

# Selección multicriterio de contratistas de obras. Enfoque basado en redes neuronales

*Multicriteria selection of construction contractors.  
Neural network approach*

Ricardo Bendaña-Jácome  
Alfredo del Caño-Gochi  
Pilar de la Cruz-López  
Alberto Castro-Rascado

Doctor Ingeniero Industrial \*  
Doctor Ingeniero Industrial \*\*  
Doctora Ingeniero Industrial \*\*  
Ingeniero Industrial \*\*

Universidad de Vigo  
Universidad de La Coruña  
Universidad de La Coruña  
Universidad de La Coruña

\* Facultad de Ciencias, Campus Universitario As Lagoas S/N, 32004 Orense, España. ricardojbi@uvigo.es, +34 988 387034.

\*\* Escuela Politécnica Superior, Campus de Esteiro, C/ Mendizábal, S/N, 15403 Ferrol (La Coruña), España. +34 981 337 400 Ext. 3291. alfredo@cdf.udc.es

Recibido: 08/09/09 • Aceptado: 16/11/09

## ABSTRACT

- This paper presents two cases of applying neural networks to extract knowledge for, subsequently, using it to support multicriteria contractor selection, in traditional design-bid-build projects with one-step selection processes. Different qualitative and quantitative selection criteria are taken into account, up to 22 and 9, respectively. The first case includes a high number of input variables, making up a complex system related to complex and medium or large-sized projects. The second case is related to small projects in a medium-sized municipality. One advantage of these systems is that they can serve to 'homogenize' specific decision making in medium and large organizations. The paper also analyzes other pros of this approach, as well as the main problems.
- **Keywords:** project management, construction, procurement, decision support systems, knowledge management, neural networks.

## RESUMEN

Este artículo presenta dos casos de aplicación de redes neuronales a la extracción de conocimiento para el posterior apoyo en la selección de contratistas de obras, en el esquema tradicional de contratación, en procesos de selección multicriterio en una sola fase, del tipo del concurso usado en la contratación pública española. Se contemplan criterios cualitativos y cuantitativos de contratación, hasta un total de 22 y 9, respectivamente, en los dos casos presentados. El primero de ellos, al incluir tantas variables de entrada, supone un sistema complejo, correspondiente a proyectos de cierto tamaño y complejidad. El segundo caso corresponde a pequeños proyectos en el ayuntamiento de una ciudad de tamaño medio. Una de las ventajas de este tipo de sistemas es que permiten uniformizar la toma de decisiones, cuando ello es oportuno (normalmente en organizaciones de tamaño mediano y grande). El artículo analiza otras ventajas de este enfoque, así como los problemas que surgen.

**Palabras clave:** gestión de proyectos, construcción, contratación, sistemas

de apoyo en la decisión, gestión del conocimiento, redes neuronales.

## 1. INTRODUCCIÓN

Determinados desarrollos actuales en la informática se dirigen al estudio de las capacidades humanas como una fuente de nuevas ideas para el diseño de nuevos sistemas informáticos. La inteligencia artificial es un intento para descubrir y describir aspectos de la inteligencia humana que puedan ser simulados mediante máquinas. Trata de emular dos de las características propias de los seres humanos: la capacidad de memorizar y la de asociar hechos. Esta disciplina se ha desarrollado fuertemente en los últimos años. Si se examinan con atención muchos de los problemas que no pueden expresarse a través de un algoritmo, se observa que casi todos ellos tienen una característica común: la experiencia previa. El ser humano resuelve multitud de situaciones basándose en la experiencia acumulada, si bien muchas veces no es posible describir documental o matemáticamente el conocimiento que hay detrás de dicha experiencia. Una forma de aproximarse

a un problema, cuya resolución no admite un tratamiento algorítmico, consiste en la construcción de sistemas que sean capaces de reproducir esta característica humana, y las redes neuronales constituyen un principio en ésta dirección. Existen otras técnicas utilizadas en el problema de selección aquí tratado: ninguna de ellas ha demostrado claramente ser la única opción adecuada para todo tipo de casos que se pueden dar y, por otro lado, ninguna de ellas deja de tener cierta cantidad de inconvenientes, lo cual es motivo para probar nuevos métodos. El lector puede informarse en Holt (1998), El-Sawalhi et al. (2007) y Bendaña et al. (2008) acerca de otras técnicas aplicables al problema aquí tratado, y de las correspondientes ventajas e inconvenientes de unas y otras.

de los procesos de toma de decisiones en la gestión de proyectos de construcción de iniciativa pública; el proyecto trataba de analizar dichos procesos con objeto de reducir el riesgo de incumplimientos en los objetivos del proyecto (alcance, plazo, coste, calidad, funcionalidad, rentabilidad). Además de aspectos metodológicos, que se salen fuera del alcance de este artículo, uno de los fines del proyecto era la aplicación de las teorías de conjuntos y controladores borrosos (*fuzzy sets; fuzzy control*) al apoyo en la toma de decisiones en la contratación pública y, en particular, a la selección multicriterio de contratistas en el sistema tradicional de contratación, permitiendo la consideración de criterios cualitativos y cuantitativos. Dicho sistema fue diseñado, desarrollado y publicado por tres de los autores (Bendaña et

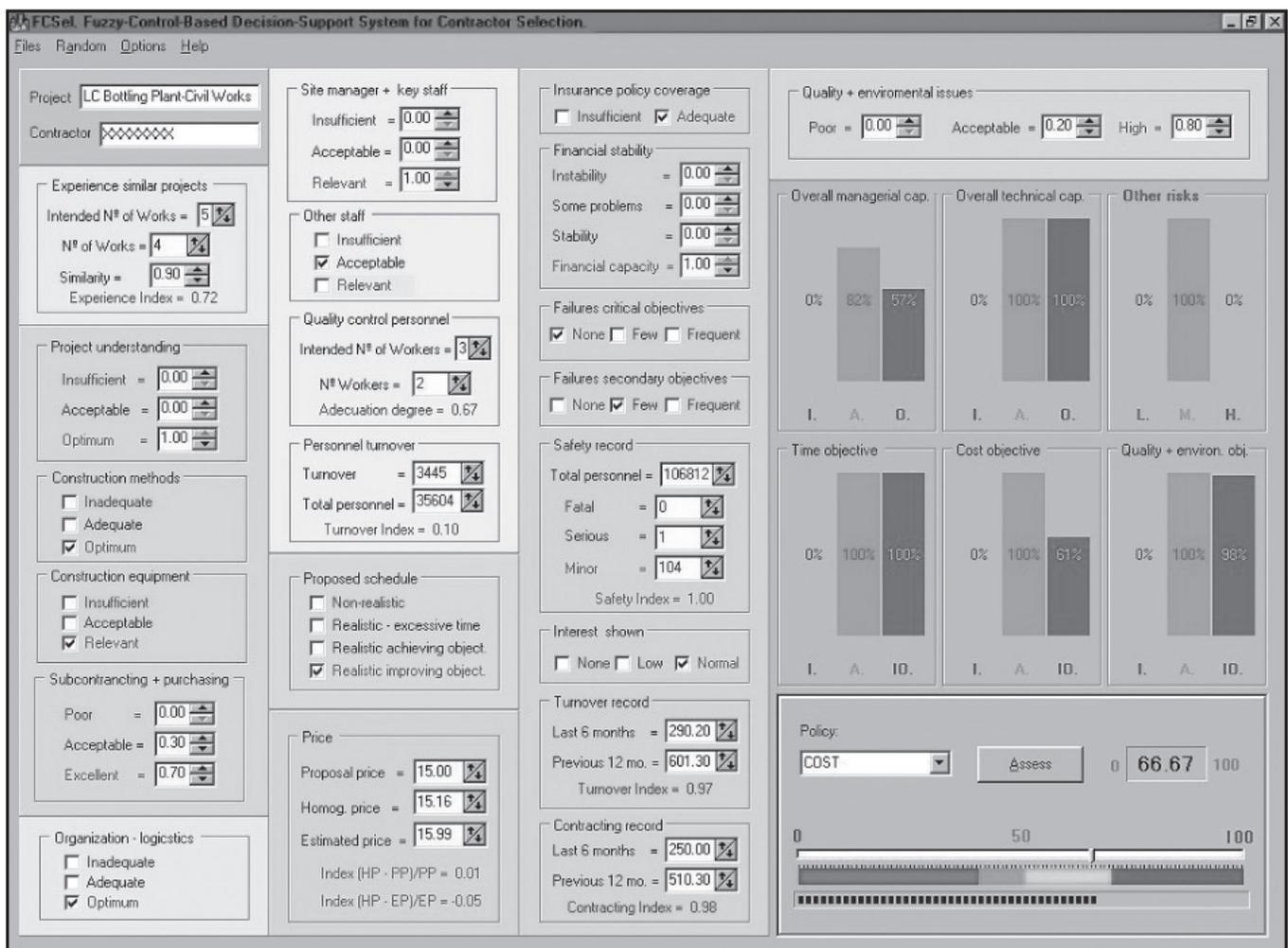


Figura 1: Interfaz de usuario del sistema de apoyo en la decisión basado en la lógica difusa realizado por Bendaña et al. (2008)

