



Cuadernos de Economía y Dirección de la  
Empresa

ISSN: 1138-5758

[cede@unizar.es](mailto:cede@unizar.es)

Asociación Científica de Economía y Dirección  
de Empresas  
España

Gómez Suárez, Mónica

Espacio ocupado en el lineal por las marcas de distribuidor: estimación mediante redes neuronales vs  
regresión múltiple

Cuadernos de Economía y Dirección de la Empresa, núm. 41, diciembre, 2009, pp. 37-66

Asociación Científica de Economía y Dirección de Empresas  
Madrid, España

Disponible en: <http://www.redalyc.org/articulo.oa?id=80712979002>

- Cómo citar el artículo
- Número completo
- Más información del artículo
- Página de la revista en [redalyc.org](http://redalyc.org)

[redalyc.org](http://redalyc.org)

Sistema de Información Científica

Red de Revistas Científicas de América Latina, el Caribe, España y Portugal

Proyecto académico sin fines de lucro, desarrollado bajo la iniciativa de acceso abierto

# Espacio ocupado en el lineal por las marcas de distribuidor: estimación mediante redes neuronales vs regresión múltiple \*

## Store Brands shelf space: Neural Networks vs Multiple Regression Estimations

Mónica Gómez Suárez \*\*

*Sumario: 1. Introducción. 2. Marco teórico y propuesta de un modelo conceptual. Factores influyentes en el espacio ocupado por las marcas de distribuidor por las MD. 3. Metodología. 3.1. Fuentes de obtención de información. 3.2. Técnicas de análisis de la información: las redes neuronales como alternativa a las técnicas multivariantes. 4. Resultados. 4.1. Resultados de la aplicación de regresión múltiple. 4.2. Resultados de la aplicación de redes neuronales. 5. Conclusiones. 5.1. Implicaciones teóricas y prácticas. 5.2. Limitaciones y futuras líneas de investigación. Referencias bibliográficas*

**Recepción del original:** 13/02/2008

**Aceptación del original:** 06/05/2009

**RESUMEN:** El objetivo principal de este trabajo es analizar la influencia de determinados factores en el espacio ocupado por las marcas de distribuidor en el lineal. Para ello, se propone un modelo conceptual basado en el análisis de la literatura, identificándose las dimensiones subyacentes que podrían influir en esta variable. Los datos se obtienen a partir de

\* La autora agradece a Ediciones Pirámide la concesión del II Premio Dyane de Investigación de Mercados, que se hizo pública en el Congreso de Profesores Universitarios de Marketing celebrado en Vigo en Septiembre de 2007. Gracias a Emilia Martínez, por las correcciones realizadas a la primera versión del trabajo y a Natalia Rubio, por la cesión de los datos sobre cinco de las variables del modelo, así como a los revisores anónimos que, con sus exhaustivos y acertados comentarios, han ayudado a mejorar de forma considerable el artículo. Un especial y afectuoso agradecimiento merece Miguel Santasmases. Gracias, maestro, por tus sabios consejos y por desarrollar una herramienta como Dyane, que tanto me ha ayudado en mi tarea docente e investigadora.

\*\* Dpto. Financiación e Investigación Comercial. Facultad de CC.Económicas y Empresariales. Universidad Autónoma de Madrid. Cra. Colmenar Viejo km.15. 28049. Cantoblanco. Madrid. Tfno. 914974348. Fax. 914973066. E-mail: monica.gomez@uam.es

la observación de 29 categorías de producto en 55 establecimientos. Posteriormente, se realiza un análisis empírico mediante dos técnicas: una clásica, la regresión múltiple, y otra emergente, las redes neuronales artificiales. La aplicación de este último método mejora la bondad del ajuste obtenida mediante regresión múltiple, presentando asimismo ventajas adicionales a la regresión, ya que se incumplen tres supuestos básicos necesarios para aplicar esta técnica. Los resultados alcanzados permiten realizar una mejor interpretación del comportamiento de los minoristas respecto a sus marcas propias y pueden ayudar a los productores a formular estrategias o acciones para sus marcas de fabricante.

**Palabras clave:** Marca de distribuidor, marca de fabricante, redes neuronales, regresión múltiple

**Clasificación JEL:** M3. Marketing y publicidad.

**ABSTRACT:** This paper analyses the influence of some variables in the shelf space occupied by store brands. We propose and test a theoretical model of store brand shelf space. Data were collected for 29 product categories in 55 retail stores. A two-phase procedure was adopted: (1) multiple regression analyses; (2) neural network simulation (ANN). The application of this last method improves the goodness of fit obtained through the regression method. Furthermore, it presents additional advantages since ANN does not need to fulfil the main assumptions needed in regression analyses. The findings corroborate our proposed model, in that all hypothesized relationships and directions are supported. On this basis, we draw theoretical as well as useful managerial implications for both retailers and manufacturers.

