INVESTIGACIÓN

Parámetros diferenciadores del tipo de alimentación en el cerdo ibérico y aplicación de tecnologías inteligentes para su clasificación

Por M. A. Guerrero Molina, P. Ledesma Jurado y M. Pantoja Conde

Acorex S. Coop., Av. Juan Carlos I, 49. 06800 Mérida (Badajoz)

RESUMEN

Parámetros diferenciadores del tipo de alimentación en el cerdo ibérico y aplicación de tecnologías inteligentes para su clasificación

En el presente trabajo se realiza un estudio sobre los ácidos grasos y su capacidad de diferenciar calidades en una población significativa de cerdos ibéricos en el sudeste de Extremadura (Monesterio-Badajoz). Basándonos en esta capacidad diferenciadora se han obtenido los intervalos de confianza y, por lo tanto, unos parámetros diferenciadores.

Con ellos desarrolla un sistema informático que permite la clasificación automática de estas canales. Este programa utiliza una de las herramientas más potentes que existen hoy en día para la clasificación de cualquier tipo de muestras: Las Redes de Neuronas Artificiales (RNA).

PALABRAS-CLAVE: Ácido graso – Cerdo ibérico – Cromatografía de gases – Redes de Neuronas Artificiales.

SUMMARY

Differentiate parameters between feedings in iberian pigs and application of classification intelligents technologies

In this work a significant Extremadura South-east Iberian pigs fatty acids, and his capacity of differentiate qualities was studied. Furthermore, and based on this capacity the definition of confidence intervals and also differentiate parameters was obtained.

They were used to develop a computer programme system which allow the automatically classification of pigs. This system uses one of the most powerful sample classification tools existing nowadays: Artificial Neuronal Networks (A.N.N.).

KEY-WORDS: Artificial Neuronal Networks – Fatty acid – Gas chromatography – Iberic pig.

1. INTRODUCCIÓN

Los productos curados del cerdo ibérico son considerados actualmente como alimentos de muy alta cualificación gastronómica.

La calidad de estos productos depende de numerosos factores, unos atribuidos al animal y otros derivados del proceso industrial de curación.

Permanentemente en el sector se establece la discusión interprofesional (ganaderos e industriales) sobre garantías y controles de estas calidades. Incluso en las denominaciones de origen que se han constituido en este sector necesitan disponer de métodos de medida y de clasificación objetivos que completen y complementen a los imprescindibles controles de campo.

Se ha comprobado que la alimentación en la fase final es decisiva para la calidad (Hoz et al., 1994). En base a esta fase, se han establecido tres tipos de productos *bellota*, *recebo* y *pienso*, estando esta alimentación íntimamente relacionada con el perfil de ácidos grasos del animal (Antequera et al., 1994); por lo que se utilizaron los mismos para determinar unos parámetros que nos permitan la clasificación objetiva de la canal.

Se pretende desarrollar un programa informático que facilite la tarea de clasificar canales de cerdo ibérico, en función del tipo de alimentación a la que haya sido sometido el mismo. De esta forma se evitará la interpretación subjetiva de la composición de ácidos grasos de las muestras, en la que se suele incurrir cuando ésta se realiza sin medios adecuados puesto que, al tratarse de parámetros biológicos, las mediciones de éstos no han de ser totalmente exactas, sino que se mueven dentro de unos determinados intervalos.

Para evitar esto, se han usado nuevas tecnologías de simulación de redes neuronales, que permiten al ordenador extraer las reglas de decisión de un proceso, después de un período de aprendizaje.

La teoría de las RNA surgió, en principio, como ayuda a la investigación biológica sobre el funcionamiento del sistema nervioso, para comprobar sus teorías y como fuente de nuevas ideas (Lippmann, 1987). Pero hoy en día es mucho más que eso. La teoría de las redes neuronales ha demostrado como elementos que son capaces de realizar únicamente operaciones muy sencillas, si están debidamente interconectados, pueden conseguir resultados sorprendentes.