Los autores han participado en un proyecto, financiado por el Ministerio de Fomento y la Xunta de Galicia, acerca

al., 2008); en la Figura 1 se puede ver el interfaz de usuario de este sistema. Otro objetivo era analizar el posible cambio de ese sistema a un sistema con auto-aprendizaje, basado en redes neuronales, que tuviese la funcionalidad de corrección automática de la base interna de reglas en función de un entrenamiento con diferentes casos. El proyecto incluyó una revisión sistemática de la literatura al respecto, no sólo sobre

técnicas tratadas, sino sobre los aspectos metodológicos y sobre los procesos de contratación pública, así como posteriores trabajos multidisciplinarios de diversa índole, que han quedado plasmados en diversas publicaciones sobre el tema (Bendaña et al., 2008; del Caño et al., 2008; y de la Cruz et al., 2008a y b). El presente artículo trata sobre dos redes neuronales desarrolladas por los autores en dicho marco.

## 2. REDES NEURONALES. CONCEPTO Y APLICACIONES

Las redes neuronales son un modelo artificial y simplificado que pretende simular una pequeña parte del complejo funcionamiento del cerebro humano: el ejemplo más perfecto de un sistema capaz de adquirir conocimiento a través de la experiencia. Una red neuronal es un sistema para el tratamiento de la información, cuya unidad básica de procesamiento está inspirada en el núcleo fundamental del sistema nervioso humano, la neurona, proporcionando un modelo matemático de combinación de neuronas conectadas en una red (Pal y Mitra, 1999).

Las redes neuronales artificiales (ANNs; *Artificial Neural Networks*) pretenden ser una simulación abstracta de los sistemas nerviosos biológicos, formados por esa red interconectada de unidades llamadas “neuronas” o “nodos”. El grado de conexión es variable y se denomina peso sináptico (*synaptic weight; connection weight*) o, simplemente, peso. Este peso puede llegar a inhibir a una neurona o nodo, en determinadas circunstancias o condiciones. Estos elementos tienen cierta semejanza con las dendritas y los axones en los sistemas nerviosos biológicos. La idea es antigua y parece remontarse a 1943, año en que McCulloch y Pitts (1943) proponen la idea, si bien ésta no encuentra aplicación hasta el desarrollo de los ordenadores modernos. Esto fue así a causa de la necesidad que existe de realizar grandes cantidades de operaciones matemáticas en poco tiempo, en las distintas fases de creación de una red neuronal capaz de resolver un problema real. McCulloch y Pitts propusieron el clásico modelo de neurona en el que se basan las redes neuronales artificiales actuales, que tuvo que esperar más de cuarenta años, hasta los 80, en que Rumelhart y McClelland (1986a) retomaron la idea. El lector interesado en una historia detallada de la evolución en el tiempo de las redes neuronales puede consultar la publicación de Anderson y Rosenfeld (1988).

Una manera eficiente de resolver problemas complejos es dividirlos en tareas más simples, aunque también es cierto que agrupando elementos simples se puede llegar a crear sistemas complejos de gran eficiencia (Bar-Yam, 1997). Éste es el caso de las redes neuronales (en adelante, RRNN, en plural, y RN, en singular). Hay infinidad de tipos de RRNN, pero todas ellas comparten los mismos componentes: un conjunto de nodos conectados en diversos grados. Los nodos pueden considerarse como unidades elementales de proceso que reciben una señal (o señales) de entrada, la procesan y la

entregan a otra neurona, para que le sea aplicado un nuevo procesado.

Este procesado puede ser tan simple como una simple suma, si bien puede ser también mucho más complejo. Las conexiones entre neuronas determinan cómo fluye la información de unas a otras.

Se podría definir red neuronal como un sistema de procesado masivo de información consistente en un gran número de procesadores simples con múltiples conexiones entre ellos. La Figura 2 recoge el esquema básico de una red neuronal.

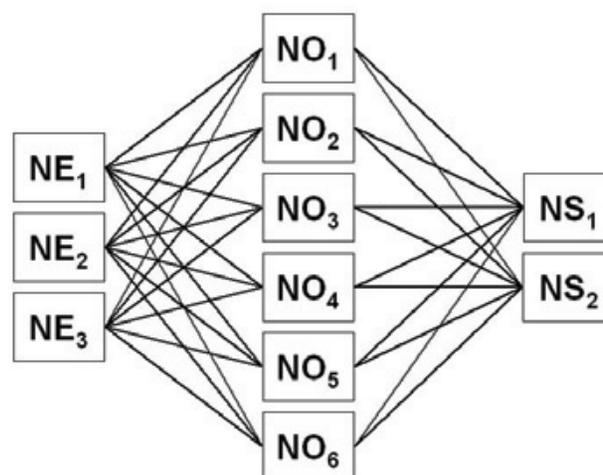


Figura 2: Esquema básico de una red neuronal (NE = nodo de entrada; NO = nodo oculto; NS = nodo de salida)

Las RRNN se usan, fundamentalmente, en campos relacionados con el procesado de grandes cantidades de datos, en donde se trata de extraer patrones de relación entre los datos de entrada y los de salida de un conjunto de patrones, normalmente casos previamente resueltos (por ejemplo, a través de la observación de un fenómeno natural), que se presentan a la red.

Las RRNN resultan de gran utilidad para establecer modelos, que recojan la relación existente entre una serie de variables de entrada con otras variables de salida, cuando no se puede conocer dicha relación (no se sabe cómo funciona un sistema), o bien no existe la posibilidad de establecer un modelo matemático para dicha relación. Esto hace que las RRNN puedan ser útiles, entre otras muchas aplicaciones, en la predicción meteorológica, en función de parámetros físicos observables; en la predicción de caudales en ríos; en la identificación de especies vegetales por relación con parámetros físicos; en la valoración de activos inmobiliarios o de otro tipo; en el diagnóstico clínico; o en la optimización de rutas de transporte.

### 3. FUNCIONAMIENTO DE UNA UNIDAD ELEMENTAL DE CÁLCULO

La mayor parte de las neuronas humanas poseen diferentes estructuras de árbol, llamadas dendritas, que reciben las señales de entrada provenientes de otras neuronas a través de un sistema de conexión denominado sinapsis.

La forma en que dos neuronas interactúan no es totalmente conocida, dependiendo además del tipo de neurona. En general, una neurona envía su salida a otras a través de una de sus partes, llamada axón. El axón, por medio de la sinapsis, transmite la información gracias a diferencias de potencial que generan un impulso eléctrico, que depende del potencial de la neurona.

Básicamente, la neurona artificial es un nodo de la red neuronal, que recibe múltiples señales de entrada; dichas señales, en función de su signo, pueden ser excitadoras o inhibitoras del propio funcionamiento de la neurona.

La neurona artificial, en función de ese carácter excitador o inhibitor de las señales de entrada, emite una señal que generalmente es la suma ponderada de las señales recibidas; dicha ponderación se realiza por medio de unos pesos sinápticos, a aplicar a cada señal recibida.

Finalmente, emite una señal a las neuronas posteriores a ella, solamente cuando la ya mencionada suma ponderada es mayor que un determinado umbral; el umbral, que se acaba de mencionar, se define a través de la denominada función de activación, que lo más frecuente es que sea una simple función de escalón, o una función sigmoideal. Encontrar el umbral o límite del escalón es parte del diseño de la red, que se realiza durante el entrenamiento de la misma, de manera automática, en cientos o miles de iteraciones, mediante una aplicación informática de entrenamiento de la red.

Dicha aplicación sirve también para realizar otra de las actividades de diseño de la red, que es determinar los valores de los distintos pesos sinápticos de todas las conexiones entre neuronas. Es obvio que, cuando se tiene una red con muchas neuronas, es complicado encontrar dichos pesos sin recurrir a algoritmos para ello, implantados en aplicaciones informáticas. La aplicación informática va a realizar ese trabajo de cálculo de los pesos, ajustándolos hasta conseguir que la red realice de forma satisfactoria la labor para la que ha sido diseñada. Este proceso de ajuste se denomina aprendizaje o entrenamiento, y termina cuando la RN es capaz de dar respuestas similares a las de los ejemplos resueltos que se le han suministrado para dicho entrenamiento.