**Keywords:** *store brands, private labels, national brands, neural networks, multiple regression*

**JEL classification:** M3. Marketing and advertising.

## 1. Introducción

A los objetivos iniciales que tenían los minoristas al comercializar sus propias marcas (rentabilidad y ventas), se suman ahora otros nuevos, como conseguir imagen de marca y fidelización de la clientela. De hecho, el esfuerzo que están realizando las cadenas de distribución con sus marcas propias se ve correspondido por una creciente aceptación de las mismas por parte de los consumidores. Las marcas de distribuidor (de ahora en adelante MD) se perfilan así como una importante herramienta de marketing, posicionándose como alternativa de igual calidad que la marca líder pero de menor precio (Gómez y Rubio, 2005).

Varios factores han contribuido de forma positiva a la implantación de las MD en el mercado. En concreto, se pueden destacar: la concentración de la distribución, que genera un mayor poder de negociación de los minoristas (Hoch and Banerji, 1993; Hoch, 1996; Fernández y cols., 2001; Ailawadi y Keller, 2004; Cruz y cols., 2007), la presencia de la MD en la gran mayoría de las categorías comercializadas en el establecimiento, que propicia la consecución de economías de alcance (Hoch, 1996), la dotación de un mejor y mayor espacio en el lineal (Cruz y cols., 1999; Agustín e Iniesta, 2001; Fernández y Gómez, 2005), la reducción del diferencial de calidad de las MD respecto a las marcas de fabricante (Dunne y Narasimhan, 1999; Medina y cols., 2002), su precio favorable (Laaksonen y Reynolds, 1994; Stern y cols., 1999) y la reducción del número de marcas presentes en los lineales (Simmons y Meredith, 1983; Fernández y Gómez, 2005).

El crecimiento de la cuota de mercado de las marcas de distribuidor en España ha sido notable si se comparan las cifras existentes a principios de los noventa con las actuales. En efecto, en 1990 la cuota de mercado de las MD era compa-

rativamente baja en nuestro país, tan sólo del 8% frente al 30% de países como Gran Bretaña o Alemania (McKinsey, 2003)<sup>1</sup>. No obstante, durante los últimos diez años y en paralelo al proceso de concentración de las cadenas de distribución en España, las ventas de MD comienzan a aumentar. Según datos elaborados por Nielsen para la Asociación de Fabricantes de Marca de Distribuidor (PMLA) en 2009, la cuota de mercado de estas marcas en España es del 34%, ocupando la quinta posición a nivel mundial en cuanto a penetración de la MD.

El objeto final de esta investigación es doble: 1) identificar los factores más influyentes en la explicación de una variable que no ha recibido demasiada atención en la literatura académica sobre MD: el espacio en el lineal y 2) comparar dos metodologías de análisis de datos distintas, con el fin de determinar que técnica es más adecuada a la hora de explicar el espacio en el lineal.

Para ello, nuestros objetivos serán: 1) proponer un modelo conceptual que permita determinar qué dimensiones o constructos explican el espacio ocupado en los lineales por las MD, 2) identificar las variables que componen cada una de las dimensiones, 3) comprobar empíricamente cuáles de estas variables son más significativas a la hora de explicar la variable dependiente (espacio) y 4) aplicar dos técnicas multivariantes: una clásica (el análisis de regresión múltiple) y otra emergente (las redes neuronales), con el fin de verificar si las redes permiten superar algunos de los problemas inherentes al modelo de regresión de forma que se pueda mejorar la bondad de ajuste del modelo obtenido con la regresión tradicional.

Por consiguiente, la estructura de este trabajo es la siguiente: en primer lugar, llevamos a cabo un análisis del marco teórico que permitirá proponer nuestro modelo; posteriormente, presentamos la metodología de la investigación (fuentes de obtención de información y técnicas de análisis de datos); dedicamos el cuarto apartado a la presentación y discusión de los resultados obtenidos. Por último, exponemos las conclusiones, limitaciones y futuras líneas de investigación.