Una neurona artificial es un elemento de proceso que emula el funcionamiento de una neurona biológica. Emite a su salida una respuesta o impulso que es

función de la intensidad de las entradas que le llegan y de la importancia (peso) que tenga cada entrada particular (que será función de las experiencias pasadas de cada neurona). En la figura 1 podemos observar cómo la salida se evalúa como función de la suma ponderada de las entradas.

La función de salida es no lineal, lo que confiere a la neurona su carácter de elemento distribuido de decisión, pues la salida se decanta entre dos opciones abiertamente por una: activa o inactiva, en función de que la suma ponderada de las entradas supere o no el umbral.

2. MATERIAL Y MÉTODO

A) Toma de muestra. Se ha partido de una población de 3.000 cerdos con distinto grado de pureza en sangre ibérica, pertenecientes a los ganaderos asociados a la Cooperativa San Isidro de Monesterio integrada en ACOSEX. Se han tomado 250 muestras de grasa de las canales a la altura de la sínfisis isquio-pubiana con el objeto de realizar el análisis de ácidos grasos.

La toma de muestra se ha realizado en el matadero municipal de Monesterio (Badajoz) siendo la población muestreada el 8,3% de los cerdos de cada una de las partidas que por ganadero socio de la cooperativa y día se sacrifican en una industria.

El período de tiempo entre el que se ha efectuado el muestreo ha sido desde el 20 de diciembre de 1994 hasta el 15 de abril de 1995.

El peso medio al sacrificio de la población porcina sobre la que se ha actuado ha sido de 15,4 arrobas que corresponde al peso comercial de sacrificio de los

cerdos ibéricos destinados a la elaboración de productos curados.

Previamente al sacrificio, a cada una de las partidas se le ha otorgado una calificación según régimen de alimentación verificados en campo y estableciendo los siguientes bloques:

Cerdo de bellota. Animal que repone en montanera más de 5 arrobas, con un régimen de alimentación extensiva a base de bellotas y hierbas sin suplemento adicional.

Cerdo de recebo. Animal que repone en montanera más de 3 arrobas, con un régimen de alimentación extensiva a base de bellotas y hierbas pero que ha completado su peso final con suplemento alimenticio a base de concentrados.

Cerdo de pienso. Cerdos alimentados con piensos elaborados en la Cooperativa San Isidro de Monesterio.

B) Análisis de ácidos grasos. El análisis de las muestras ha sido realizado en los laboratorios de la Asociación Interprofesional del Cerdo Ibérico y el método utilizado es el de cromatografía líquido-gas según Norma UNE 55118 que comprenden los siguientes pasos:

1.º Extracción de la grasa mediante disolvente, trituración con picadora, disolución en éter dietílico, homogeneización, filtración y concentración en rotovapor.

2.º Disolución de la grasa en éter, metilación en metanol con potasa, agitación en vortex y reposo, extracción del sobrenadante.

3.º Cromatografía. El equipo utilizado ha sido el Cromatógrafo modelo Perkin Elmer 8410 utilizando un detector de ionización de llama. El gas de arrastre ha sido nitrógeno con una velocidad de flujo de 20ml/min. La columna ha sido de acero inoxidable de 121,92 cm de largo por 1,27 cm de diámetro interior. La temperatura del detector del inyector fue 200º C.

Figura 1
Representación de una neurona artificial

Los datos se procesaron en el integrador del cromatógrafo.

El tiempo total de análisis para la separación de los 25 ácidos grasos fue de 25 minutos.

C) Técnicas Estadísticas.

El estudio estadístico se ha realizado mediante el paquete Statgraphic v 6.0 utilizándose los siguientes métodos (Pérez, 1995).

Estadística descriptiva: realiza los cálculos de medidas de centralización, dispersión, momentos y asimetrías.

Estimación por intervalos: calcula los intervalos de confianza.

Análisis de varianza: estudia los efectos de dos o más factores sobre la variable respuesta y analiza el nivel de significación de este factor para diferenciar entre las posibles respuestas.

