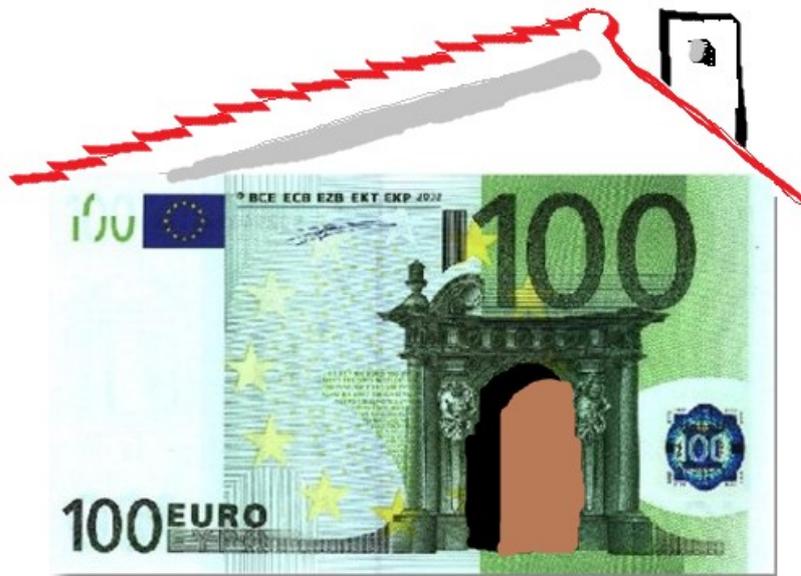


DOSSIER DE TESIS DOCTORAL

Las decisiones de proyecto y los costes de construcción en la vivienda rural, aplicado al estudio de la vivienda autopromovida en la provincia de Cáceres.



Universidad Politécnica de Madrid.
Escuela Técnica Superior de Arquitectura de Madrid.

Luis-Ramón Valverde Lorenzo.

2012

I.-	INTRODUCCIÓN.	OBJETIVOS ÁMBITO TERRITORIAL ÁMBITO TIPOLOGICO ÁMBITO TEMPORAL
II.-	ESTADO DE LA CUESTIÓN.	ANTECEDENTES ACTUALIDAD OBSERVACIONES
III.-	METODOLOGÍA	CAMPO MUESTRAL VARIABLES EXPLICATIVAS TOMA DE DATOS
	IV.- ANÁLISIS MATEMÁTICO	MODELO MATRICIAL REGRESIONES LINEALES REGRESIÓN LINEAL MÚLTIPLE COMPROBACIÓN DEL MODELO
V.-	ANÁLISIS LÓGICO	INTELIGENCIA ARTIFICIAL LA RNA PESO DE LAS NEURONAS
V	I.- RESULTADOS	MÉTODO MIXTO EJEMPLO CONCLUSIONES
	VII.- ADECUACIÓN PARA EDICIÓN	
VIII.-	ÍNDICE	
TESIS		DOCTORAL COMPLETA.

I.- INTRODUCCIÓN.

OBJETIVOS

El arquitecto en su desarrollo profesional apenas cuenta con herramientas que le permitan tener un conocimiento económico paralelo al conocimiento científico y artístico a la hora de proyectar un edificio. Abrir este campo del conocimiento dentro de la Arquitectura es responsabilidad de los que conformamos parte de la profesión.

En esta línea, la siguiente investigación consigue un doble objetivo: por un lado, establecer un método sencillo de estimación de costes de construcción, por otro lado; poder conocer la influencia de las decisiones de proyecto en el coste de lo construido.

JUSTIFICACIÓN

Como hipótesis de partida de esta investigación se parte de que es posible establecer el coste de construcción de un edificio, con un alto nivel de confianza, a partir de las decisiones iniciales de un proyecto y conociendo las determinaciones del lugar.

Esta investigación es, por tanto, de interés en general para todos los proyectistas, los promotores, los constructores, las Administraciones Públicas, y las Entidades Financieras. De forma particular, cuenta con un interés concreto tanto para la Junta de Extremadura como para los solicitantes de Ayudas a Vivienda

Queda patente su oportunidad y la idoneidad de la investigación ya que es un estudio de optimización de recursos económicos en la producción ante la crisis en el sector de la construcción y un estudio de la autopromoción como una respuesta ante la falta de vivienda social de estos tiempos.

Cabe señalar, como hecho relevante, que esta tesis es la primera investigación a nivel nacional en la que se aplican conceptos de análisis lógico (en concreto Redes neuronales Artificiales) al campo de los costes de construcción, hecho que en sí mismo ya abre la puerta a otra herramienta de análisis e investigación para la arquitectura.

ÁMBITO TERRITORIAL

La provincia de Cáceres se caracteriza por ser la segunda provincia en extensión de España; contar con una baja densidad de población y muy dispersa y fundamentar su economía en el sector agropecuario y escasa industria vinculada a la manufacturación sus productos. Su Renta per cápita está por debajo del 75% media nacional y su estructura productiva se encuentra muy atomizada.

ÁMBITO TIPOLÓGICO

Las condiciones exigidas y necesarias para adquirir una subvención de Vivienda de Autopromoción por Junta de Extremadura son:

- a) ser el propietario del suelo donde se construirá la vivienda.
- b) permanecer 10 años como mínimo habitando el inmueble.
- c) renta per cápita baja, según baremos establecidos en normativa específica.

La ayuda pública consiste en:

- 21.000 € fijos a fondo perdido.
- 90 m2 útiles + Garaje y Trastero
- diseño y programa de usos libre.



Fig. 1 ejemplo de vivienda autopromovida subvencionada por la Junta de Extremadura en Plasencia (Cáceres)

ÁMBITO TEMPORAL

La temporalidad queda delimitada por razones económicas en dos hitos; el 2001, por la distorsión del mercado con el cambio de pesetas a euros y el 2008: por la distorsión del mercado inmobiliario con el inicio de la crisis del sector.

II.- ESTADO DE LA CUESTIÓN.

ANTECEDENTES

En cuanto a la evolución histórica de los métodos de predimensionado de costes se podrían establecer, en líneas generales, las siguientes fases de modelización:

a) En los antecedentes de arquitectura clásica aparecen ya referencias a los costes de construcción como un hecho relevante a considerar: Marco Vitrubio, Adolf Loos, Le Corbusier ...

b) En la década de los años 70, del siglo pasado, surgen modelos basados en ábacos y gráficos para estimar los costes de forma rápida: Paricio Ansuategui.

c) En las décadas de los 80 y 90 surgen los sistemas computerizados con la revolución digital basados en sistemas de matrices de datos.

d) El inicio del siglo XXI trae consigo la aparición de programas informáticos ya comercializados: Arquímedes de Cype o Presto de Soft.

ACTUALIDAD

En cuanto a la actualidad, a nivel internacional, de las líneas de investigación de los modelos de estimación de costes se dirigen en dos sentidos principalmente:

- Utilizando Regresiones Lineales + RNA
- Utilizando Regresiones No-Paramétricas

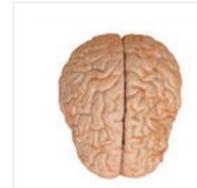
Esta investigación opta por el modelo mixto dentro de la vanguardia de investigación, es decir, el primer tipo, es decir, Regresión Lineal (en este caso, Multivariante) y Red Neuronal Artificial (RNA).

Este modelo mixto permite el **corroborar los resultados obtenidos desde las matemáticas (estadística) con los deducidos con la inteligencia artificial (redes lógicas)**. Como se desarrolla posteriormente, la inteligencia artificial utiliza un algoritmo que permite entrenar a un experto lógico al que preguntar un dato respondiendo con un margen de error y al cual se le puede reentrenar hasta el infinito, actualizando así constantemente el modelo de estimación.



Ordenador

Se le programa
Baja tolerancia ante fallos
Escaso reconocimiento de patrones
Pocos procesadores
Pocas conexiones
Proceso en serie



Cerebro

Él propio aprende
Tolerante ante fallos
Sí reconoce patrones
100.000 mill. neuronas.
Numerosísimas conexiones
Proceso masivo en paralelo

Fig. 2, Comparación entre inteligencia artificial y natural

OBSERVACIONES

En los métodos de predimensionado actuales establecidos en el mercado de software se han observado los siguientes aspectos relevantes a mejorar por el estimador de costes aquí desarrollado:

- Los métodos actuales requieren alto grado de definición del edificio, por tanto se pierde el concepto de estimador o predimensionador, pues se necesita el proyecto desarrollado casi al completo

- Los modelos comercializados utilizan gran número variables muy técnicas, por lo que se necesitan unos elevados conocimientos y conceptos de ingeniería, lo que dificulta su utilización por usuarios ajenos a la construcción (funcionarios de la Administración o personal de Banca).

- Se consideran pocas variables del lugar, por lo que en realidad la estimación económica es ajena a los costes intrínsecos a la ubicación de la obra.

- En ningún caso se establecen en los distintos modelos un nivel de certeza o confianza del resultado obtenido, por tanto se desconoce el grado de acierto del coste estimado, por lo que la incertidumbre económica sigue existiendo.