Existen diferentes tipos de RRNN, con diferentes aplicaciones. Desde el primer modelo propuesto por McCulloch y Pitts en 1943, se han desarrollado cientos de modelos diferentes; todos ellos pueden considerarse redes neuronales, pero difieren en los tipos de funciones de activación que utilizan, en los valores de entrada que aceptan, en la topología de la red, o en los algoritmos de aprendizaje que usan, entre otros aspectos.

### 4. ARQUITECTURAS DE UNA RED NEURONAL ARTIFICIAL

Las redes neuronales pueden clasificarse en dos categorías, basándose en los tipos de conexión entre neuronas y la topología de la propia red.

- Redes tipo “*feedforward*”, convencionales, en las que las señales viajan siempre en la dirección entrada-salida. No se permite realimentación. Las neuronas están agrupadas en capas, y cada capa tiene un número determinado de neuronas que decrece a medida que nos acercamos a la salida de la red.
- Redes de tipo “*feedback*” o recurrentes, en las que se permite realimentación de neuronas; es decir, una señal que sale de una neurona puede regresar a la misma, alterando de nuevo la salida de la misma.

Atendiendo al número de capas de las que se compone una red, se puede hacer una simple clasificación de las mismas en redes de una sola capa y redes multicapa. Las capas intermedias de una red neuronal se denominan capas ocultas, y su objetivo es extraer la máxima información posible de los datos de entrada a la red. Normalmente, con posibles excepciones, y con un límite que se va a comentar más tarde, cuantas más capas intermedias, mayor información se puede extraer de los datos de entrada (Churchland y Sejnowski, 1992). En general, la capacidad de extraer de los datos información de orden superior (relaciones entre variables de entrada y salida) aumenta cuando se incrementa el número de neuronas en las capas intermedias. Sin embargo, a efectos prácticos, se ha comprobado que en muchos casos reales se ha llegado a soluciones adecuadas con redes de una o, como máximo, dos capas intermedias; y no resulta aconsejable incrementar dicho número, pues no se consiguen mejores resultados y se incrementa de forma notable el tiempo de computación (Skapura, 2000).

Los nodos o neuronas de una capa intermedia reciben como entradas las salidas de la capa precedente. Normalmente, tal como se aprecia en la Figura 2, una neurona está conectada a todas y cada una de las neuronas de las capas anteriores y posteriores a la misma. Esto no excluye que, después, en su funcionamiento, algunas conexiones entre neuronas se inhiban, haciendo que dichas conexiones no existan, a efectos prácticos.

### 5. FASES DE LA CONSTRUCCIÓN DE UNA RED NEURONAL

La primera fase en la construcción de una RN es diseñar la red, estableciendo las variables de entrada y de salida, y la topología de la red, aspecto del que se trata en otras partes de este artículo. Tras ello hay que construir la

red, informáticamente hablando. A continuación vienen dos fases fundamentales en el desarrollo e implantación de toda aplicación de redes neuronales: la de aprendizaje o entrenamiento, y la de validación o prueba. En la de entrenamiento se le proporciona un conjunto de casos resueltos, para que la red ajuste sus parámetros de acuerdo con esos casos que se le proporcionan. En la de validación se le proporcionan los datos de entrada de un segundo conjunto de casos, previamente resueltos y diferentes de los anteriores, y se comprueba que la red resuelve dichos casos de manera adecuada. En caso de problemas en el entrenamiento, o de errores relevantes en la validación, habrá que volver a fases anteriores rediseñando, incluso, la red. Finalmente viene la fase de consulta o uso normal de la red, en la que se interroga a la red sobre nuevos casos, diferentes de los usados en el aprendizaje y validación, y de los que no se conoce la solución. La Figura 3 refleja este proceso de construcción de la red neuronal. Por supuesto, si por cualquier causa el fenómeno o sistema real tiene un cambio y comienza a comportarse de una manera nueva, la red podría ser entrenada y validada otra vez.

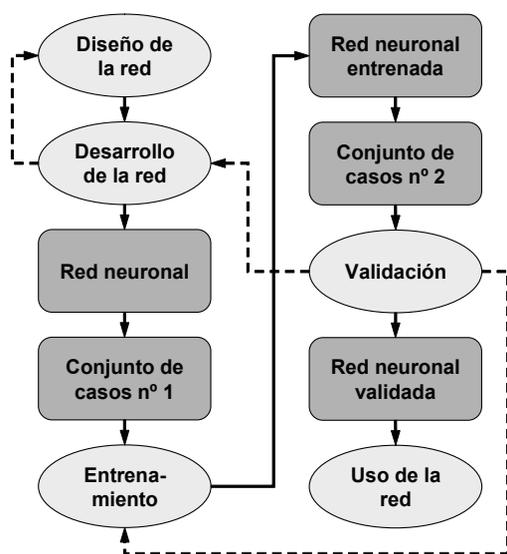


Figura 3: Esquema básico del proceso de construcción de una red neuronal

La capacidad para aprender (entrenarse), la de adaptación y, por tanto, su carácter no estático, son algunos de los rasgos fundamentales de la inteligencia y una de las características más importantes de las RRNN, que, por otro lado, suponen cierto atractivo.

Como una alternativa al conocimiento experto de un ser humano captado a través de reglas, las RRNN captan las relaciones entrada-salida a través de ejemplos resueltos, representativos del problema a tratar. En la fase de entrenamiento los ejemplos resueltos sirven para determinar

los pesos (parámetros de diseño) de la red. Luego, en la fase de prueba, se le proporcionan solamente los datos de entrada de otros casos resueltos, y se comprueba el ajuste entre los datos de salida real y de la red, analizando el error que comete en su funcionamiento y, por tanto, su fiabilidad.

Las RRNN aprenden por la actualización o cambio de los pesos sinápticos que caracterizan a las conexiones. Los pesos son adaptados de acuerdo con la información extraída de los casos de entrenamiento que se suministran a la red.

Existen fundamentalmente tres formas de entrenar una red neuronal: entrenamiento supervisado, no supervisado y reforzado. En el entrenamiento supervisado la modificación de pesos entre neuronas se genera en función de la diferencia entre los valores reales de salida y los valores de salida de la red.

En el entrenamiento no supervisado los pesos son modificados a través de reglas de aprendizaje definidas previamente (Hebb, 1949).

En el entrenamiento reforzado, aplicable cuando hay pocos datos de partida, un patrón de datos es introducido en la red y se obtiene la salida correspondiente. Si la salida es la esperada para el experto que supervisa el entrenamiento, se almacena el caso para aprendizaje posterior; si no es la adecuada, dicho experto la modifica y se vuelve a almacenar el caso para posteriores entrenamientos. Finalmente, una vez obtenida una serie de casos, se vuelve a entrenar la red en modo supervisado.

En muchas aplicaciones prácticas el entrenamiento más común es el supervisado, realizado a través del denominado algoritmo de retropropagación (*“back propagation”*; Rumelhart y McClelland, 1986b), usado fundamentalmente en redes multicapa del tipo *“feedforward”*. La red recibe entradas a través de la capa inicial y se obtiene un vector de salida. Como se ha anticipado, al ser un aprendizaje supervisado, se conoce la salida que se espera para el patrón de entrada. La salida de la red se compara con el valor esperado y el error registrado se usa para corregir los pesos sinápticos. El objetivo es llevar dicho error hasta un mínimo establecido.

El proceso de aprendizaje comienza con unos pesos aleatorios iniciales, que se van modificando hasta que el error obtenido alcanza un valor aceptable. Se trata, pues, de un proceso iterativo, que se puede detener también al observar que no hay cambios sustanciales en el error. También se puede detener al alcanzar el error medio un valor aceptable.

Se llama ratio de aprendizaje (*“learning rate”*) y *“momentum”* a dos números, a definir por el diseñador de la red, usados para modificar los pesos en función del error detectado; el segundo está también destinado a evitar inestabilidad en el aprendizaje.

Este texto no pretende tratar el funcionamiento interno de este u otros algoritmos, pero el lector interesado en la mecánica interna del mismo, así como en sus parámetros fundamentales (ratio de aprendizaje y *“momentum”*) puede consultar la publicación de Haykin (1999).

## 6. ASPECTOS ESPECÍFICOS DE LA RETROPROPAGACIÓN

Una vez que la red está convenientemente entrenada y validada se habrá establecido un modelo basado en relaciones conocidas, es decir, se habrá generalizado una relación existente para un número finito de casos conocidos.