Métodos multivariantes: permite la utilización de unas técnicas numéricas y gráficas para examinar datos que consistan en un conjunto de medidas de un número de individuos o casos (Cooley, 1971). Mediante estos métodos se resuelven problemas de estimación de parámetros de un modelo, reducciones de dimensionalidad formando combinaciones lineales de las variables originales y comprueban hipótesis concernientes a la media y a las covarianzas. Dentro de estos métodos hemos utilizado:

- **Análisis de correlación:** forma una matriz de coeficientes de correlación para un conjunto de valores. Con esta matriz comprobamos que no hay relaciones entre los distintos factores que nos alteren los análisis de varianza y si las hay analizar la influencia en el análisis.

- **Análisis de componentes principales:** reduce el número de variables en un conjunto de datos mediante combinaciones lineales de aquellas variables que expliquen la mayor parte de la variabilidad. En nuestro trabajo nos ha sido muy útil para la determinación de los ácidos grasos que más influyen en la alimentación.

- **Análisis cluster:** permite agrupar observaciones de un conjunto de datos en grupos o «cluster» de características similares. Con este análisis pretendemos comprobar que efectivamente el conjunto de datos se puede dividir en tres grupos.

- **Análisis discriminante:** es una herramienta muy útil cuando se poseen datos en distintos grupos y queremos una medida cuantitativa de la bondad de la agrupación. Es muy útil, pues nos da una idea de si la clasificación realizada es correcta.

3. RESULTADOS

Para los estudios estadísticos no se han considerado los ácidos grasos con concentraciones inferiores al 0,05%. Por tanto, sólo se han utilizado los valores obtenidos para los siguientes: mirístico, palmítico, palmitoleico, margárico, margaroleico, esteárico, oleico, linoleico, linolénico, eicosanoico y behénico.

Los resultados globales obtenidos con este método se pueden observar en la figura 2 donde mediante análisis discriminante podemos apreciar la diferenciación de los datos en tres grupos. Esta diferenciación no es perfecta y son estos datos que son conflictivos los que justifican la no utilización de unos parámetros rígidos de clasificación de muestras.

Figura 2

Resultados Generales. Distribución de los resultados de los tres tipos de alimentación. 1, Bellota; 2, Recebo; 3, Pienso

Los datos, una vez completado el tratamiento estadístico, dan como resultado unos intervalos que por su poder de diferenciación según tipo de alimentación, los vamos a considerar como parámetros generales, puesto que son los que vamos a utilizar en el programa informático de clasificación. Estos parámetros generales quedan reflejados en la Tabla I.

Otras características de las concentraciones de ácidos grasos con capacidades diferenciadoras se han recogido en las tablas II, III y IV. Estas tablas se han obtenido mediante anova multifactorial. El error estándar interno muestra la variación en la concentración del ácido graso, siendo más exacto el valor del intervalo de confianza en el grupo donde este error sea menor.

Tabla I
Parámetros generales de clasificación

Ácidos Grasos	Bellota	Recebo	Pienso
**Mirístico	1.1-1.35	1.36-1.50	1.36-1.50
*Palmítico	15.0-20.50	21.00-23.00	23.00-28.00
***Palmitoleico	2.40-2.60	2.70-3.20	2.40-3.20
****Margárico	0.26-0.28	0.24-0.26	0.26-0.40
****Margaroleico	0.26-0.28	0.24-0.26	0.26-0.40
*Estearico	5.00-8.50	8.50-10.00	10.50-15.00
*Oleico	54.50-70.00	52.50-54.00	40.00-52.50
Linoleico	6.00-9.00	6.00-11.00	6.00-16.00
Linolénico	0.50-0.80	0.50-0.80	0.50-0.80
**Eicosanoico	1.10-2.00	0.80-1.00	0.50-0.90
Behénico	0.20-0.50	0.20-0.50	0.20-0.50

* Diferencia individualmente los tres grupos de alimentación.