III.- METODOLOGÍA

CAMPO MUESTRAL

Se parte de la Base de Datos de los expedientes de viviendas realizadas por la Junta de Extremadura sobre todo su Comunidad Autónoma, resumidos en la tabla inferior de elaboración propia:

AÑO	1996	1997	1998	1999	2000	2001	2002	2003	2004	2005	2006	2007	total
BADAJOS	1472	812	933	553	383	296	273	278	214	197	158	82	5654
CÁCERES	536	282	349	214	168	95	80	98	90	92	86	55	2145
total	2008	1094	1282	767	551	391	353	376	304	289	244	137	7799
%	25,7	14	16,4	9,83	7,07	5,01	4,53	4,82	3,9	3,71	3,13	1,76	100

De estas 8.000 viviendas aproximadamente, se han realizado 1521 expedientes en la provincia Cáceres desde el 2001 hasta el 2008, horquilla espacio-temporal de esta investigación.

De los 1521 testigos del campo muestral se conoce del estadístico: media de costes es de 58.518,91 € y desviación típica de 16.979,71 €. Conocidos ambos datos y para un nivel de confianza o certeza del 90%, según los conceptos de estadística, el tamaño mínimo de la muestra debe de ser de al menos 68 testigos.

El tamaño de la muestra estudiada de 200 testigos, por lo que se sobrepasa las expectativas de confianza o certeza de los resultados obtenidos, por tanto, se garantiza desde el punto de vista matemático la fiabilidad de la toma de datos.

VARIABLES EXPLICATIVAS

Se han considerados los siguientes criterios para la elección de variables estudiadas:

1º. Las variables deben representar conceptos comparables con los de otros modelos actuales: - se han tomado los de los programas Arquímedes y Presto, como más usuales en el mercado-.

2º. Estas variables, a su vez, deben ser frecuentes en toda la literatura científica pasada y actual, para tener una cierta garantía de elección idónea y cultura de utilización, medida y cuantificación de la misma.

3º. Todas las variables deben ser de fácil obtención con la elaboración de un croquis y con una visita al lugar, ya que de lo contrario

se perdería el concepto de predimensionado o estimación previa.

4º. Las variables a utilizar no deben implicar una toma de decisiones técnicas de relevancia pues la utilización del modelo de estimación tiene que permitir la utilización por usuarios sin formación técnica específica, como personal de la Administración Pública otorgante de la subvención o personal de Banca para el estudio de la financiación de la construcción.

Por todas las razones anteriormente expuestas, las variables estudiadas son:

- 1.- Año
- 2.- Población
- 3.- Ancho de vial
- 4.- Preexistencia
- 5.- Terreno
- 6.- Desnivel
- 7.- Superficie Construida
- 8.- Superficie Útil
- 9.- Fachada
- 10.- Pared colindante
- 11.- Huecos exteriores
- 12.- Plantas
- 13.- Altura de coronación
- 14.- Anexos (Garaje o Trastero)
- 15.- Locales húmedos
- 16.- Zonas de no permanencia

De las 16 variables relacionadas, las 6 primeras están vinculadas al lugar, es decir, a la ubicación del edificio. Y por tanto son inherentes a la concreción de la parcela. Las otras 10 variables estudiadas surgen fruto de las decisiones del proyecto y por tanto se podrán variar y obtener nuevos resultados comparables entre sí.

TOMA DE DATOS

Las fuentes utilizadas para la obtención de los datos han sido a distintos niveles:

- a) Para la obtención de los testigos se han utilizado las Base de Datos de la Consejería de Fomento de la Junta de Extremadura y por otra parte se ha contrastado con la Base de Datos del COADE (Colegio de Arquitectos, la demarcación de Cáceres).
- b) Para la obtención de las variables de diseño se han obtenido los Proyectos de Ejecución de los archivos Municipales y de Mancomunidades.
- c) Para la obtención de las variables del lugar se ha girado visita al lugar de la obra y se ha consultado cartografía topográfica y catastral contrastada.
- d) Para la obtención de los costes de construcción se ha entrevistado a los promotores y constructores.

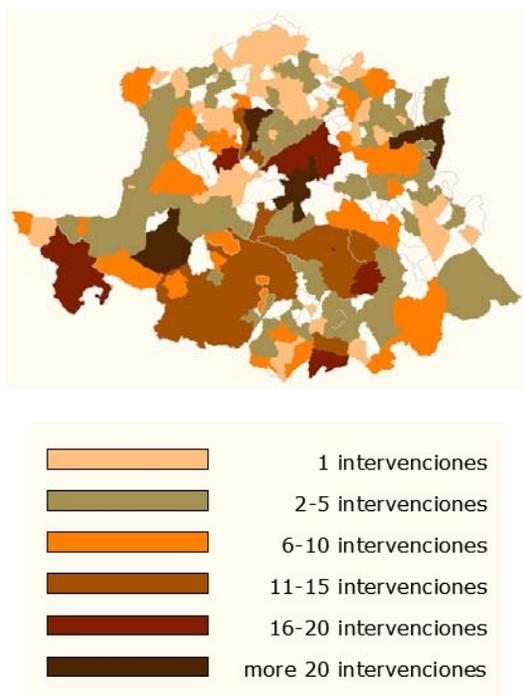


Fig. 3: Distribución de intervenciones del año 2001 al 2008 en la provincia de Cáceres.

Tras la tarea de campo de obtención de testigos por toda la provincia de Cáceres, se elaboran las fichas correspondientes de los 200 testigos estudiados.

RESUMEN DE CAPÍTULOS	Exce	%
TRABAJO PREVIO	1004,35	4,90
MOVIMIENTO DE TIERRAS	1002,40	4,89
CONSTRUCCIÓN	8.976,00	43,00
PES HORIZONTAL DE SANEAMIENTO	538,24	2,53
ESTRUCTURAS	8.000,00	38,00
CARPINTERÍA DE ARRABAR	1045,64	5,05
CUBIERTAS	4.200,00	19,76
ALUMBRADO	1700,00	8,00
ACERAMENOS E BARRERAS/ALICATONES	1000,00	4,80
REVESTIMIENTOS	1000,00	4,80
TUBOS, CONDUITOS Y AJUSTADOS	800,00	3,80
INSTALACIÓN DE FONTANERÍA	1000,00	4,80
APARATOS SANITARIOS	800,00	3,80
INSTALACIONES DE ELECTRICIDAD	1000,00	4,80
INSTALACIONES AUDIOVISUALES	870,00	4,10
CARPINTERÍA METÁLICA Y CERRAJERÍA	2000,00	9,40
CARPINTERÍA DE MADERA	1000,00	4,80
VARIOS	200,00	0,90
IMPRESOS	800,00	3,80
SEGURIDAD Y SALUD	1000,00	4,80
TOTAL PRESUPUESTO DE EJECUCIÓN MATERIA	20.000,00	95,00

Ejemplo: Ficha de muestra nº 22, anverso.

Fig. 4.: Ejemplo de ficha de datos de proyecto de un testigo.

	expediente COADE	02C001538
	proyecto	Vivienda Unifamiliar
	dirección	Calle Felipe II
	número de policía	28
	referencia catastral	7931707TK6473S0001FI
	coordenadas UTM	267,9
	localidad	Cuacos de Yuste
x1	año construcción	2.002
x2	número habitantes (2011)	908
x3	ancho de vía (ml)	5,90
x4	demolición (m2)	Si
x5	tipo / resistencia del terreno (N/mm2)	granito - 0,40
x6	topografía/desnivel	No
x7	superficie construida (m2)	91,60
x8	superficie útil (m2)	70,00
x9	fachadas (m2)	62,25
x10	medianeras (m2)	52,39
x11	huecos (m2)	14,10
x12	número de plantas	1
x13	altura hasta alero	3,08
x14	anexos: garaje o local (m2)	No
x15	perímetro local húmedo (m2)	81,48
x16	estancias de NO permanencia (m2)	8,60
y	presupuesto real (€)	39.130,00
	estimación CYPE	86.578,75

Ejemplo: Ficha de muestra nº 22, reverso.

Fig. 5: Ejemplo de ficha de datos de un testigo.

En las fichas de cada uno de los testigos se incorporó el dato de coste estimado mediante el programa de Cype Ingenieros, para poder tener ya una referencia del precio de construcción, con el cual poder comparar nuestro modelo posteriormente.

IV.- ANÁLISIS MATEMÁTICO

MODELO MATRICIAL

Se parte en esta investigación de una evolución en el proceso de investigación, proceso que es interesante comentar ya que el propio camino desarrollado es una lección en sí misma, independientemente el objetivo alcanzado.

La primera fase del estudio y análisis matemático de los datos fue a través de la construcción de una base de datos en una matriz de $N \times N$, quizás, herencia de los trabajos de la década de los 90.

Se partía de 14 variables inicialmente, entre ellas aún no había aparecido la variable AÑO como una de ellas y se consideraban variables de marcada índole técnica – que implicaban decisiones de proyecto muy definidas-.

Cada una de las 14 variables contaba con 4 niveles de condiciones, o umbrales de exigencias, con los que poder discretizar el valor de las variables.

Por ello, se necesitan para las 14 variables x 4 niveles = 56 ecuaciones. La matriz a trabajar tendría que ser contar con 56 filas y 56 columnas.