Una red multicapa puede considerarse, por lo tanto, como un instrumento para establecer un modelo de una relación no lineal entre vectores de entrada y salida. La red no hace más que interpolar no linealmente entre los casos de entrenamiento (Wieland y Leighton, 1987). Esta interpolación es factible fundamentalmente debido al carácter continuo y diferenciable de las funciones de activación utilizadas, las cuales generan funciones de salida también de tipo continuo.

La generalización correcta por parte de una red multicapa se ve influenciada fundamentalmente por los siguientes factores:

- El número de casos de entrenamiento y su representatividad en el campo que se está tratando.
- La propia arquitectura de la red neuronal.
- La propia complejidad de la naturaleza del sistema a tratar.

No se tiene control sobre esto último, pero, en lo que respecta a los otros dos factores, se puede abordar el problema desde dos puntos de vista (Hush y Horne 1993):

- Suponer una arquitectura de red fija y determinar el número de casos de entrenamiento para que la red generalice de forma correcta.
- Fijar el conjunto de valores de entrenamiento y encontrar la arquitectura que consiga una buena generalización.

Ambas perspectivas podrían utilizarse según el problema a tratar, dependiendo de la facilidad de obtener datos y del software disponible para establecer el modelo de la red. También es posible una mezcla de ambas soluciones para el caso en que, aún contando con un número elevado de valores de entrenamiento, los resultados no sean los esperados, en cuyo caso se deberá modificar la topología de la red en busca de resultados más satisfactorios.

Respecto a la cantidad de valores de entrada para realizar un correcto entrenamiento, diversos autores han trabajado sobre este tema, encontrándose grandes discrepancias entre unos y otros (Widrow y Stearns, 1985; Baum y Haussler, 1989).

A pesar de las dificultades inherentes a las cuestiones antes tratadas, el “teorema de aproximación” (Hecht-Nielsen, 1987) asegura que cualquier función multivariable puede ser aproximada por medio de una red neuronal tipo “feedforward” con una capa intermedia, constituyendo la misma un aproximador universal. Para fenómenos que no puedan reflejarse por medio de una función, no siempre va a existir una red neuronal que aproxime el comportamiento de dicho fenómeno.

El hecho de que una red neuronal sea un aproximador de una relación entre entradas y salidas, implica asumir la existencia del ya referido error en la solución aportada por la red neuronal (Barron, 1993). Cualquier solución encontrada será aceptable siempre que el error obtenido en la fase de entrenamiento esté acotado. Lo que no se puede esperar nunca de una red neuronal es una solución exacta que resuelva sin error alguno la relación entre todos los valores de entrada y salida.

Una red neuronal no es la solución a todos los problemas de modelado de relaciones entre variables. Aun suponiendo que una RN es la técnica a tener en cuenta a la hora de abordar un determinado problema, se han de estudiar con detalle una serie de cuestiones que se van a referir más adelante. La mala elección de alguna de ellas puede hacer fracasar una aplicación. Por otro lado, lo que funciona para un determinado problema puede no funcionar para otro y, por lo tanto, es muy difícil poder realizar una generalización. La existencia de solución que se ha mencionado un poco más arriba (teorema de aproximación), no garantiza que se llegue a conseguir dicha solución; tampoco el teorema de aproximación establece la manera de llegar a ella. Algunos autores afirman que la resolución de problemas mediante RRNN es un arte, dada la complejidad y la falta de una sistemática para algunas de las actividades de su diseño, como puedan ser la definición del número de capas, del número de neuronas por capa, o de los parámetros de aprendizaje. Por otro lado, la topología y parámetros de aprendizaje adecuados para un problema no son, en general, aplicables a otros problemas. No obstante, al abordar el diseño e implantación de una RN se debería tener en cuenta lo siguiente:

- Los datos, que se presenten a la red para su entrenamiento, deberán contener la máxima información posible y cubrir un amplio espectro de casos dentro del universo a tratar. Los datos no deberán estar sesgados hacia una determinada zona. Dichos datos deben presentarse de forma aleatoria, sin seguir ningún patrón de entrada (LeCun, 1993; citado por Haykin, 1999).
- Es conveniente que los valores de entrada sean normalizados en el intervalo [0,1].
- Cuando la topología de la red contemple el uso de diferentes ratios de aprendizaje (“learning rate”) para cada capa, se asignarán valores más bajos de este ratio en las capas finales que en las iniciales.
- Según la complejidad del sistema, se deberá probar en principio con una sola capa oculta; en caso de no obtener resultados óptimos se probará con dos (Funahasi, 1989).

Estas recomendaciones, que se basan en aspectos empíricos, no garantizan, sin embargo, el éxito de la aplicación. Será el desarrollador el que deberá ir ajustando los distintos parámetros hasta conseguir los resultados deseados. Respetando estas normas se conseguirá una eficiencia mayor

en el cálculo, se evitarán oscilaciones indeseadas durante el proceso de aprendizaje y se aumentarán las probabilidades de dar con los ajustes deseados en un determinado plazo de tiempo.

## 7. VALIDACIÓN CRUZADA

Alternativamente al esquema general reflejado en la Figura 3, cuando hay pocos casos resueltos como base para el entrenamiento y la validación, se usa un viejo método, conocido desde los años treinta como validación cruzada (“*cross-validation*”), que posteriormente se ha ido modificando por diversos autores en los años setenta (Geisser, 1975; Stone, 1978; citado por Haykin, 1999).

Cuando el número de datos de partida no es muy grande, pero tiene cierto tamaño mínimo, se divide aleatoriamente en dos grupos. La validación cruzada consiste en usar el primero de ellos para una primera fase de entrenamiento, y el segundo para una primera fase de validación; y al revés, tras ello el segundo grupo se usará para una segunda fase de entrenamiento, y el primero, para una segunda fase de validación.

La validación cruzada sirve, además, para evitar sobreentrenamientos (Amari et al., 1996) de la red, cuando se sigue el esquema normal de trabajo de la Figura 3. Dichos sobreentrenamientos podrían ocurrir, si se deja al algoritmo trabajar de manera indefinida, solamente buscando minimizar el error. El sobre-entrenamiento puede llegar a ser perjudicial, por ajustarse mucho la red a los casos de entrenamiento, y oscilar demasiado entre valores intermedios, al hacerse una consulta, ya en la fase de uso. El ciclo de validación cruzada para evitar este problema es el siguiente:

- Se entrena la red y se detiene el entrenamiento después de un determinado número de ciclos, siempre que los errores sean aceptables.
- Se utilizan, entonces, varios casos del grupo de validación (o todos) para comprobar que no se está sobre-entrenando la red. Si se obtienen valores adecuados para dichos casos (es decir, errores parejos a los obtenidos con los casos de entrenamiento), se sigue con dicho entrenamiento, con objeto de reducir el error, si fuese posible. En caso contrario, se detiene el proceso y se modifican los parámetros de aprendizaje o, incluso, la topología.

Existen variaciones a este método, que se pueden utilizar cuando hay tan pocos datos de partida, que la validación cruzada no es suficiente. En el conocido como “validación múltiple cruzada” (“*multifold cross-validation*”) se subdividen los datos en N grupos (por ejemplo, 10) y, alternativamente, se va dejando un subgrupo para validación y el resto (N-1) para entrenamiento. Este método requiere bastante tiempo para la realización de cálculos.

Finalmente, en el caso de haber extremadamente pocos

datos de partida, se puede utilizar el método denominado “todos menos uno” (“*leave-one-out-method*”), que no es más que llevar al límite el método anterior, al hacer que el grupo de validación tenga un solo elemento, que va variando a lo largo de la muestra disponible.

## 8. EL PROBLEMA DE LA SELECCIÓN DE CONTRATISTAS

La selección de contratistas, tanto en contratación pública como privada, se ha basado tradicionalmente en la consideración de la oferta más baja, en la que no se tenían en cuenta otros criterios (solvencia técnica, historial, referencias de clientes, etc.) o bien no tenían apenas importancia. En contratación privada esto ha obedecido a la falta de cultura de proyecto, a la falta de madurez de la organización, en muchas ocasiones debida a una insuficiente profesionalización de la dirección de la empresa. En determinadas ocasiones este sistema es adecuado, siempre y cuando haya habido anteriormente una preselección de contratistas basada en otros criterios y la obra no sea de especial complejidad, pero en la realidad dicha preselección no ha sido muy frecuente, salvo en determinados sectores, como es el caso de la construcción de plantas industriales. En contratación pública en España el estamento político ha usado en el pasado la contratación a la oferta más baja (subasta), con demasiada frecuencia, quizá más a causa de su teórica “limpieza” que de su simplicidad.