** Diferencia alimentación con bellota del conjunto recebo y pienso.

*** Diferencia alimentación con bellota de recebo.

**** Diferencia alimentación con pienso del conjunto recebo y bellota.

Una vez realizado el tratamiento estadístico, observamos que los ácidos grasos que diferencian los tres grupos de alimentación son: *el oleico, palmítico y esteárico*, por lo que, como se verá más adelante, en el desarrollo del sistema informático son los que se utilizarán como base de los parámetros definitivos y excluyentes

en los casos en que el perfil de ácidos grasos no se ajuste a los parámetros anteriormente establecidos.

Conseguidos los parámetros diferenciadores de los distintos grupos de alimentación, se puede aplicar un método informático que por su objetividad se estima idóneo para este trabajo.

Tabla II
Ácidos grasos con capacidad diferenciadora de los grupos de alimentación
(esteárico, oleico y palmítico)

Palmítico:				
Alimentación	Media	Error Estándar Interno	Intervalo de confianza para la media	
Bellota	20.16	0.095	20.03	20.28
Recebo	22.08	0.093	21.93	22.25
Pienso	23.69	0.255	23.35	24.04
Esteárico:				
Alimentación	Media	Error Estándar Interno	Intervalo de confianza para la media	
Bellota	7.93	0.073	7.82	8.05
Recebo	9.35	0.108	9.22	9.48
Pienso	11.06	0.1711	10.74	11.37
Oleico:				
Alimentación	Media	Error Estándar Interno	Intervalo de confianza para la media	
Bellota	56.39	0.148	56.21	56.56
Recebo	53.03	0.118	52.82	53.23
Pienso	50.11	0.209	49.62	50.60

Tabla III
Ácidos grasos con capacidad diferenciadora de al menos un grupo de alimentación
 (eicosanoico, margárico, margaroleico y mirístico) 1. Bellota. 2. Recebo. 3. Pienso

Mirístico:				
Alimentación	Media	Error Estándar Interno	Intervalo de confianza para la media	
Bellota	1.29	0.013	1.27	1.30
Recebo	1.43	0.014	1.41	1.45
Pienso	1.44	0.019	1.39	1.49
Margárico:				
Alimentación	Media	Error Estándar Interno	Intervalo de confianza para la media	
Bellota	0.25	0.005	0.24	0.26
Recebo	0.24	0.004	0.23	0.25
Pienso	0.29	0.020	0.27	0.31
Margaroleico:				
Alimentación	Media	Error Estándar Interno	Intervalo de confianza para la media	
Bellota	0.27	0.005	0.26	0.27
Recebo	0.24	0.005	0.24	0.25
Pienso	0.28	0.021	0.26	0.30
Eicosanoico:				
Alimentación	Media	Error Estándar Interno	Intervalo de confianza para la media	
Bellota	1.31	0.023	1.28	1.34
Recebo	1.02	0.024	0.98	1.05
Pienso	0.91	0.021	0.83	1.00

Tabla IV
Ácidos grasos sin capacidad diferenciadora de los grupos de alimentación
 (linoleico, linolénico, behénico y palmitoleico) 1. Bellota. 2. Recebo. 3. Pienso

Palmitoleico:				
Alimentación	Media	Error Estándar Interno	Intervalo de confianza para la media	
Bellota	2.61	0.046	2.54	2.67
Recebo	2.84	0.055	2.77	2.91
Pienso	2.74	0.083	2.56	2.92
Linoleico:				
Alimentación	Media	Error Estándar Interno	Intervalo de confianza para la media	
Bellota	8.44	0.076	8.33	8.54
Recebo	8.26	0.083	8.14	8.38
Pienso	8.18	0.167	7.90	8.47
Linolénico:				
Alimentación	Media	Error Estándar Interno	Intervalo de confianza para la media	
Bellota	0.64	0.015	0.62	0.67
Recebo	0.66	0.026	0.63	0.69
Pienso	0.61	0.040	0.54	0.68
Behénico:				
Alimentación	Media	Error Estándar Interno	Intervalo de confianza para la media	
Bellota	0.42	0.012	0.41	0.44
Recebo	0.39	0.010	0.37	0.41
Pienso	0.39	0.014	0.35	0.43

4. DESCRIPCIÓN DEL MÉTODO INFORMÁTICO

El programa mediante el cual se clasifican las muestras con las cuales se entrena la red, se basa en la informática clásica, utilizando un lenguaje de programación (Visual Basic para Windows) que facilita al usuario, no necesariamente acostumbrado al manejo de ordenadores, un entorno agradable y de fácil manejo (Nelson, 1993) con el que poder evaluar la calidad de unas muestras de grasa de cerdo ibérico sin dificultad. Además Visual Basic permite fácilmente incorporar llamadas a funciones escritas en otro lenguaje donde sean requeridas.