		SIGLA Nivel de condición				
		1	2	3	4	Ecuación
SOLAR	Población	A				
	Accesibilidad	B				
	Preexistencia	C				
	Terreno	D				
	Topografía	E				
DISEÑO	Factor forma	F				
	Anexos	G				
	Huecos	H				
	Local húmedo	I				
	Pasillos	J				
	TÉCNICAS	Orientación	K			
Estructura		L				
Cubierta		M				
Albañilería		N				

Fig. 6: Cuadro de variables estudiadas inicialmente en el matricial.

Esta matriz de 56x56 datos, resulta $a/0 = \infty$, ya que el determinante asociado a la matriz es nulo. Por ello y según Rouché-Fröbenius, el sistema de ecuaciones resulta como un Sistema de Ecuaciones Compatible Indeterminado con infinitas soluciones por ser vectores linealmente dependientes.

Este resultado implica que todas las variables son dependientes entre sí, es decir están vinculadas unas con otras, luego el modelo matricial se convertía en algo inviable.

DETERMINANTE ASOCIADO A LA MATRIZ DE LAS 53 ECUACIONES

Fig. 7: Ejemplo de la matriz aún en fase de redacción.

REGRESIONES LINEALES

Al comprobar que no se podían estudiar todas las circunstancias (las variables) a la vez, se opta por un buscar ecuaciones independientes de la forma:

$$Y = m X_i + n$$

Donde la variable independiente Y es el coste de construcción y las distintas X_i de cada una de las rectas son las diferentes variables estudiadas, y donde m y n son los coeficientes de cada una de las rectas de regresión para cada una de las variables.

Cada variable independiente genera una recta de regresión diferente, obteniendo al final 14 rectas de regresión independientes, cada una de ellas arroja un valor diferente que la relaciona coste de construcción.

Mediante un coeficiente de modificación “C”, como sumatorio de todos los coeficientes de regresiones independientes, se establece un parámetro de ajuste del Módulo “M” establecido por Colegio de Arquitectos (COADE), el cual es directamente proporcional a la superficie edificada “S”.

$$\text{COSTE} = M \times S \times C$$

Módulo MSC para la estimación anticipada y validación de los costos de construcción en los costos de ejecución de la vivienda de autopromoción autorizada por la Junta de Edificación.

ESTUDIO de la VIVIENDA AUTOPROMOVIDA
subvencionada por la Junta de Edificación

DATOS GENERALES DE LA EDIFICACIÓN

Vivienda: _____
 Situación: _____
 Localidad: _____
 Propietario: _____
 Arquitecto: _____
 Nº Expediente del COADE: _____
 Nº Expediente de la Junta de Edificación: _____

DATOS PARTICULARES DE LA EDIFICACIÓN

Superficie Construida en metros cuadrados: m² _____
 Superficie Útil en metros cuadrados: m² _____
 Relación Útil / Construida: _____
 Número de plantas: _____
 Planteamiento de Ejecución Material de Proyecto: € _____
 Planteamiento de Referencia del COADE: € _____
 Planteamiento de Ejecución Real de la Obra: € _____
 Relación P. Real / Referencia: _____

CONDICIONES DE LA EDIFICACIÓN

SEÑAL: Nivel en condición: _____

		1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	
CONDICIÓN	Posición	A																
	Acostumbrado	B																
	Provisional	C																
	Temporal	D																
TIPO DE TERRENO	Alto	E																
	Medio	F																
	Bajo	G																
	Muy bajo	H																
TIPO DE OBRA	Local húmedo	I																
	Local seco	J																
	Local húmedo	K																
	Local seco	L																
TIPO DE OBRA	Local húmedo	M																
	Local seco	N																
	Local húmedo	O																
	Local seco	P																

Fecha de inscripción, inscripción: _____
 Expediente de Construcción: _____
 Expediente de la Junta de Edificación: _____

MÓDULO MSC: _____
 NÚMERO: _____

Trabajo de Investigación, 2º Ciclo de Doctorado, Curso 2001/2002.
 Departamento de Construcción, Escuela Técnica Superior de Arquitectos de Madrid.
 Coordinador: Sr. Luis-José Sánchez-López

Fig. 8: Plantilla para la obtención del Coste con regresiones lineales simples.

El modelo, denominado MSC, funcionaba correctamente a niveles predictivos de estimación del coste de construcción, superando errores del 15%.

Pero ciertamente es complejo de utilización, ya que además de utilizar variables técnicas (cimentación, estructura, cubierta y albañilería), se necesitaba un cierto manejo e interpretación para determinar el nivel de condición de cada una de las variables, dando lugar a la subjetividad.

Por otra parte se necesita un dato externo, el módulo "M" del COADE, el cual o no se actualiza periódicamente, o en caso de actualizarse no se conoce la incidencia sobre las rectas ya establecidas.

Tampoco este modelo es capaz de pronosticar la incidencia en el coste de las diferentes variables consideradas, no permite con seguridad la interpretación directa de los coeficientes de cada variable como el nivel de relevancia económica de cada una de ellas.

REGRESIÓN LINEAL MÚLTIPLE

Por tanto, se llega al modelo de Regresión Lineal Múltiple como consecuencia de dar respuestas a las demandas anteriormente exigidas al modelo matemático que determina los costes de construcción,

Para ello se eliminan las variables de clara índole técnica y se plantean nuevas variables vinculadas directamente a las decisiones de proyecto, pudiendo ser tomadas directamente de

un croquis acotado. Se aumenta el número de variables ya que aparece también una variable temporal: $X_1 = \text{Año}$

La nueva ecuación, de Regresión Lineal Múltiple, se corresponde con la expresión:

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_n X_n$$

Donde la variable dependiente Y continúa siendo el coste de construcción, ahora las variables independientes X_i son las 16 expuestas en el apartado anterior de la toma de datos.

Las incógnitas a determinar son los diferentes coeficientes β_i que conformarán la expresión, se deducen de tal manera que con los 200 testigos se deben verificar al máximo el coste real de cada caso.

Para la selección de la ecuación más ajustada se siguió el siguiente proceso:

1º Estudio individualizado de cada variable, comprobando su vinculación al coste, y se verifica que todas están vinculadas.

2º Estudio de la Ecuación General, con todas las variables, y se verifica su total representación del espacio muestral ($r > 98\%$).

3º Estudio de una posible simplificación, con la eliminación, de una en una, cada variable de la Ecuación General, se observa que su representatividad de espacio muestral en todos los casos es menor que la Ecuación General (siempre $r < 98\%$).

Por tanto, como conclusión, la ecuación más representativa y vinculada al coste necesita todas las variables propuestas inicialmente.

Variables independientes	unidades	Coefficientes	
Término independiente		β_0	0
Año de ejecución	X_1	Cifra entera	β_1 8,039755428
Número de habitantes de población	X_2	N	β_2 -0,109158544
Ancho de vial de fachada	X_3	M	β_3 165,8513924
Demolición preexistente	X_4	Si o no	β_4 4972,873589
Tipo de terreno	X_5	m ² /mm ²	β_5 -4164,25169
Desnivel	X_6	Si o no	β_6 81,72644985
Superficie construida	X_7	M ²	β_7 364,3257479
Superficie útil	X_8	M ²	β_8 -107,7002822
Superficie de fachada	X_9	M ²	β_9 18,84170556
Superficie de medianera	X_{10}	M ²	β_{10} -10,52037633
Superficie de huecos exteriores	X_{11}	M ²	β_{11} -156,8312649
Número de plantas	X_{12}	N	β_{12} 402,6405918
Altura de coronación	X_{13}	M	β_{13} -320,1337667
Existencia de anexos	X_{14}	Si o no	β_{14} -4019,912942
Superficie de locales húmedos	X_{15}	M ²	β_{15} -9,299681979
Superficie de no permanencia	X_{16}	M ²	β_{16} -35,72236959

Fig.9: Tabla de variables, unidades, coeficientes y valores para la Ecuación Lineal Múltiple

COMPROBACIÓN DEL MODELO

Una vez hallada la Ecuación de Regresión Lineal Múltiple, se verifica su correcta estimación de costes desde dos puntos de vista:

- Frente a los costes de construcción reales de los 200 testigos que conforman la muestra,
- Frente a la estimación realizada por otros estimadores, en este caso por el de Cype Ingenieros.

181	53.488,58	-8.531,88
182	78.483,33	17.516,67
183	53.045,00	-1.745,00
184	35.290,39	-3.805,47
185	100.467,88	19.532,12
186	72.847,96	-2.847,96
187	90.759,02	24.240,98
188	71.238,22	760,22
189	46.363,97	5.136,03
190	64.838,79	18.219,58
191	61.495,07	-13.495,07
192	46.111,06	-7.736,06
193	40.064,82	6.828,85
194	53.664,18	-9.123,42
195	56.808,53	-5.467,08
196	47.143,40	8.726,53
197	37.132,75	-5.225,01
198	59.356,32	-22.995,09
199	47.463,72	770,15
200	42.949,73	2.800,27
	11.704.701,35	-918,80
	200,00	200,00
media	58523,50674	-4,593992294
desviación típica	13622,55876	10109,33183
Observación	Pronóstico para Y	Residuos

Fig. 10: final de la tabla Excel de contraste de estimación costes frente a los costes reales de cada testigo.

De la tabla de contraste entre los costes reales y los estimados se observa que:

- El pronóstico medio para Y = 58.523 €
- El residuo medio es de -4.59 €
- El Error medio: 0.007 %

Luego la ecuación está compensada y hace que el error medio sea casi nulo.