En el sector de la construcción, tanto en lo público como en lo privado, en los países más avanzados (Russel y Skibniewski, 1998; Rankin et al., J.H., 1996; Palaneeswaran y Kumaraswamy, 2000; Ichinowski, 1990; Tarricone, 1993; Construction Industry Board, 1997; Kashiwagi y Mayo, 2001; Russell, 1996; del Caño et al., 2008), se ha evolucionado desde la contratación por precio hasta sistemas multicriterio de selección, cada vez más completos y rigurosos. Con frecuencia se usan procedimientos de selección en una sola fase, en la que se tienen en cuenta diferentes criterios, incluido el precio.

Se usan también, con cierta asiduidad, sistemas en dos fases en los que se realiza primeramente una preselección de candidatos que cumplan con una serie de requerimientos previos, establecidos por el cliente, generándose una lista “corta” de candidatos que no solamente cumplan dichos requerimientos, sino que también alcancen evaluaciones de conjunto lo suficientemente elevadas como para acceder a dicha lista. En una segunda fase se realiza la selección final, utilizando solamente el precio. Lo normal en estos casos es que la segunda fase se realice en base a una negociación con la empresa que ha quedado en primer lugar, hasta llegar a un acuerdo de precio. En caso contrario, la negociación se interrumpe y se pasa a negociar con la siguiente empresa de la lista, y así sucesivamente.

La “post-calificación” es el sistema inverso al anterior, de escaso uso, en el que se realiza una selección multicriterio entre los contratistas que han presentado las ofertas más

bajas. El lector puede consultar la publicación de Russell (1996), para mayor información sobre estos sistemas de contratación, sus ventajas, inconvenientes, y campos de aplicación.

Hace tiempo que en España se ha invertido la tendencia anteriormente referida con respecto a la contratación pública, y los técnicos de la administración abordan con mucha frecuencia procesos multicriterio de contratación. En Francia, Reino Unido, EEUU o Japón, entre otros países avanzados, esta tendencia es anterior en las administraciones públicas (si bien en Japón hay una vuelta a sistemas más basados en el precio). Dos de los autores han estudiado a fondo el problema de la contratación pública en la construcción, realizando un análisis comparativo entre el sistema español y el de esos cuatro países que se acaban de referir; el lector puede profundizar en dichos aspectos en la publicación de del Caño et al. (2008), que también hace un resumen de los principales sistemas de contratación usados en el sector privado en algunos de esos países, como es el caso de los EEUU.

En lo relativo a la contratación privada, tanto en España como fuera de ella, existen dos tipos básicos de clientes: orientados y no orientados al proyecto. Los no orientados al proyecto son los que no realizan contrataciones a menudo; estos clientes usan procesos de contratación “ad hoc”, muy sencillos y normalmente poco profesionales, muchas veces meramente basados en el precio, que suelen ser de baja eficacia y provocan problemas en fases posteriores del proyecto. Algunos clientes de este tipo, quizá por tener en sus filas a personal proveniente de la administración, realizan procesos parecidos a los de la contratación pública, eliminando los aspectos que no les son necesarios (como algunos relacionados con la publicidad) o que suponen para ellos una rigidez superflua. Estos clientes usan la contratación multicriterio con más frecuencia, y suelen obtener mejores resultados de sus procesos. Los clientes orientados al proyecto, que realizan contrataciones de manera frecuente, todos los años, suelen desarrollar procesos de contratación más eficaces. Algunos, de nuevo, basan sus procesos en los de la contratación pública, pero su experiencia les ha llevado a descubrir maneras de mejorar estos últimos. Los clientes orientados al proyecto de mayor tamaño empresarial, algunos de los cuales llevan muchas décadas en ello, están más cercanos a las tendencias más innovadoras y de la investigación en este campo, como es el caso de la contratación en régimen de colaboración (*partnering*). El lector puede ampliar estos aspectos en el capítulo sobre los EEUU de la publicación realizada por del Caño et al. (2008).

En un entorno en el que se desea evitar las consecuencias indeseables de la contratación por precio, hay que establecer otros criterios que, junto con aquel, sirvan para seleccionar el contratista más apropiado en base a los objetivos de quien contrata: normalmente, y como mínimo, plazo, coste y calidad. Con respecto a qué criterios pueden usarse, el lector puede observar en el epígrafe siguiente los que se han usado

en este caso, que constituyen un conjunto muy completo; además de los criterios allí referidos, se pueden considerar otros, como, por ejemplo:

- El conocimiento específico del entorno regional o local; su legislación, normativa técnica y mercado.
- En determinados proyectos de gran tamaño y complejidad, la capacidad del contratista para participar en otros aspectos diferentes de la mera construcción (ventas o mantenimiento, entre otros).
- En grandes proyectos internacionales, el plan de movilización del personal.
- En determinados proyectos de gran tamaño, la capacidad y aceptación del contratista para incorporarse al proyecto como inversor, cuando esto tiene ventajas para el cliente, como son el incremento de la credibilidad ante instituciones y mercados financieros.
- Capacidad para ofrecer diseño; alternativas de proyecto que el contratista propone y que mejoran el proyecto inicial.
- Aspectos medioambientales y de sostenibilidad, incluido el impacto social en la zona, por ejemplo, mediante un incremento de la contratación de personal y empresas locales.
- Aspectos “políticos”, como las buenas relaciones con la administración, o la afinidad entre los responsables de las empresas contratista y cliente.
- Capacidad para innovar, inversión en I+D+i.
- Servicio post-venta.

A su vez, ya que la cantidad de criterios que entran en juego puede ser elevada, surge la necesidad de desarrollar sistemas capaces de llevar a cabo una evaluación conjunta, de forma automática y consistente, como herramienta de apoyo a la decisión final.

En el presente trabajo se ha partido de los conocimientos y experiencia de dos de los autores en contratación privada. El sistema genérico de contratación que se ha considerado es el de selección multicriterio en una sola fase, similar al concurso de la contratación pública española, para contratistas de obras en el esquema tradicional de contratación (proyectar-contratar-construir).

## 9. APLICACIÓN DE LAS RRNN A UN SISTEMA COMPLEJO DE APOYO EN LA SELECCIÓN DE CONTRATISTAS PARA OBRAS DE GRAN TAMAÑO Y COMPLEJIDAD

En el epígrafe introductorio se ha referido ya el sistema de ayuda en la selección de contratistas basado en lógica difusa que los autores desarrollaron con motivo del mismo proyecto. Ahora se trataba de ver si la aplicación basada en

la lógica difusa tenía un comportamiento que pudiera ser fácilmente reconocible por una red neuronal.

En grandes organizaciones, en determinadas ocasiones, se decide homogeneizar la toma de decisiones. Así, por ejemplo, existen bancos que disponen de aplicaciones informáticas de apoyo al personal que interviene en operaciones de crédito, con objeto de agilizar la toma de decisiones, reducir sesgos, y solucionar problemas diversos (experiencia insuficiente, comportamiento discrecional o potencial corrupción, entre otros), evitando con ello riesgos innecesarios. Puede ser interesante también, en organizaciones medianas y grandes, uniformizar la toma de decisiones en la contratación de contratistas. Y una de las maneras de hacerlo es extrayendo el conocimiento de casos pasados. Esto es lo que se pretendía con la aplicación basada en la lógica difusa, cosa que también puede hacerse por medio de redes neuronales. Básicamente, las RRNN eran aplicables a este caso porque:

- Se trataba de encontrar la relación entre unas variables de entrada y otra de salida.
- Era un problema multivariable en el que era difícil establecer un modelo mediante el uso de una fórmula analítica específica.
- Se disponía de 225 casos evaluados previamente por el sistema basado en la lógica difusa; este sistema se había construido con una base de reglas que reproducía la manera de actuar de un experto en contratación; véase más información sobre el sistema en Bendaña et al. (2008).
- Interesaba encontrar una generalización de esos casos.
- El sistema creado debía tener un comportamiento estable acorde a los casos disponibles.

Los referidos casos tenían en cuenta un total de 22 variables de entrada, correspondientes a diferentes criterios cualitativos y cuantitativos en un entorno de contratación privada; dichas variables de entrada, que son las mismas que las de la Figura 1, son las que se tuvieron en cuenta para establecer el modelo del sistema, formando la capa de entrada de la red. Existen otros criterios que podían haberse añadido al sistema, ya mencionados en el epígrafe anterior; sin embargo, como se va a ver, se incluyeron todos los que se suelen usar comúnmente, y bastantes otros de menor frecuencia de uso. Pocos criterios quedaron fuera; en pocas ocasiones se usa tan amplia variedad de ellos.