Este programa utiliza los siguientes criterios de decisión para, en función de la composición de ácidos grasos de las muestras analizadas, decidir el tipo de alimentación.

Criterio 1. Restrictivo

Utiliza estrictamente los parámetros descritos en la Tabla I para la clasificación.

Criterio 2. Excluyente

Este criterio sólo se utilizará en el caso de que la muestra tenga una composición en la que algunos ácidos decanten la clasificación hacia un grupo y otros hacia otro.

Este segundo criterio se basa en los ácidos grasos que distinguen individualmente los tres tipos de alimentación (oleico, esteárico y palmítico) y en el eicosanoico, a todos ellos se les da unos intervalos más amplios mediante diagramas Box-Whisker (esta herramienta de análisis exploratorio de datos va a permitir estudiar la simetría de los datos, detectar valores atípicos, vislumbrar un ajuste de los datos a una distribución de frecuencias determinada y determinar los intervalos de valores más frecuentes para los componentes analizados). En la figura 3 podemos ver un ejemplo (Coronado, 1994).

Estos parámetros excluyentes son los indicados en la Tabla V.

Con este programa se clasifican de forma objetiva las muestras, por lo que ya se puede proceder a entrenar a la red neuronal artificial. Este proceso de entrenamiento sólo es necesario realizarlo esta primera

Figura 3

Ejemplo de diagrama Box-Whisker referido a la concentración de ácido oleico

vez; puesto que, una vez entrenado, ya tendrá capacidad suficiente como para clasificar sin ayuda adicional alguna. Además, es en esta fase donde se hará necesaria la supervisión de un experto humano que clasifique las muestras conflictivas.

Una vez desarrollado este programa se ha procedido al desarrollo de la red neuronal que a continuación describimos:

En la figura 4 puede verse una red sencilla en la que no existen las habituales realimentaciones de las redes biológicas. A pesar de su simplicidad, con el debido entrenamiento, podemos llegar a obtener los valores óptimos de los pesos de cada neurona, de forma que la respuesta de la red frente a un vector de entrada (que en nuestro caso será un vector creado a

Tabla V
Parámetros excluyentes

Ácidos grasos	Bellota	Recebo	Pienso
Palmítico	menor 21	21-23	mayor 23
Estearico	menor 8.5	8.5-10	mayor 10
Oleico	mayor 55	52.5-55	menor 52.5
*Eicosanoico	mayor 1	0.8-1.0	menor 0.8

* Se incluye el ácido graso eicosanoico dentro de estos parámetros porque diferencia muy bien la alimentación con bellota del conjunto recebo y pienso, solapándose los resultados muy poco en estos dos últimos casos.

Figura 4

Funciones umbral más utilizadas

partir de la composición de ácidos grasos de cada muestra), nos diga qué tipo de alimentación ha recibido. La verdadera capacidad de decisión de las neuronas se manifiesta al conectarlas en red. Este programa de entrenamiento constituye el aprendizaje de la red, durante el cual a la red se le muestra un conjunto de muestras junto con su correcta clasificación, de forma que éstas enfatizan en cada caso aquellos parámetros de entrada que generan la clasificación correcta y desenfaticen las otras posibilidades.

De este modo, mediante un conjunto de muestras cuya correcta clasificación es conocida (aprendizaje supervisado; es decir, es necesario la presencia de un supervisor o maestro que facilite la respuesta correcta), la red aprende a clasificarlas. Lo sorprendente es que, frente a nuevas entradas, los mecanismos de decisión aprendidos presentan un comportamiento excelente, es decir, la red ha aprendido a generalizar a partir de unas muestras.