Se observa también los valores de dispersión entre el Coste Real y el Coste Estimado mediante la Regresión Lineal Múltiple o Residuos para los 200 testigos:

- La mayor diferencia es 29.758 € para el testigo nº 104.
- La menor diferencia es 30.58 € para el testigo nº 142

Por lo que existe una horquilla de error. Pero ¿Es este error superior que al estimar con Cype Ingenieros?

Estimados los costes de construcción con el software de Cype y comparados las diferencias

o Residuos de ambos métodos con los costes reales, como se observa en la tabla, se aprecia que el error es muy inferior en el modelo de Regresión Lineal Múltiple.

Coste real construcción	Residuos Regresión	Residuos CYPE	
58.518,91	-4,59	-53.437,07	Media aritmética
16.979,71	10.109,33	15.511,11	Desviación típica

Fig. 11: Tabla Excel de contraste de estimación costes reales, estimados con Regresión y con Cype.

V.- ANÁLISIS LÓGICO

INTELIGENCIA ARTIFICIAL

Tras obtener un modelo matemático cuyo éxito en la estimación de coste de construcción está comprobado, se continúan exigiendo otros objetivos:

- Verificar los valores obtenidos mediante el modelo de Regresión, estimando el error cometido con la red entrenada.

- Hallar el grado de incidencia de cada una de las variables estudiadas en el coste de construcción., para con ello poder tomar decisiones de proyecto desde el punto de vista económico con certeza.

Para estos nuevos objetivos se va a contar con modelos de datos basados en la Inteligencia Artificial

La Inteligencia Artificial ha progresado considerablemente con el estudio del funcionamiento del cerebro humano. Hasta hace poco, los procedimientos de estudio del cerebro permitían visualizar su interior y detectar daños físicos, pero no suministraban información sobre su funcionamiento.

Hoy en día, las modernas técnicas de tomografía permiten analizar algunos procesos cerebrales. El conocimiento del cerebro avanza con rapidez y está permitiendo realizar comparaciones muy interesantes entre su funcionamiento y el de los ordenadores.

No era extraño pensar, hasta hace poco, que los ordenadores y los cerebros presentaban una cierta analogía en cuanto a su estructura y su funcionamiento. En efecto, ambos sistemas son capaces de captar información del exterior, ambos pueden guardar datos en su memoria

para utilizarlos en el futuro y, a partir tanto de los datos externos como de los almacenados en su memoria, pueden realizar procesos internos para obtener resultados.

Sin embargo, los avances en el conocimiento del cerebro han permitido descubrir que su estructura y su funcionamiento son completamente distintos a los de los ordenadores. Este descubrimiento no ha sido reciente ni repentino, pues ya al analizar el funcionamiento de los primeros ordenadores se advertían algunas diferencias relevantes.

En primer lugar, es evidente que los ordenadores ofrecen una capacidad y precisión para el cálculo, además de una velocidad en el proceso de datos, muy superiores a las del cerebro humano. Se estima que la transmisión de datos en el cerebro es del orden de un millón de veces más lenta que en el interior de un ordenador. Los cálculos que realiza un ordenador de pequeño tamaño son inasumibles para una persona. Según esto, se podría decir que el cerebro es un “ordenador defectuoso”, pero lo que sucede en realidad es que la estructura del cerebro está poco relacionada con el funcionamiento de los ordenadores.

A medida que la capacidad de los ordenadores ha ido aumentando, se les ha ido asignando nuevas tareas, desde la suposición de que serían capaces de hacer todo tipo de cálculos. Sin embargo se ha comprobado que hay determinadas tareas que los ordenadores no resuelven aún del todo bien (por ejemplo el reconocimiento de imágenes).

La explicación para estas cuestiones se basa en que el ordenador y el cerebro tienen una estructura y un funcionamiento muy diferentes. El ordenador contiene una estructura de microprocesadores conectados principalmente “en serie”, lo que le permite alcanzar velocidades muy altas en la transmisión de los datos. El cerebro también tiene algo similar a los microprocesadores, las neuronas, pero éstas están organizadas de otra manera.

Las neuronas no están conectadas entre sí “en serie”. Cada neurona está conectada con varias neuronas, de modo que recibe información de ellas a través de unas conexiones denominadas “dendritas”, y después de realizar su proceso interno, envía su información a otras neuronas mediante conectores denominados “axón”. La diferencia fundamental consiste, por tanto, en que las neuronas están conectadas entre sí “en paralelo” y de forma masiva, formando capas. Esta estructura implica que cada neurona puede

estar conectada con muchas otras. La información de entrada se distribuye entre una gran cantidad de neuronas que trabajan en paralelo.

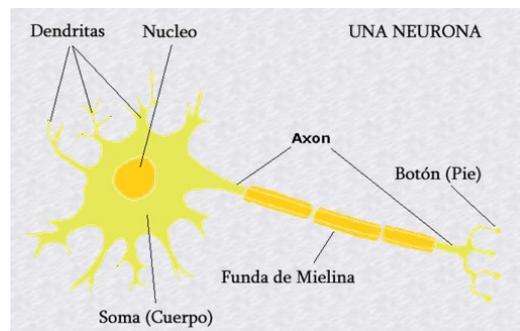


Fig. 12: Esquema de una neurona humana.

En cada momento hay muchas neuronas procesando la información simultáneamente. Esto hace, como ya hemos visto, que el proceso sea más lento, pero de esta forma el cerebro puede trabajar con la gran cantidad de información que precisan las tareas ya mencionadas, pudiendo por ejemplo manejar información parcialmente errónea, redundante e incompleta sin que esto afecte excesivamente a los resultados.

Además, un ordenador tiene un número de procesadores muy limitado, en comparación con un cerebro. Es difícil que un ordenador pueda tener un millón de microprocesadores, mientras que el cerebro de un insecto puede alcanzar esta cifra de neuronas. También es verdad que los insectos no tienen capacidad de cálculo matemático, pero sí que realizan funciones complejas, necesarias para su supervivencia.

El cerebro humano tiene entre 10.000 millones y 100.000 millones de neuronas, conectadas en una compleja red de capas. Esta estructura del cerebro está orientada al aprendizaje, lo cual constituye una diferencia fundamental con los ordenadores.

Para muchas tareas el cerebro no está programado sino que “aprende”. La programación de un ordenador, por muy compleja que sea, es fija. Por el contrario, el cerebro cambia su proceso interno al comprobar los errores que va cometiendo, para reducir el error al mínimo.

Vemos, por tanto, que mientras que el ordenador está “programado”, el cerebro “aprende”, y este aprendizaje lo lleva a cabo probando. Supongamos que las neuronas se transmiten impulsos unas a otras para que el cuerpo se levante y comience a andar. Si en el

primer intento el cuerpo se cae hacia la derecha, ese error es recogido por el cerebro, que alterará la cuantía de los impulsos de las neuronas para corregirlo.

En el siguiente intento el proceso entre las neuronas será algo diferente, debido a esta corrección, y si el cuerpo se inclina ahora hacia delante, se volverá a ajustar el sistema teniendo en cuenta este error, y así sucesivamente, hasta conseguir mantener el equilibrio. De esta forma es como se aprende a andar, a mantener el equilibrio, a montar en bicicleta, etc.

El cerebro ajusta continuamente sus procesos mediante el sistema de prueba y error. La gran capacidad de procesar datos del cerebro, junto con este sistema de aprendizaje, le confieren una enorme versatilidad ante los cambios, pudiendo de este modo llevar a cabo una gran variedad de tareas.

En conclusión, los ordenadores tradicionales fueron diseñados para favorecer una gran capacidad de cómputo, pero no para que funcionasen de forma análoga a la mente humana.

LA RNA

Las RNA, Redes Neuronales Artificiales, son sistemas informáticos en los cuales los microprocesadores, en lugar de disponerse “en serie” como en los ordenadores tradicionales, se conectan “en paralelo”, formando capas y con múltiples conexiones, tal y como se organiza la red de neuronas en el cerebro. Por supuesto que no se trata de simular un cerebro humano, sino sólo de construir un sistema que funcione de forma análoga y en pequeña escala.

De hecho hay redes que se construyen con poco más de 20 “neuronas” (que son los microprocesadores). Inicialmente las “neuronas artificiales” eran microprocesadores, pero en la actualidad éstos han sido sustituidos en la mayoría de los casos por programas informáticos que imitan su funcionamiento.

Existen numerosas recomendaciones de diseño para organizar la estructura de una RNA. Se refieren al número de capas, número de neuronas por capa, conexiones, etc. Pero la verdad es que no existen reglas fijas que garanticen el éxito y, por tanto, los diseños se ajustan probándolos.