Las variables de entrada contempladas en los casos de que se disponía eran los que se indican a continuación; entre paréntesis se consignan los datos concretos de entrada al sistema. Como se puede observar, el sistema combina el uso de datos cualitativos y cuantitativos:

1. Experiencia en obras análogas en los últimos 5 años (número de trabajos similares; índice de similitud con la obra actual).
2. Calidad final de las obras realizadas (tanto análogas

como de otro tipo), contrastada con los clientes, y grado de satisfacción de los mismos (calidad pobre, aceptable o alta, junto con un valor de pertenencia a cada etiqueta, de 0 a 1).

3. Recursos materiales (equipos y maquinaria) a disposición de la obra (insuficientes, aceptables, adecuados).
4. Operarios propios de control asignados por la empresa, con objeto de realizar tareas de inspección y control de los trabajos realizados (número de trabajadores).
5. Experiencia y conocimientos del personal clave (jefe de obra, encargado) (insuficientes, aceptables o importantes, junto con un valor de pertenencia, de 0 a 1).
6. Asignación de otro personal técnico (otro personal residente en obra, su número, titulación, experiencia) (insuficiente, aceptable, adecuada).
7. Renovación de personal en los últimos 5 años, para tener en cuenta su influencia en la calidad y motivación de dicho personal (personal total de la empresa; renovación de personal).
8. Adecuación de la estructura organizativa a las características de la obra (inadecuada, adecuada, óptima).
9. Nivel de comprensión del proyecto, bondad y ajuste de las alternativas o mejoras propuestas y capacidad de ofrecer diseño (nivel insuficiente, aceptable u óptimo, junto con un valor de pertenencia, de 0 a 1).
10. Adecuación de los métodos de construcción a la obra (inadecuados, adecuados, óptimos).
11. Índice de siniestralidad en los últimos 5 años (personal total, accidentes fatales, accidentes graves, accidentes leves).
12. Programación de obra, realismo de la misma y su ajuste al objetivo del cliente (no realista, realista pero con plazo excesivo, realista y ajustada al plazo previsto, realista y mejorando el plazo previsto).
13. Cobertura de seguros (insuficiente, adecuada).
14. Valoración de las empresas subcontratistas y suministradoras (pobre, aceptable o excelente, junto con un valor de pertenencia, de 0 a 1).
15. Interés mostrado por parte del contratista durante el proceso de petición de ofertas (ninguno, bajo, normal).
16. Historial del contratista en cuanto a incumplimientos relativos a los objetivos críticos (alcance, plazo, coste, calidad) de sus anteriores clientes (ninguno, pocos, frecuentes).
17. Historial de incumplimientos secundarios, que no afectaron a los objetivos críticos del cliente (ninguno, pocos, frecuentes).
18. Facturación en los últimos 6 meses, comparada con la del año anterior, como información que puede aclarar determinadas situaciones que se pueden dar

cuando la empresa tiene una necesidad imperiosa de facturar (facturación en los últimos 6 meses; facturación en los 12 meses anteriores).

19. Contratación en los últimos 6 meses, comparada con la del año anterior, como información que puede aclarar determinadas situaciones que se pueden dar cuando la empresa tiene una necesidad imperiosa de contratar; combinada con la anterior variable, aporta información que puede ser útil en casos en que haya empresas con mucha contratación pero en las que se está retrasando la facturación, o con mucha facturación pero sin contratación suficiente, o sin ambas, o con mucha contratación y facturación (contratación en los últimos 6 meses, contratación en los 12 meses anteriores).
20. Solvencia económica y estabilidad financiera de la empresa (inestable, problemas leves, estable, capacidad para financiar).
21. Diferencia entre el precio homogeneizado y el precio ofertado. El precio homogeneizado es el precio ofertado corregido (al alza o a la baja), una vez comprobados los precios unitarios ofertados, y una vez corregidos los que estadísticamente, en comparación con los precios de los otros ofertantes y con los precios de una estimación independiente, sean demasiado altos o bajos y el contratista no tenga una explicación clara y documentada para ello (precio homogeneizado, precio ofertado).
22. Diferencia entre el precio homogeneizado y el precio estimado, constituido este último por una estimación realista elaborada por una consultoría competente, basándose en los documentos de proyecto y en el estado actual del mercado (precio homogeneizado, precio estimado).

La variable de salida de los 225 casos de que se disponía era una puntuación de 0 a 100, para cada candidato evaluado.

Tanto en este caso como en el del próximo epígrafe, este artículo no pretende establecer si las variables de entrada y salida usadas son adecuadas o no, o si todo ello es mejorable y de qué maneras; se trata aquí, solamente, de exponer cómo una red neuronal puede absorber el conocimiento usado en el conjunto de casos resueltos, y de analizar la problemática observada.

Una vez definidas las variables de entrada y salida, se estableció la topología y el tipo de red. En este caso se utilizó una red tipo “*feed-forward*” entrenada con el algoritmo de retropropagación, con un entrenamiento supervisado. La red tiene una sola capa intermedia con 45 neuronas, aunque se probó también con dos capas intermedias, sin mejorarse el resultado, mientras que aumentaba el tiempo de computación. No se construyó un interfaz amigable de usuario, ya que se trataba de realizar la comprobación que se ha comentado con anterioridad. Lo que sí existía era, como parte del sistema basado en lógica difusa, un documento en

el que se establecían indicaciones para reducir la subjetividad a la hora de seleccionar los valores que toman las variables cualitativas y que pueden dar problemas de este tipo.

La red se entrenó con los casos ya referidos, que cubrían un amplio rango de posibles combinaciones entre las variables de entrada, incluyendo los correspondientes extremos de evaluaciones mínimas y máximas. Dado el número de casos de que se disponía, no fue necesario recurrir a procedimientos especiales de validación, como los explicados en el epígrafe 7 sobre validación cruzada.

Durante el entrenamiento se tuvieron que modificar los valores del ratio de aprendizaje (“*learning rate*”) y del “*momentum*”, quedando finalmente establecidos en 0’6 y 0’8, respectivamente. Con objeto de detener el proceso de aprendizaje, se estableció un límite del 2% para el error medio máximo. Con este límite el proceso se detuvo después de 8.273 ciclos. Durante las primeras fases de la iteración, y como es habitual, la red osciló ligeramente, para después converger hasta alcanzar el error preestablecido. La convergencia fue rápida.

De acuerdo con el proceso general explicado en el epígrafe 5 y en la Figura 3, la red, una vez entrenada con una parte de los casos de los que se disponía (200 casos), fue validada con los casos restantes (25 casos), que se reservaron para esta labor, con objeto de comprobar que el entrenamiento había sido exitoso. A continuación se resumen los resultados que se obtuvieron en esta validación. Dichos errores se refieren a la diferencia entre la cifra (de 0 a 100) que se obtiene usando la red creada, y el valor que tenían esos 25 casos de validación.

- Error medio: 2.0%
- Error máximo: 13.0%
- Error mínimo: 0.0%
- Errores menores del 3%: 13
- Errores entre 3% y 5%: 5
- Errores entre 5% y 10%: 3
- Errores entre 10% y 13%: 4

## 10. APLICACIÓN DE LAS RRNN A UN SISTEMA REAL DE APOYO EN LA SELECCIÓN DE CONTRATISTAS PARA PEQUEÑAS OBRAS DE INICIATIVA PÚBLICA

Tras realizar la aplicación anterior, se realizó otra específica para el caso de la selección de contratistas para pequeñas obras, también en el esquema tradicional, pero ahora para la contratación pública, en un Ayuntamiento de una ciudad de tamaño medio.

Las variables que tiene en cuenta este sistema son las que se exponen a continuación. Entre paréntesis se muestran también los valores que pueden tomar las variables de entrada. Como se ve, una vez más, este sistema combina el uso de datos cualitativos y cuantitativos:

- Mejoras al proyecto, por comparación entre el proyecto original y las variantes propuestas por el contratista, incluyendo su alcance y precio (mejoras positivas, muy positivas, no supone ventajas).
- Experiencia en obras análogas (públicas o privadas) en los últimos 5 años, teniendo en cuenta el número de obras y su presupuesto (experiencia baja, media, alta, muy alta).
- Recursos materiales a disposición de la obra, y adecuados a la misma (propuesta pobre, suficiente, buena, muy buena, excelente).
- Recursos humanos. Conocimientos y experiencia del personal clave responsable del contrato (muy baja, baja, media, alta, muy alta).
- Plazo y su ajuste a las necesidades del proyecto (se ajusta al plazo, normal, por encima de las necesidades, muy por encima de las necesidades).
- Precio (variable que da idea de la baja ofertada; vale cero si se oferta el tipo o cantidad superior, 25 cuando la baja es del 25% y para valores intermedios toma valores interpolados linealmente; bajas mayores invalidan la oferta).
- Control de calidad de la obra, mediante la presentación del correspondiente plan de control de calidad de la obra (plan pobre, suficiente, bueno, muy bueno, excelente).
- Certificación ISO 9000 (Si / No) o sistema similar de gestión de la calidad.
- Certificación ISO 14.000, EMAS o similares (No, ISO, EMAS).