El proceso de aprendizaje puede ser lento y costoso, pero una vez la red está entrenada, su evaluación (emulada por software) es muy rápida. El proceso de aprendizaje de la red fue programado en C, para aprovechar su velocidad.

En la figura 5 se muestran ejemplos de funciones umbral siendo la sigmoide logarítmica muy similar a la respuesta biológica y especialmente utilizada por sus propiedades matemáticas (derivabilidad). Es por esto por lo que utilizamos esta función como la umbral para nuestra red.

La topología de la red es del tipo de retropropagación pero basándose en un algoritmo distinto al de ésta, el algoritmo utilizado es el del método del gradiente conjugado, basado en la minimización de una función de error, dependiente de los pesos de la red, que expresa la diferencia entre las respuestas que da la red y las correctas suministradas por el maestro, siguiendo la dirección del gradiente negativo de la fun-

ción de error. Variantes sobre este método buscan acelerar su convergencia (tasa de aprendizaje adaptativa, método del momento conjugado) y hacerla más robusta frente al problema de los mínimos relativos de la función error, que evitan que la red siga aprendiendo (método del momento).

La red utilizada toma como vector de entrada uno construido a partir de la composición de ácidos grasos de la muestra. La salida de cada neurona es mayor cuando la red estima que los datos de entrada corresponden a una muestra de cada clase. Así, la respuesta ideal ante una muestra de bellota sería por ejemplo (1,0,0), de recebo (0,0,1) y de pienso (0,0,1). Estos son los vectores que el supervisor muestra como correctos ante muestras conocidas de cada una de estas clases situadas a la entrada.

Para el entrenamiento se parte de una Base de Datos fiable. Esta puede constituirse utilizando el método 1 visto con anterioridad y bajo la supervisión de un experto humano en las muestras conflictivas. Se han utilizado 215 muestras. Un 80% de éstas se han utilizado para el entrenamiento que han sido bien clasificadas, el 20% restantes se han utilizado como comprobación de estas últimas, el error final ha sido del 90,6%.

La red está formada por tres capas, la primera con once neuronas, la segunda con ocho y la tercera con tres. El error durante el aprendizaje es nulo puesto que se han clasificado todas las muestras introducidas.

El proceso de aprendizaje se da por concluido cuando la diferencia entre las muestras correctas y las que emite la red son suficientemente pequeñas. A partir de ese momento, la red ha establecido un modelo en función de los factores del vector de entrada que influyen en la decisión de que una muestra es de una clase o de otra. La red obtiene respuestas, entre entradas completamente nuevas, que mejoran las del método 1.

Figura 5
Red Neuronal con una capa oculta

5. CONCLUSIONES

A la vista de los resultados obtenidos mediante el presente trabajo se observan una serie de ácidos grasos que diferencian las canales del cerdo ibérico según los tres tipos de cebo considerados (*bellota, recebo y pienso*).

Esta diferenciación permite la utilización de una herramienta de clasificación automática de las muestras de cerdo ibérico que puede ser instalada directamente a la salida del cromatógrafo, reduciendo el dictamen de los expertos humanos únicamente a las muestras más conflictivas (que el propio sistema indicará a la salida). Así, se reduce a un mínimo la subjetividad de la clasificación de las piezas. El método de las R.N.A. supera en flexibilidad al método basado en intervalos rigidamente demarcados, aun cuando en la fase de aprendizaje puede ser utilizado como supervisor.

De esta forma, para la clasificación de canales según el régimen de alimentación del animal proponemos un método físico-químico (cromatografía líquida-gas) unido al sistema informático descrito en el presente trabajo. Esta clasificación de la canal del cerdo ibérico resulta totalmente objetiva y elimina las posibles interpretaciones subjetivas que pueden llevar a clasificaciones erróneas y a conflictos y discusiones entre los distintos estamentos que participan en el proceso productivo de los curados del cerdo ibérico.