La mayoría de las RNA diseñadas para la valoración o la estimación son sistemas de “Conexión Total Hacia Adelante”. Para el

supuesto que se desarrolla en este trabajo contaremos con 37 neuronas organizadas en 4 capas:

- La capa primera recibe los datos de entrada, y tiene 16 neuronas: tantas como variables estudiadas para estimar el coste de construcción.
- Las dos siguientes capas, segunda y tercera, se denominan capas ocultas y cuentan con 10 neuronas cada una.
- La cuarta capa es la capa de salida, que tiene una única neurona, y en ella se genera el resultado final: el Coste de Construcción

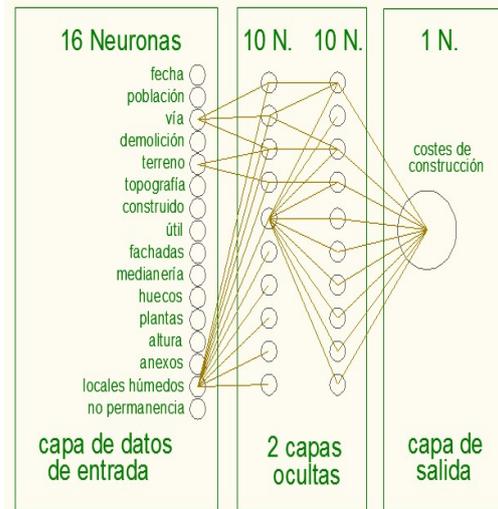


Fig. 13: Esquema de la RNA Inicial.

Al comenzar el proceso de trabajo para diseñar una red, es muy importante saber que una RNA no produce resultados de forma inmediata. Es necesario entrenarlas, las RNA tienen que aprender, y por ello se las somete a unos ciclos o iteraciones de “prueba y error”.

Cada neurona, al igual que ocurre en el cerebro, recibe datos de otras neuronas. En este caso los datos que recibe son números. Cada neurona recibe, por tanto, un número de cada neurona que le envía información (x_1, x_2, x_3, \dots) y envía a las siguientes neuronas otro número (a todas el mismo número), que es el resultado de su proceso (R). Sin embargo, estos datos numéricos que entran a una neurona enviados por las otras neuronas (x_1, x_2, x_3, \dots), no se procesan tal cual llegan, sino que a cada variable de entrada se le asigna un peso (a_1, a_2, a_3, \dots) Estos pesos son muy relevantes en este modelo, ya que en ellos radica la capacidad de aprendizaje de la neurona y de todo el sistema.

Una vez asignados los pesos, la neurona realiza internamente dos operaciones:

- 1º. Calcula el sumatorio de entrada de los productos de cada variable por su peso: S .

2°. Calcula un valor de transferencia, R, aplicando la función más utilizada para las neuronas de las RNA, por su sencillez para ser manejada en la programación informática. Se trata de la función sigmoide: $R=1/(1+e^{-S})$.

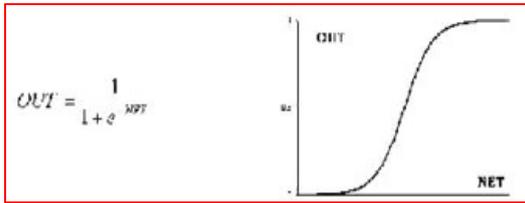


Fig. 14: Curva matemática de función sigmoide.

Hay que tener en cuenta que este tipo de función de transferencia: función sigmoide da lugar a una situación nueva: la de la incertidumbre; es decir, que no existe estrictamente apagado y encendido. Esto es lo que realmente lo asemeja a una neurona biológica (a las del cerebro humano) y, por tanto, refleja el símil con el cerebro, frente a la lógica del álgebra de Boole, del código máquina y de los lenguajes de programación iniciales, en los cuales sólo existen dos posiciones posibles: 1 y 0, on/off o encendido-apagado.

Las RNA, en general, tienen dos modalidades de trabajo, una de “entrenamiento o aprendizaje” y la otra de “producción”.

En la fase de entrenamiento se seleccionan un conjunto de testigos de los que se conocen todas las variables y también su resultado: en nuestro caso se conoce el coste de construcción. En realidad no hay cifras establecidas para determinar el número de testigos que son necesarias para entrenar correctamente una RNA, pero algunas recomendaciones indican que su número debe ser proporcional al número de variables de entrada.

Para esta investigación contamos con las 16 variables independientes y los 200 testigos que hemos utilizados para el método de regresión lineal múltiple, exactamente los mismos para poder posteriormente obtener conclusiones al comparar un modelo matemático y uno lógico desde los mismos datos de partida. Vamos a dividir el conjunto de testigos o muestra en dos grupos:

- a) uno para entrenar a la red, de las 200 testigos se toma un grupo de 160 para el entrenamiento
- b) otro grupo de 40 testigos serán para la comprobación.

El sistema calcula así el coste de construcción del primer testigo, ofreciéndolo como R de la

capa final. Una vez que se ha obtenido este primer resultado, el sistema lo compara con el coste de construcción real del testigo, que es conocido, y obtiene el “error”, que es la diferencia entre el valor calculado R y el valor real que aparece en la tabla como Y. En esta primera vuelta normalmente el error es alto.

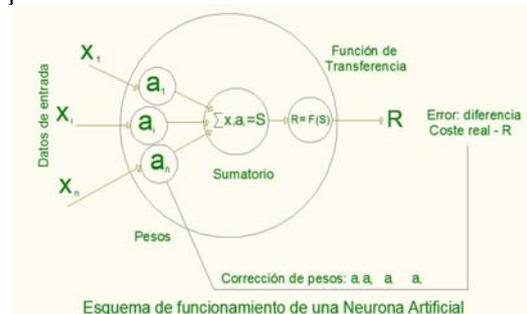


Fig. 15: Esquema funcional de una Neurona Artificial.

Después de calcular este primer error, un algoritmo de corrección modifica los pesos de todas las neuronas de la Red, con el objetivo de reducir este error al mínimo.

Al diseñar la Red, se puede programar el algoritmo de corrección que se quiera, pero habitualmente se emplea uno estándar que se llama “algoritmo de corrección hacia atrás” (y que es una generalización de la regla Delta).

Dicho algoritmo de corrección hacia atrás consiste en que una vez que se han corregido todos los pesos de las neuronas (a_1, a_2, a_3, \dots), se vuelve a procesar un testigo y se vuelve a obtener un nuevo resultado, que se compara de nuevo con el valor de construcción conocido para obtener el nuevo error. El algoritmo vuelve a corregir los pesos, y se va repitiendo iterativamente este proceso con todos los testigos de prueba hasta reducir el error al mínimo (nunca se llegará a cero).

El ordenador puede repetir este proceso de ajuste cientos de veces, incluso miles de veces, en pocos segundos, hasta conseguir una gran aproximación a los valores reales de los testigos. De esta forma el sistema se ajusta “probando”, de una forma análoga a como lo hace el cerebro.

Para desarrollar el entrenamiento se va utilizar el programa informático MATLAB, herramienta habitual para este tipo de tareas; previamente se utilizó el software de AI SOLVER STUDIO, pero hemos verificado mejores resultados y con más detalles en la expresión de los mismos con el correspondiente al citado software MATLAB.

Antes de comenzar con el entrenamiento de la red se realizan los ajustes de los datos de entrada, para transformar los datos de cada columna en tantos por uno, así se consigue que todos los valores que trabaja la RNA estén entre 0 y 1, con ello se evitan grandes dispersiones.

Se ha partido de la base de que en la fase de entrenamiento se realicen 300 iteraciones, procediéndose al entrenamiento del sistema con los 160 primeros testigos:

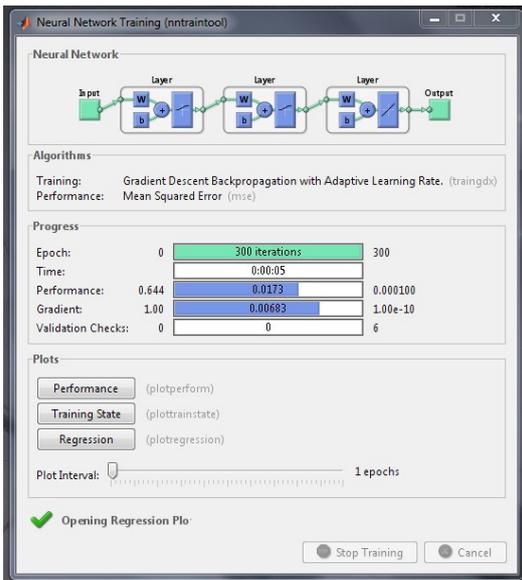


Fig. 16: Pantalla de trabajo de MatLab para RNA Inicial.

Una vez entrenado el sistema se observa que el error cuadrático medio ha ido descendiendo a lo largo del proceso de cálculo, con las 300 iteraciones, según nos indica el gráfico siguiente, en escala logarítmica: dicho error comienza siendo casi 0,5 y desciende a un nivel entre una décima y una centésima.

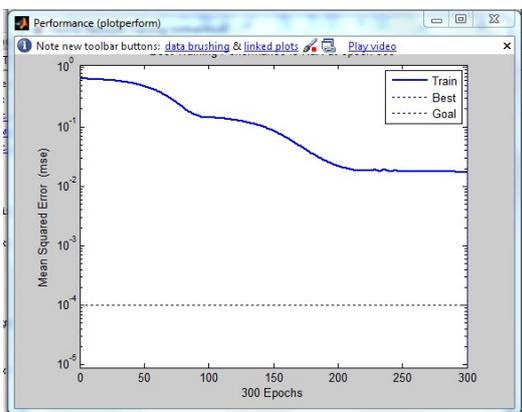


Fig. 17: evolución del error en las 300 iteraciones de MatLab para RNA Inicial.

Realizadas las 300 iteraciones de las correcciones de la red, se establece un coste

estimado para cada una de los testigo está ubicado en el eje de abscisas, mientras que en el eje de ordenadas se representa la diferencia entre el Coste Real de Construcción y el Coste Estimado por la Red Neuronal.

