. "Comparison of Neural and Conventional Approaches to Mode Choice Analysis". Journal of Computing in Civil Engineering. vol. 14 nº1, pp. 23-30. 2000. DOI: 10.1061/(ASCE)0887-3801(2000)14:1(23)
- [39] SCHREUDER, M. "Application of Approximate Performance Indicators for Master Planning of Large Ports". Port Technology International. Nº26, pp 19-22. 2005.
- [40] SOLER, R. "Índices Portuarios Españoles". Revista de Obras Públicas. Nº 3166. p 91-104. ISSN: 0034-8619. 1979.
- [41] TSAI, Tsung-Hsien, LEE, Chi-Kang and WEI, Chien-Hung. "Neural network based temporal feature models for short-term railway passenger demand forecasting". Expert Systems with Applications, vol. 36 nº2, pp. 3728-3736. 2009. DOI: 10.1016/j.eswa.2008.02.071
- [42] UNCTAD. "Desarrollo de los Puertos. Mejoramiento de las Operaciones Portuarias e Instalaciones Conexas". Naciones Unidas, Nueva York. 1969.

- [43] UNCTAD. *"Desarrollo Portuario. Manual de Planificación Para Países en Desarrollo"*. Naciones Unidas, Nueva York. 1984.
- [44] VLAHOIANNI, Eleni I., KARLAFTIS, Matthew G. and GOLIAS, John C. *"Optimized and meta-optimized neural networks for short-term traffic flow prediction: A genetic approach"*. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, vol. 13 n°3, pp. 211-234. 2005. DOI: 10.1016/j.trc.2005.04.007
- [45] WARREN S., MCCULLOCH and WALTER, Pitts. *"A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity"*. Bulletin of Mathematical Biology, vol. 52 n°1-2, pp. 99-115. 1990. DOI:10.1016/S0092-8240(05)80006-0
- [46] ZHANG, Guoqiang Peter. *"An investigation of neural networks for linear time-series forecasting"*. Computers & Operations Research, vol. 28, n°12, pp. 1183-1202. 2001. DOI: 10.1016/S0305-0548(00)00033-2

Sobre los autores:

Nombre: Tomás Rodríguez García

Correo Electrónico: t.rodriguez@upm.es

Institución: Universidad Politécnica de Madrid, Departamento de Ingeniería Civil: Infr. del transporte. Escuela Técnica Superior de Ingenieros Civiles, España.

Nombre: Nicoletta González Cancelas

Correo Electrónico: nicoleta.gcancelas@upm.es

Institución: Universidad Politécnica de Madrid, Departamento de Ingeniería Civil: Transportes. Escuela Técnica Superior de Ingenieros de Caminos Canales y Puertos, España.

Nombre: Francisco Soler-Flores

Correo Electrónico: fsoler@upm.es

Institución: Universidad Politécnica de Madrid, Departamento de Ingeniería Civil: Transportes. Escuela Técnica Superior de Ingenieros de Caminos Canales y Puertos, España.