La metodología propuesta en el presente trabajo supone también beneficio para el desarrollo y promoción comercial de estos productos básicos de las dehesas del Sudoeste de la Península Ibérica ya que permiten la puesta en el mercado de todos los derivados del cerdo ibérico, especialmente sus piezas nobles, correctamente tipificados en función del tipo de alimentación.

Esto supone, por tanto, una garantía al consumidor, de que el precio que paga por estos productos está directamente relacionado con la calidad que espera encontrar, evitándose así la picaresca comercial que pueda existir en algunos casos.

En fases sucesivas se introducirá en este mismo sistema como elementos o factores para determinación y clasificación de calidades, la pureza en raza y el manejo al que son sometidos estos animales, lo que reforzará la clasificación obtenida por el método descrito, ayudando a la interpretación de las muestras más conflictivas.

BIBLIOGRAFÍA

- Antequera, T., García, C., López, C., Ventanas, J., Asensio, M., Córdoba J. (1994). —«Evolución de los diferentes parámetros físico-químicos durante la maduración del jamón ibérico de cerdos ibéricos (100%) e Ibericon*Duroc (50%)». — Revista Española de Ciencia y Tecnología de Alimentos **34** (2), 178-190.
- Antequera, T., Ruiz, J., Martín, L., Ventanas, J., García, C., Córdoba, J., Bermúdez, M. (1993). —«Liberación de Ácidos Grasos durante la maduración del jamón ibérico». — Revista Española de Ciencia y Tecnología de Alimentos **33** (2), 813-815.
- Antequera, T., Ventanas, J., García, C., Córdoba, J., López-Bote, C., Asensio, M. (1992). —«Lipid Oxidative changes in the processing of Iberian pig hams». — Food Chem. **45**, 105-110.
- Arnau, J., Hugas, M., Monfort, J. (1988). —«Jamón Curado Aspectos Técnicos». — IRTA, AICE, ASOCARNE, FECIC.
- Batruni, R. (1991). —«A Multilayer Neural Networks with Piecewise-Linear Structure and Backpropagation Learning». — IEEE Transaction on Neural Networks **2** (3), 395-403.
- Cooley, W. W. (1971). —«Multivariate Data Analysis». — John Wiley & Sons Inc., New York (Ed.).

- Coronado, J., Corral, A., López, P. (1994). –«Estadística aplicada con Statgraphics».- Ra-ma (Ed.).
- Duncan, A. J. (1974). –«Quality Control and Industrial Statistics».- Ra-Ma (Ed.).
- Freeman, J., Skapura, L. (1991). –«Neural Networks, Algorithms, Applications and Programming techniques».- Adison Wesley (Ed.).
- Huang, S. C., Huang, Y. F. (1991). –«Bounds on the number of hidden Neurons in Multilayers Perceptrons».- IEEE Transaction on Neural Networks **2** (1), 47-51.
- Hoz, L., López M., Cambero, M., Martín, P., Gallardo, E. Ordóñez, J. A. (1993). –«Fatty acid of iberian pig liver as affected by diet».- Lebensmittelhygiene **44** (4), 102-103.
- Ksnarendra, K. (1991). –«Grandient Methods for the Optimization of Dynamical Systems Containing Neural Networks».- IEEE Transaction on Neural Networks **2**, 252-262.
- Lippmann, R. (1987). –«An Introduction to Computing with Neural Nets».- IEEE, ASSP Magazine, 4-52.
- Mehrotra, K. (1991). –«Bounds on the number of samples needed for Neural Networks».- IEEE Transaction on Neural Networks **2** (6) 548-558.
- Nelson, R. (1993). –«Visual Basic para Windows».- Anaya Multimedia (Ed.).
- Polycarpon, M., Ioannou, P. (1992). –«Learning and Convergence Analysis of Neural Type Structured Networks».- IEEE Transaction on Neural Networks **3** (1), 39-50.
- Visual Basic.- Manual de Referencia.
- Statgraphics.- Manual Referencia.

Recibido: Julio 1995

Aceptado: Noviembre 1995