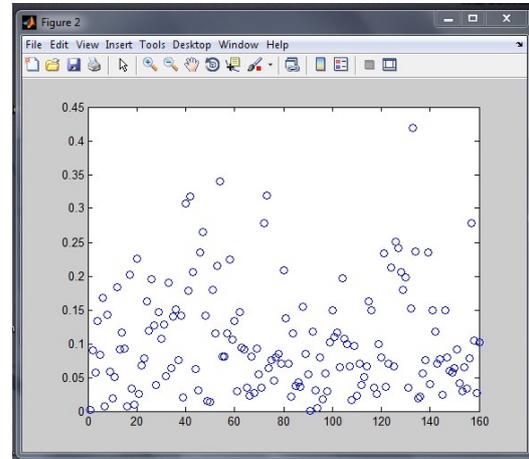


Fig. 18: evolución del error en las 300 iteraciones de MatLab para RNA Inicial en entrenamiento.

Se observa que la mayoría de los datos se encuentran bajo la línea horizontal de los valores estimados por la red neuronal por debajo del 15% de error con respecto al valor real. Por tanto, la RNA funciona satisfactoriamente, incluso sin haber sido comprobada aún en la siguiente fase.

Una vez elaborada la RNA, tenemos que comprobar que funciona correctamente, para lo cual se tienen que introducir nuevos datos, en este caso los 40 últimos datos de la matriz utilizada en la Regresión Lineal Múltiple. Se observa de forma análoga que en la fase de comprobación los testigos también cuentan un error muy pequeño.

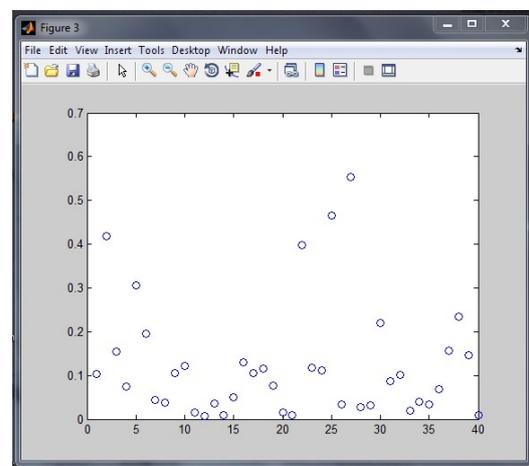


Fig. 19: evolución del error en las 300 iteraciones de MatLab para RNA Inicial en comprobación

PESO DE LAS NEURONAS

Se pretende averiguar qué conceptos de entre las variables o circunstancias estudiadas en la investigación resultan más relevantes a la hora de estimar el coste, otro de los objetivos fundamentales de la investigación.

En relación con esto, es fácil deducir que los pesos adjudicados a cada variable independiente para cada neurona pueden ser precisamente indicadores ideales para resolver esta cuestión, vamos a comprobar que el peso de una neurona dentro de la RNA tiene que ver con la importancia de esta variable dentro de la red.

En efecto, cuantas más veces se necesite pasar por una neurona, para que el circuito completo se ajuste a un coste determinado real, tanto en su fase de aprendizaje como en la de entrenamiento, mayor será su incidencia, o peso, en el sistema, en la RNA y por tanto su relevancia será mayor

El problema es cómo considerar las dos capas ocultas de 10 neuronas cada una. Esta caja negra, formada por dos capas ocultas, enturbia mucho la visión de los pesos individuales, ya que están interrelacionadas y no expresa con nitidez el peso al estar compuesto por la sucesión de dos circuitos intermedios.

Para poder determinar mejor los pesos, se decide probar con una nueva RNA, en la cual sólo hay un capa oculta, de modo que podamos observar directamente los pesos de cada neurona, al sumar las entradas y salidas de ellas directamente.

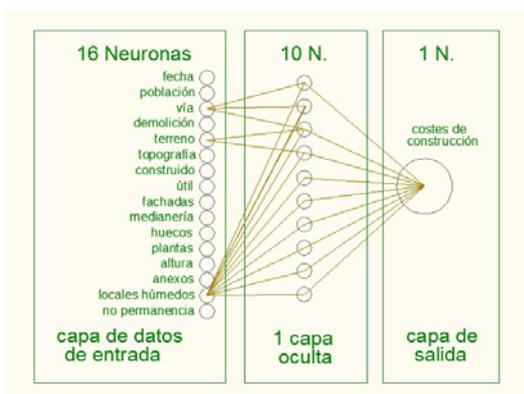


Fig. 20: esquema de RNA de una capa oculta.

Para este caso, al igual que en el caso anterior, hay que realizar una fase inicial de aprendizaje y otra de comprobación

Una vez determinado el nuevo sistema de Red Neuronal Artificial para la estimación de costes de construcción con sólo una capa oculta, reiterando el procedimiento anterior para la RNA Inicial; tras comprobar que presenta un error en torno al 15% en casi todos los casos, podemos establecer mucho más fácilmente los pesos de las diferentes neuronas, tener sólo una capa oculta es directa la lectura de entradas y salidas en la caja negra.

x1	x2	x3	x4	x5	x6	x7	x8	x9	x10	x11	x12	x13	x14	x15	x16
0,91	2,46	0,76	0,72	3,17	1,07	1,3	0,29	0,21	2,41	1,05	2,1	2,87	0,34	1,04	0,2
1,41	1,43	0,17	1,92	1,4	2,74	2,06	0,45	2,08	1,27	2,67	0,9	1,41	1,32	1,58	0,18
2,21	0,64	1,34	1,49	2,36	1,77	1,06	0,27	1,08	2,79	1,99	1,11	1,24	0,15	0,87	2,47
2,56	2,54	1,06	2,49	1,16	0,94	1,49	1,43	0,57	0,4	1,11	0,45	2,02	2,62	1,44	0,08
1,51	0,49	0,91	0,21	0,39	1,38	1,15	1,16	2,02	1,2	1,73	2,24	2,88	1,84	2,83	0,7
0,85	1,02	2,54	0,95	0,15	0,94	2,69	1,55	1,3	0,25	2,08	1,82	0,79	2,15	2,58	0,93
0,55	2,23	2,84	2,6	0,28	1,29	0,67	0,19	1,69	0,49	0,71	1,61	0,14	2,57	2,03	1,59
2,14	1,75	0,98	0,6	2,05	2,35	0,62	2,53	2,27	0,79	0,27	0,62	0,76	2,38	1,97	0,11
3,04	0,58	0,23	2,09	0,14	1,84	3,12	2,43	1,73	1,11	0,31	0,62	0,34	0,72	1,47	1,14
2,11	2,26	0,86	0,43	2,47	1,53	2,77	1,23	1,48	1	0,9	0,23	0,82	0,29	2,26	1,95
17,3	15,4	11,7	13,5	13,6	15,8	16,9	11,5	14,4	11,7	12,8	11,7	13,3	14,4	18,1	9,35

Fig. 21: Cuadro de Pesos de las 16 neuronas de la RNA de una capa oculta.

Donde las variables de mayor peso se corresponden con las X_{15} , X_1 y X_7 (las variables de locales húmedos, año y superficie construida respectivamente) y el menor peso es para la X_{16} (superficie de no permanencia).

Este resultado de relevancia de las variables es de un orden casi intuitivo; si tenemos en cuenta su interpretación, el número de veces que se necesita esta neurona para poder calcular el coste independientemente de su signo, así las prioridades de las variables quedan definidas.

Con este criterio podemos elaborar una tabla que presenta el orden de relevancia de cada una de las variables, hecho importante a tener en cuenta a la hora de estimar el coste de construcción de nuestra vivienda.

Consideramos que en este caso ninguna es despreciable, ya que todas cuentan con un peso importante.

variable	Jerarquía	Peso neuronal
X ₁₅ :	superficie de locales húmedos	18.10
X ₁ :	año de ejecución	17.30
X ₇ :	superficie construida	16.80
X ₆ :	topografía del solar	15.80
X ₂ :	población o localidad	15.40
X ₉ :	superficie de fachada	14.40
X ₁₄ :	anexos	14.40
X ₅ :	tipo de terreno	13.60
X ₄ :	demolición previa	13.50
X ₁₃ :	altura de coronación	13.30
X ₁₁ :	superficie de huecos	12.80
X ₃ :	ancho de vía a la obra	11.70
X ₁₀ :	superficie de medianera	11.70
X ₁₂ :	número de plantas	11.70
X ₈ :	superficie útil	11.50
X ₁₆ :	superficie de no permanencia	9.35

Por tanto se ha establecido un orden de relevancia de las variables que intervienen en el coste de construcción respecto de la incidencia de ellas en dicho coste estimado.

VI.- RESULTADOS

MÉTODO MIXTO

Se ha conseguido un modelo matemático-lógico para determinar el coste de construcción conociendo aspectos del lugar y decisiones de proyecto a nivel de estudios previos. También se ha conseguido tener consciencia de la relevancia e influencia de cada uno de los aspectos considerados en el coste estimado.

El funcionamiento del método mixto se corresponde con el siguiente proceso:

1º Mediante la ecuación General de Regresión Lineal Múltiple del modelo estadístico se estima un coste de construcción.

2º Mediante la RNA se precisa el error cometido y se establece la prioridad de influencia de las variables en el coste.