Una ventaja de esta técnica es, por un lado, la posibilidad de extraer el conocimiento de sistemas que tienen en cuenta interrelaciones entre criterios, como en el primero de los casos aquí vistos. Y por otro, contemplar relaciones no lineales.

Al igual que en el caso anterior, la variable de salida de los casos de que se disponía era una puntuación de 0 a 100, para cada candidato evaluado.

Se utilizaron cien casos para el entrenamiento de la red, cuya topología básica era similar a la de la aplicación anterior (“*feed-forward*”; una capa intermedia; entrenamiento supervisado; retropropagación), si bien en este caso la RN tenía 19 nodos en la capa intermedia. El desarrollador de la red desconocía en todo momento la lógica de la evaluación realizada, y sólo disponía de los valores de entrada y salida. Al igual que allí, se dispuso de un conjunto de casos, que permitió un proceso convencional de entrenamiento y validación. Durante el entrenamiento se tuvieron que modificar los valores del ratio de aprendizaje (“*learning rate*”) y del “*momentum*”, quedando finalmente establecidos en 1 y 0’59, respectivamente. Con objeto de detener el proceso de aprendizaje, se estableció un límite del 0’5% para el error medio máximo. Con este límite el proceso se detuvo después de 3.134 ciclos. La convergencia fue, por tanto, rápida.

Tras ello, la validación se llevó a cabo utilizando 25 casos adicionales. Los resultados obtenidos se resumen a continuación:

- Error medio: 7.0%
- Error máximo: 24,5%
- Error mínimo: 0.1%
- Errores menores del 3%: 9
- Errores entre 3% y 5%: 4
- Errores entre 5% y 10%: 5
- Errores entre 10% y 15%: 4
- Errores mayores del 15%: 3

Se redactó un documento en el que se establecían indicaciones para reducir la subjetividad a la hora de seleccionar los valores que toman las variables cualitativas y que pueden dar problemas de este tipo, y también para acotar el significado de las etiquetas semánticas usadas para variables que son, en realidad, cuantitativas. Por ejemplo, en el caso de la experiencia en obras análogas en los cinco últimos años, la etiqueta “Muy Alta” suponía más de 20 veces el presupuesto del proyecto, “Alta” entre 10 y 20 veces, “Media” entre 5 y 10 veces, y “Baja” menos de 5 veces. Con respecto al grado de similitud de la obra, solo se tenía en cuenta el volumen de obra que fuese del mismo tipo que la licitada.

Finalmente, y con objeto de disponer de una herramienta de aplicación práctica, se implantó la red en una hoja electrónica, construyéndose una aplicación amigable, que permitiera al usuario obtener la evaluación de un contratista seleccionando en pantalla las etiquetas semánticas de los parámetros considerados, tal como se muestra en la Figura 4. El libro electrónico incluye tres hojas: una es la de entrada de datos que se muestra en dicha figura, otra es para contener los posibles valores de las etiquetas que se usan en la de entrada de datos, y la tercera contiene las operaciones que realiza la red neuronal con los datos de entrada, para establecer la

valoración de la oferta. Se dispone así de una aplicación final real, totalmente operativa, en la que el usuario puede relacionar la red con cualquier otro tipo de información, con bastante facilidad y flexibilidad; esta es una ventaja clara de implantar el sistema en una hoja electrónica, ya que el usuario puede tener datos de todo tipo relacionados con las diferentes ofertas, en la misma hoja, o en otras hojas o libros.

decisiones, reducir sesgos, y solucionar problemas diversos (experiencia insuficiente, comportamiento discrecional o potencial corrupción, entre otros), evitando con ello riesgos innecesarios. El sesgo, de todas formas, puede existir en los casos que se usan para entrenar la red, si bien normalmente puede reducirse mediante el uso de procedimientos formales claros, que eliminen aquellos en los que se detecte cualquier sesgo.

	A	B	C	D	F	G	H	I
1								
2								
3								
4		Nudo 0	Mejoras	Positivas				
5		Nudo 1	Experiencia	Media				
6		Nudo 2	Recursos materiales	Buena				
7								
8		Nudo 3	Recursos humanos	Alta				
9								
10		Nudo 4	Plazo	Normal				
11								
12		Nudo 5	Precio	11				
13								
14		Nudo 6	Control de calidad de la obra	Bueno				
15								
16		Nudo 7	Certificación ISO 9000	Si				
17								
18		Nudo 8	Certificación ISO 14000 / EMAS	No				
19								
20								
21								
22								

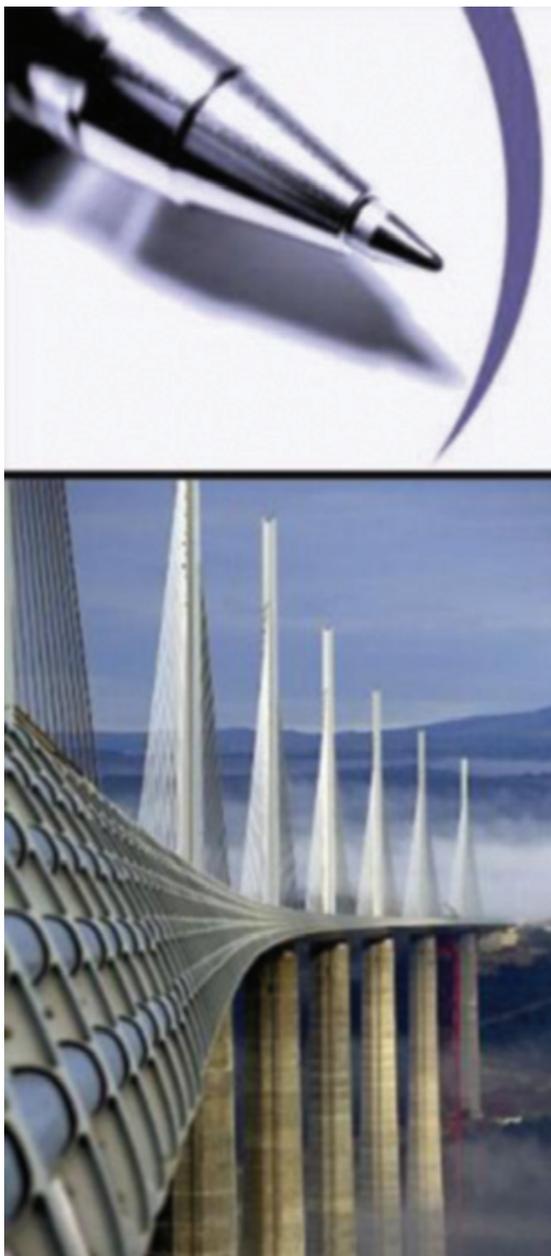
Figura 4: Imagen de la hoja electrónica creada

### 11. DISCUSIÓN Y CONCLUSIONES

No todos los problemas se pueden abordar mediante esta técnica, pero, a la vista de lo realizado, las redes neuronales del tipo “feed-forward” entrenadas mediante el algoritmo de retropropagación han funcionado aceptablemente en el problema aquí tratado, en los dos casos que se han expuesto. Inevitablemente, de acuerdo con la propia definición de RN, las aplicaciones creadas no aportan soluciones exactas, si bien son útiles, por cuanto el error queda limitado, y suele ser muy bajo en la mayoría de los casos. Dicho error es diferente de un caso al otro, y de unos datos de entrada a otros.

La utilidad de la aplicación aquí referida es clara, por un lado, para extraer el conocimiento de conjuntos de evaluaciones, realizadas en el pasado, y que se desea sintetizar para su uso posterior. Por otro lado, resulta de interés en organizaciones medianas y grandes, para uniformizar la toma de decisiones en la contratación de contratistas. De esta manera se puede agilizar esa toma de





Una ventaja de esta técnica sobre otras convencionales, como pueda ser la de tablas de criterios con pesos ponderados, es, por un lado, la posibilidad de extraer el conocimiento de sistemas que tienen en cuenta interrelaciones entre criterios, como en el primero de los casos aquí vistos. Y por otro, contemplar relaciones no lineales.