EJEMPLO

Quizás la mejor manera de mostrar la sencillez del funcionamiento del Método Mixto es con un ejemplo concreto.

Para ello se toma una Vivienda Autopromovida existente de la cual se conoce su coste de construcción real de 67.974,04 € y cuyos datos departida de las 16 variables se reflejan a continuación:

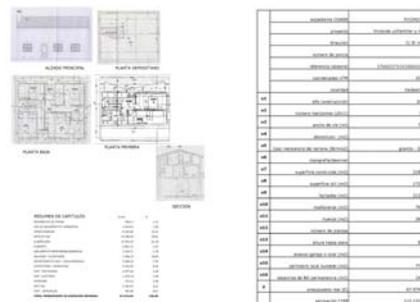


Fig. 22: Ficha de toma de datos de ejemplo real.

Introducidos los valores en la Ecuación General, que se puede expresar en hoja Excel o cualquier otra hoja de cálculo pues es una fórmula cuyos coeficientes se conocen:

Nº Factor	CONCEPTO	DATOS	UNIDADES	observación	COEFICIENTE β	ECUACIÓN
1	AÑO DE EJECUCIÓN	2001	año	digito completo	8,039755438	28687,55061
2	HABITANTES DE LA POBLACIÓN	388	personas		-0,109518654	-46,1764819
3	ANCHO MÍNIMO DE VIAL	7,56	metros		365,8519054	1253,841063
4	DEMOLICIÓN	0	m ² /m ²	si = 1; no = 0	4972,873089	0
5	TARIFA TERMINO	0,8	m ² /m ²	si = 1; no = 0	-4384,253382	-2865,70878
6	DENIVEL	0	m	si = 1; no = 0	81,72644883	0
7	SUPERFICIE CONSTRUIDA	218,52	m ²		384,3227479	79758,19273
8	SUPERFICIE ÚTIL	172,38	m ²		-107,7802652	-18566,45185
9	SUPERFICIE DE FACHADA	212,29	m ²		18,84170556	3995,905673
10	SUPERFICIE COLGADANTE	79,29	m ²		-18,52037633	-484,906972
11	SUPERFICIE DE HUECOS EXTERIORES	26,59	m ²		-156,8312469	-4176,140334
12	NÚMERO DE PLANTAS	3	plantas arriba		452,6459128	1207,821775
13	ALTURA DE CORONACIÓN	8,81	metros		-330,1327667	-3805,178485
14	EXISTENCIA DE ANEXOS	1	m ² /m ²	si = 1; no = 0	-4019,912942	-4019,912942
15	SUPERFICIE DE LOCALES HÚMEDOS	7,75	m ²		-9,296681979	-22,0725354
16	SUPERFICIE DE NO PERMANENCIA	14,33	m ²		-35,72236693	-511,1871088

Fig. 23: Hoja Excel con datos de ejemplo real.

Obtenemos un coste estimado de construcción de 69.607,04 €.

Con este coste y sus 16 variables, ahora introducidas en los datos de la RNA de una capa oculta entrenada.

```

\Entradas de test
input_test = [
2001.00 268.00 7.56 0.00 0.40 0.00 218.90 170.39 212.29 79.29 26.59 3.00 8.81 1.00 7.75 16.31;
]';

\Normalizaci7n de las entradas de test
input_test=input_test./ (ones (size (input_test,2),1) *maximo_input);

\Costes asociados a las entradas de test
output_test=[
6907.23;
]';

\Normalizaci7n entre 0 y 1
output_test=output_test./ (ones (size (output_test,2),1) *maximo_target);

\Simular la red entradas de test
test=sim (ns,input_test);

```

Fig. 24: Pantalla de introducci3n de datos en RNA.

Se deja desarrollar el proceso de estimaci3n a la red, en este caso realizada con MatLab y se obtiene el error estimado para el valor de construcci3n introducido.

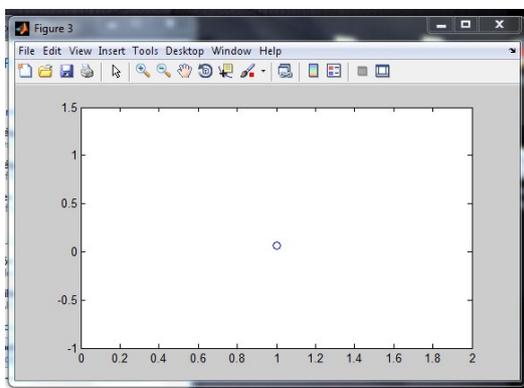


Fig. 25: Pantalla MatLab precisando el error del coste.

Se puede observar que el error estimado est1 muy pr3ximo al 0 del eje vertical, por lo que el coste de construcci3n de 69.607,04 € debe estar muy pr3ximo a la realidad (que sabemos es 67.974,04 €).

En cuanto a la prioridad de las variables ya se conoce, pues un solo dato incorporado a la RNA no var1a lo establecido en los pesos de la tabla anteriormente indicada.

Para verificar la eficacia de este m3todo mixto, cabe se1alar, que la estimaci3n de este mismo ejemplo con Cype determina un valor de construcci3n de 122.152,74 €.

CONCLUSIONES

Se cumplen los objetivos propuestos de la investigaci3n con una herramienta que tiene las siguientes caracter1sticas:

- sencilla: toma de datos f1cil

- 1gil: de estimaci3n r1pida
- fiable: alto nivel de confianza
- 1til: Adm3n., promotor, t3cnico, EE.FF.

Esta herramienta de estimaci3n frente algunos modelos actuales presenta las siguientes ventajas:

- No requiere gran definici3n del edificio
- Permite cambios en decisiones iniciales
- No utiliza variables t3cnicas
- Considera las variables del lugar
- Establece un nivel de certeza

El modelo planteado resulta correcto por dos razones fundamentales:

a) Se parte de una tipolog1a adecuada ya que existen variaciones en dise1o y coste pero guardan las ciertas similitudes que evitan una dispersi3n excesiva de los datos.

b) El 1mbito territorial es una unidad geogr1fica apropiada desde el punto de vista socioecon3mico y cultural.

Por 1ltimo, cabe se1alar que se abren varias l1neas de investigaci3n, desde nuevos estudios para otros 1mbitos territoriales, otras tipolog1as: residencial, industrial, obra p1blica...

Si hay algo que aporta esta investigaci3n, por encima incluso del m3todo de estimaci3n ya obtenido, es el hecho de **acercarse a los problemas de la arquitectura - y el urbanismo - desde un nuevo punto de vista: estudiar variables interrelacionadas, no s3lo desde el punto de vista matem1tico a trav3s de la estadística, sino, y tambi3n desde el punto de vista de la l3gica a trav3s de las Redes Neuronales Artificiales.**

VII.- ADECUACI3N PARA EDICI3N.

Se entiende que se necesitar1n pocos cambios para su edici3n, aunque cabe se1alar que respecto de la tesis doctoral completa no ser1a necesario incluir todo lo relativo al Estado de la Cuesti3n, tampoco el desarrollo completo de las partes descriptivas del 1mbito Territorial, ni del tipo de vivienda estudiada, incluyendo siempre su bibliograf1a de referencia.

Tampoco creo necesaria la edici3n del tomo II con las fichas de los 200 testigos y dem1s anexos similares.

VIII.- ÍNDICE

TESIS DOCTORAL COMPLETA.

TOMO I

RESUMEN	7
SUMMARY	9

PARTE I: OBJETO DE LA INVESTIGACIÓN.

CAPÍTULO 1.- INTRODUCCIÓN.

1.1.- La metodología científica	12
1.1.1.- Los modelos matemáticos	13
1.1.2.- Los modelos de datos	14
1.2.- Los modelos científicos y el coste de construcción	16
1.2.1.- Necesidad de un predimensionado de costes	16
1.2.2.- Procedimientos para predimensionar costes	17
1.2.3.- Uniproducción o multiproducción	22
1.2.4.- Condiciones exigibles al modelo de predimensionado	24
1.3.- Objeto de la investigación	26
1.3.1.- Ámbito de la investigación	26
1.3.2.- Idoneidad y oportunidad	31
1.3.3.- Fines de la investigación	31

PARTE II: ESTADO DE LA CUESTIÓN.

CAPÍTULO 2.- ARGUMENTOS TEÓRICOS.

2.1.- Antecedentes de la investigación	35
2.2.- Métodos de predimensionado	38
2.2.1.- El método ARC y su aplicación práctica	38
2.2.2.- Estimador de costes del Banco de Costos en Obras de Arquitectura y Urbanismo	42
2.2.3.- Estimación de costes de la edificación por indicadores	42
2.2.4.- El método Syre	43
2.2.5.- El método ACE	45
2.2.6.- El método Life	45
2.2.7.- El método Abes	46
2.2.8.- Modelo basado en los Puntos de Referencia	47
2.2.9.- Modelos P2CT y P2CR	48
2.2.10.- Estimación de costes según los Colegios de Arquitectos	50
2.2.11.- Predimensionado con Presto	52
2.2.12.- Predimensionado con CYPE Ingenieros	55
2.3.- Investigaciones actuales de ámbito nacional	59
2.3.1.- Modelo de presupuestación de obras basado en modelos productivos	59
2.3.2.- Gestión de los contratos de obras de las Administraciones Públicas	61
2.3.3.- Análisis multidimensional de la estructura del coste	62
2.4.- Investigaciones actuales de ámbito internacional	64
2.4.1.- Estimación conceptual de costes de proyectos de construcción con análisis de regresión y redes neuronales	64
2.4.2.- Modelo de coste de los operadores espaciales usando regresiones no paramétricas	65
2.4.3.- Determinantes de los costes de construcción en Nigeria	66
2.4.4.- Estimación del coste de construcción basado en elementos funcionales	67
2.4.5.- Predimensionado de coste de proyectos de construcción utilizando redes neuronales artificiales	67
2.4.6.- Modelo del Impacto de riesgos en los costes de los proyectos de construcción ejecutados tradicionalmente	68
2.5.- Conclusiones del estado de la cuestión	70

CAPÍTULO 3.- ÁMBITO TERRITORIAL.