Una de las principales desventajas de estos sistemas es la necesidad de casos resueltos en cantidad suficiente. Otra es la escasa flexibilidad que suponen para permitir cambios fáciles y rápidos para, por ejemplo, desactivar uno de los criterios, con objeto de no tenerlo en cuenta en un momento determinado; para incluir nuevos criterios; o para cambiar la manera de evaluar.

Otro problema muy importante es que, con frecuencia, los diferentes casos previos de que se dispone no siempre tienen que ver con el mismo conjunto de criterios o variables de entrada. Por otro lado, incluso habiendo un determinado conjunto fijo de criterios, no siempre se usa la misma forma de evaluar a los contratistas. Esto era lo que pasaba en el segundo de los casos que se ha expuesto. En la información histórica de que se disponía, habitualmente se usaban los mismos criterios, pero casi nunca estaban todos en cada una de las licitaciones, y las maneras de valorar variaban. Esto se puede deber a varias situaciones, unas veces poco claras, y otras muy lógicas (por ejemplo, en el caso del uso de más o menos criterios en función de la complejidad, tamaño e importancia del proyecto). Cuando no siempre los criterios son los mismos, el enfoque basado en redes neuronales solo sirve si se generan varias redes diferentes, una para cada uno de los tipos de sistema de evaluación. Cuando se usan los mismos criterios, pero no existe homogeneidad en la forma de evaluar, la red neuronal puede ser capaz de detectar las posibles razones de dichas variaciones, siempre que haya información suficiente para ello, y solamente en el caso de que dichas variaciones no sean caprichosas. En el segundo de los casos que se ha expuesto aquí se evitó este problema, tomando únicamente casos que tenían en cuenta los mismos criterios y para los cuales las formas de evaluar eran las mismas.

Cuando no siempre los criterios son los mismos cabría pensar, en este caso, en un sistema que incluya una etapa previa para seleccionar los criterios a utilizar en la contratación, pero va a subsistir un problema importante: el sistema resultante supondría la generación de diferentes RRNN, habría que tener un número suficiente de casos de cada tipo para poder entrenar la red; y eso no siempre ocurre. No obstante, pueden existir soluciones a este problema basadas en el uso de otras técnicas, o de combinaciones de métodos, incluidas las combinaciones de RRNN con otras técnicas.

Finalmente, y teniendo en cuenta la gran variedad de métodos que se pueden aplicar para apoyar la selección de contratistas, otros posibles desarrollos para este propósito pueden pasar por la utilización de algoritmos genéticos o de técnicas híbridas o mixtas, combinando algunas de las aquí referidas. En particular, como se ha anticipado, los autores han aplicado la lógica difusa a este mismo campo, y el lector puede encontrar más información al respecto en Bendaña et al. (2008).

## 12. AGRADECIMIENTOS

Al *Ministerio de Fomento* y a la *Xunta de Galicia*, por su apoyo en el proyecto del que forma parte este trabajo.

### 13. BIBLIOGRAFIA

- Amari S, Murata N, Müller KR, Finke MY, Yang H, 1996. Statistical theory of overtraining – Is cross-validation asymptotically effective?. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 8, pp. 176-182.
- Anderson JA, Rosenfeld E, 1988. *Neurocomputing: Foundations of Research*. Cambridge, MA, USA: MIT Press.
- Barron AR, 1993. Universal approximation bounds for superpositions of a sigmoidal function. *IEEE Transactions on Information Theory*, 39, pp. 930-945.
- Bar-Yam Y, 1997. *Dynamics of Complex Systems*. Reading, MA, USA: Addison-Wesley, 1997.
- Baum EB, Haussler D, 1989. What size net gives valid generalization?. *Neural Computation*, 1, pp. 151-160.
- Bendaña R, del Caño A, de la Cruz, MP, 2008. Contractor selection: fuzzy control approach. *Canadian Journal of Civil Engineering*, 35(5), pp. 473-486.
- Churchland PS, Sejnowski TJ, 1992. *The Computational Brain*. Cambridge, MA, USA: MIT Press.
- Construction Industry Board, 1997. *Code of practice for the selection of main contractors*. London UK: Thomas Telford.
- de la Cruz MP, del Caño A, de la Cruz E, 2008a. New paradigms for public procurement of construction projects in the United Kingdom – potential applicability in Spain. *Canadian Journal of Civil Engineering*, 35(3), pp. 276-286.
- de la Cruz MP, del Caño A, de la Cruz E, 2008b. Construction public procurement in advanced countries: the United States, the United Kingdom, Japan, France and Spain. In *Project Management: methodologies and case studies in construction and engineering*. Editors: Pajares, J. and López Paredes, A. Valladolid, Spain: Universidad de Valladolid. pp. 25-38.
- del Caño A, de la Cruz MP, de la Cruz E, 2008. Contratación pública en la construcción. España, Francia, Estados Unidos, Reino Unido y Japón. Análisis comparativo. Madrid, España: Cie-Dossat.
- El-Sawalhi N, Eaton D, Rustom R, 2007. Contractor pre-qualification model: State-of-the-art. *International Journal of Project Management*, 25(5), pp. 465-474.
- Funahasi K, 1989. On the approximate realization of continuous mappings by neural networks. *Neural Networks*, 2, pp. 183-192.
- Geisser S, 1975. The predictive sample reuse method with applications. *Journal of the American Statistical Association*, 70, pp. 320-328.
- Haykin S, 1999. *Neural networks: A Comprehensive Foundation*. New Jersey, USA: Prentice-Hall.
- Hebb DO, 1949. *The Organization of Behavior: A Neuropsychological Theory*. New York, USA: Wiley.
- Hecht-Nielsen, R, 1987. Kolmogorov's mapping neural network existence theorem. In 1<sup>st</sup> IEEE International Conference on Neural Networks, Vol. III. San Diego, CA, USA 21-24 June 1987. pp. 11-14.
- Holt GD, 1998. Which contractor selection methodology?. *International Journal of Project Management*, 16(3), pp. 153-164.
- Hush DR, Horne, BG, 1993. Progress in supervised neural networks: What's new since Lippmann?. *IEEE Signal Processing Magazine*, 10, pp. 8-39.
- Ichinowski T, 1990. FHWA weighs changes to the low bid. *Engineering News Record*, 1999 January 4, pp. 8-9.
- Kashiwagi DT, Mayo RE, 2001. State of Hawaii selects 'best value' by artificial intelligence. *Cost Engineering*, 43(4), pp. 38-44.
- LeCun, Y, 1993. *Efficient Learning and Second-Order Methods*. Document presented at NIPS 93 (Neural Information Processing Systems Conference 1993). Denver, USA, 1993.
- McCulloch WS, Pitts W, 1943. A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. *Bulletin of Mathematical Biophysics*, 5, pp. 115-133.
- Pal SK, Mitra P, 1999. *Neuro-Fuzzy Pattern Recognition: Methods in Soft Computing*. New York, USA: Wiley.
- Palaneeswaran E, Kumaraswamy MM, 2000. Contractor selection for design-build projects. *Journal of Construction Engineering and Management*, 126(5), pp. 331-339.
- Rankin JH, Champion SL, Waugh LM, 1996. Contractor selection: qualification and bid evaluation. *Canadian Journal of Civil Engineering*, 23, pp. 117-123.
- Rumelhart D, McClelland J, 1986a. *Parallel Distributed Processing (3 Vols)*. Cambridge, MA, USA: MIT Press.
- Rumelhart D, McClelland J, 1986b. *Parallel Distributed Processing. Explorations in the Microstructure of Cognition. Vol. 1: Foundations*. Cambridge, MA, USA: MIT Press, 1986.
- Russel JS, Skibniewski MJ, 1998. Decision criteria in contractor prequalification. *Journal of Management in Engineering*, 4(2), pp. 148-165.
- Russell JS, 1996. *Constructor prequalification*. NY USA: ASCE Press.
- Skapura DM, 2000. *Building Neural Networks*. New York, USA: ACM Press.
- Stone M, 1978. Cross-validation: A review. *Mathematische Operationsforschung Statistischen, Serie Statistics*, 9, pp. 127-139.
- Tarricone P, 1993. Deliverance. *Civil Engineering*, 63(2), pp. 36-39.
- Widrow B, Stearns SD, 1985. *Adaptive Signal Processing*. Englewood Cliffs NJ USA: Prentice-Hall.
- Wieland A, Leighton R, 1987. Geometric analysis of neural network capabilities. In 1<sup>st</sup> IEEE International Conference on Neural Networks, Vol. III. San Diego, CA, USA 21-24 June 1987. pp. 385-392.