3.1.- Introducción al marco de la investigación	74
3.1.1.- Localización	74

3.1.2.- Límites	75
3.1.3.- Origen y configuración	75
3.1.4.- Atributos generales	76
3.2.- Medio físico	77
3.2.1.- Relieve	77
3.2.2.- Climatología	78
3.2.3.- Paisaje y Espacios protegidos	80
3.3.- División Territorial	83
3.3.1.- Subdivisiones provinciales	83
3.3.2.- Infraestructura de transportes	84
3.3.3.- Subdivisión judicial	86
3.3.4.- Equipamientos sanitarios	88
3.3.5.- Equipamientos educativos	90
3.4.- La situación socioeconómica	92
3.4.1.- La distribución de la Población	92
3.4.2.- Evolución de la población de la Provincia de Cáceres	94
3.4.3.- Estructura de la población de la provincia de Cáceres	95
3.4.3.1.- Pirámide poblacional	95
3.4.3.2.- Movimiento natural de la población	97
3.4.3.3.- Proyección demográfica	100
3.4.4.- Estructura económica de la provincia de Cáceres	101
3.4.4.1.- El entorno empresarial	111
3.4.4.2.- El mercado de trabajo	115
3.5.- Conclusiones del Ámbito Territorial	117

CAPÍTULO 4.- VIVIENDA AUTOPROMOVIDA SUBVENCIONADA POR LA ADMINISTRACIÓN.

4.1.- La vivienda autopromovida en Extremadura	120
4.1.1.- Antecedentes históricos de ayuda a la vivienda	120
4.1.2.- Normativa vigente en materia de viviendas autopromovidas	121
4.1.3.- Importancia social y en los medios de comunicación	125
4.1.4.- Relevancia de la autopromovida en Extremadura	127
4.1.5.- Interés de la vivienda autopromovida como objeto de estudio e investigación	127
4.1.6.- Idoneidad y oportunidad del producto autopromoción en el mercado inmobiliario	129
4.2.- Ayudas a la autopromoción en España	131
4.3.- La vivienda autopromovida subvencionada en el mundo	136
4.3.1.- La vivienda autopromovida en Grecia	136
4.3.2.- Latinoamérica	137
4.3.3.- El caso de Argentina	138
4.3.4.- El caso de Honduras	139
4.4.- Las viviendas autopromovidas subvencionadas: conclusiones	141

PARTE III: DESARROLLO METODOLÓGICO.

CAPÍTULO 5.- LA TOMA DE DATOS.

5.1.- El campo muestral	146
5.2.- El trabajo de campo	149
5.3.- Tamaño de la muestra	151
5.4.- La ficha de los datos	154
5.5.- La obtención de datos	157
5.5.1.- Criterio de elección de las variables a estudiar	157
5.5.2.- El año de realización	158
5.5.3.- La localidad	159
5.5.4.- La accesibilidad	162
5.5.5.- La preexistencia	162
5.5.6.- El terreno	162
5.5.7.- La topografía	163
5.5.8.- Superficie construida	164
5.5.9.- Superficie útil	164
5.5.10.- Fachadas	164
5.5.11.- Pared colindante	164
5.5.12.- Huecos de fachadas	165

5.5.13.- Número de plantas	165
5.5.14.- Altura del edificio	165
5.5.15.- Elementos anexos al edificio	166
5.5.16.- Locales húmedos	166
5.5.17.- Espacios de no permanencia	167

CAPÍTULO 6.- EL PROCESO MATEMÁTICO.

6.1.- Sistema de ecuaciones con matriz asociada	169
6.2.- Regresiones lineales independientes	174
6.3.- Regresión Lineal Múltiple	187
6.3.1.- Introducción a la regresión múltiple	188
6.3.2.- Análisis de datos	189
6.3.2.1.- Datos de partida	189
6.3.2.2.- El proceso de cálculo estadístico	191
6.3.2.3.- Verificación de la estadística	193
6.3.3.- El término independiente	194
6.3.4.- Variable X_1 : fecha de construcción	196
6.3.5.- Variable X_2 : población	197
6.3.6.- Variable X_3 : ancho de vía	198
6.3.7.- Variable X_4 : demolición	200
6.3.8.- Variable X_5 : tipo de terreno	201
6.3.9.- Variable X_6 : topografía	203
6.3.10.- Variable X_7 : superficie construida	204
6.3.11.- Variable X_8 : superficie útil	206
6.3.12.- Variable X_9 : fachadas	207
6.3.13.- Variable X_{10} : pared colindante	209
6.3.14.- Variable X_{11} : huecos	210
6.3.15.- Variable X_{12} : número de plantas	212
6.3.16.- Variable X_{13} : altura de edificio	213
6.3.17.- Variable X_{14} : anexos	215
6.3.18.- Variable X_{15} : local húmedo	216
6.3.19.- Variable X_{16} : espacios de no-permanencia	217
6.3.20.- Conclusiones de la Regresión Lineal Múltiple	219
6.4.- Análisis de los valores residuales	221
6.5.- Contraste de los resultados obtenidos	222
6.6.- La ecuación del modelo matemático	224

CAPÍTULO 7.- ANÁLISIS NEURONAL

7.1.- Redes Neuronales Artificiales	225
7.1.1.- El cerebro y los ordenadores	226
7.1.2.- La Inteligencia Artificial y las Redes Neuronales	230
7.2.- Las RNA y el coste de construcción	231
7.2.1.- Esquema de la Red Neuronal Artificial	231
7.2.2.- Prueba y error en una RNA	232
7.2.3.- Entrenamiento de la RNA	236
7.2.4.- Comprobación de la RNA	241
7.2.5.- El peso de las neuronas en la RNA diseñada	242
7.3.- Nuevo diseño de la Red Neuronal Artificial	244
7.3.1 - Entrenamiento de la RNA con sólo una capa oculta	244
7.3.2.- Comprobación de la nueva RNA	247
7.3.3 - Los pesos con la nueva RNA	248
7.3.4 - Estimación del coste con la RNA	252
7.4.- Ejemplo de estimación con RNA	253
7.5.- El modelo lógico y el modelo matemático	256

PARTE IV: CONCLUSIONES Y RESULTADOS

CAPÍTULO 8.- CONCLUSIONES DE LA INVESTIGACIÓN

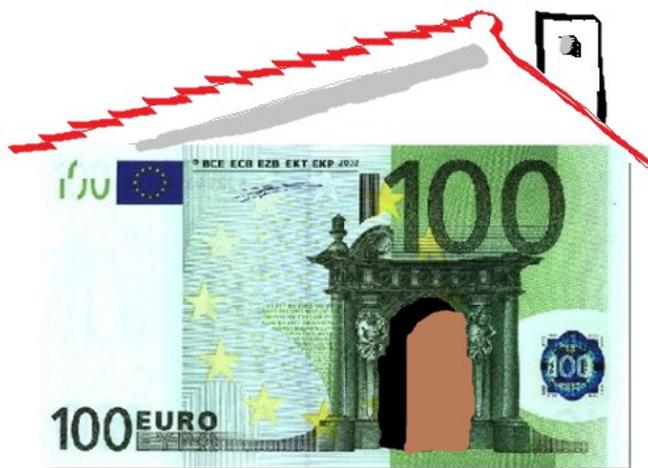
8.1.- Método de predimensionado de costes: Regresión + RNA	259
8.2.- Ejemplo práctico de estimación con Regresión + RNA	263
8.2.1.- La ficha de los datos del método para un caso real	264
8.2.2.- Estimación del coste con Cype Ingenieros del ejemplo real	265

8.2.3.- Introducción de los datos en la hoja de Excel del ejemplo real	266
8.2.4.- Introducción de los datos en la RNA del ejemplo real	266
8.2.5.- Comparación de errores en un caso real	268
8.3.- Otros objetivos alcanzados	270
8.4.- Nuevas líneas de investigación	271
AGRADECIMIENTOS.	273
BIBLIOGRAFÍA.	274

TOMO II

DOCUMENTOS ANEXOS.

A) Tabla de estimación de costes del COADE	5
B) Actualidad de Condiciones de Ayuda a la Vivienda	7
C) Listado de expedientes del COADE.	26
D) Fichas de los datos.	44
E) Estimación de costes mediante Cype Ingenieros.	244
F) La matriz de datos.	444
G) Tabla de resistencia de terrenos.	448
H) Análisis de los valores residuales.	453
I) El modelo de Regresión Lineal Múltiple frente a Cype Ingenieros	457



Luis Ramón Valverde Lorenzo.
Doctor Arquitecto.