## 2. MARCO TEÓRICO Y PROPUESTA DE UN MODELO CONCEPTUAL.

### FACTORES INFLUYENTES EN EL ESPACIO EN EL LINEAL OCUPADO POR LAS MD

En los últimos años, las MD se han convertido en una de las áreas que mayor interés despiertan entre los investigadores académicos. Son tres las perspectivas que se han venido manteniendo en el estudio y desarrollo de las investigaciones sobre este fenómeno (Méndez y cols., 2000; Gómez y García, 2008):

- Analizar la dinámica de crecimiento en relación con las expectativas y comportamientos de los consumidores. En este caso, se ha tratado básicamente de analizar la propensión a comprar MD, la lealtad hacia la MD, los factores que explican la existencia de un segmento de consumidores de estas marcas, etc.

<sup>1</sup> Citado en Puellas y Puellas (2003).

- Determinar los efectos que la MD produce en las marcas de fabricante (de ahora en adelante MF) y las estrategias o acciones seguidas por éstos para defender su posición en el mercado, como por ejemplo el efecto de las promociones, de la inversión en publicidad o la innovación.
- Estudiar las distintas estrategias desarrolladas por los distribuidores mediante sus propias marcas, especialmente diferenciación de la tienda, creación de lealtad al establecimiento e incremento del poder en el canal de distribución.

Nuestro estudio se aborda desde esta última perspectiva. Aunque se han publicado numerosos trabajos sobre el comportamiento de los distribuidores en relación a las marcas que comercializan bajo su nombre o protegidas por su enseña, la mayoría de ellos tratan de explicar fundamentalmente los resultados o la cuota de mercado de las MD. Sin embargo, la principal contribución de este trabajo es que hemos escogido una variable que, hasta ahora, no ha recibido excesiva atención en la literatura: el espacio en el lineal.

Precisamente por ello, uno de los principales problemas para definir el marco teórico es que no ha habido hasta ahora una proposición de un modelo conceptual sobre los factores que puedan tener influencia en el espacio que ocupan las MD en el lineal de los establecimientos. Antes de proponer dicho modelo, conviene aclarar que sí han llevado a cabo diversas aproximaciones teóricas de predicción del espacio en el lineal (aunque de las marcas en general y no de las MD) basadas los modelos SSAP<sup>2</sup>, que tienen como principal objetivo mejorar el rendimiento financiero del establecimiento (Buttle, 1984).

Los trabajos más conocidos que siguen este tipo de planteamiento son los de Anderson y Amato (1974), Corstjens y Doyle (1981), Zufryden (1986), Bultez y Naert (1988), Simonson y Tversky (1992), Simonson (1993), Borin y cols. (1994), Dreze y cols. (1995), Corstjens y Corstjens (1995), Urban (1998), Lim y cols. (2002) y Nierop y cols. (2003), entre otros. Todos ellos utilizan datos procedentes de experimentos (como el conocido proyecto Dominick's Finer Foods, una de las principales cadenas de distribución de Chicago). Analizan la función de demanda como variable dependiente del espacio dedicado a un producto. En algunas ocasiones, incluyen el espacio dedicado a bienes complementarios y/o sustitutivos. La estimación se realiza mediante algoritmos matemáticos basados en modelos bayesianos.

En nuestra opinión, todas estas modelizaciones tienen una seria limitación: prestan excesiva atención a la perspectiva del oferente, centrándose en los niveles de inventario y no incluyen las variables que representan la principal fuente de información para los consumidores en el lugar de compra: la que proviene de los lineales. Por tanto, para superar esta limitación, hemos revisado la literatura sobre MD en general con el fin de configurar un nuevo modelo teórico que se base en: a) los datos procedentes del display del establecimiento y b) otras variables que la investigación académica sobre esta cuestión ha identificado como

<sup>2</sup> Siglas que provienen de la denominación en inglés: Shelf Space Allocation Problem.

relevantes para explicar el comportamiento de las MD. La gran mayoría de estas variables no ha sido contemplada en los modelos SSAP que, por otro lado, tal y como hemos advertido anteriormente, siempre tratan de predecir el espacio general y no el espacio específico dedicado a las MD.

Dado que la literatura mencionada se ocupa de aspectos muy variados, hemos agrupado las variables en tres bloques sintéticos o dimensiones, los dos primeros relacionados con los actores de la oferta (estrategias defensivas de los fabricantes y estrategias de diferenciación de los minoristas) y el tercero con las características del marco en que actúan (estructura del mercado). Por otro lado, hemos añadido un cuarto determinante integrado solamente por la cuota de mercado de las MD, variable que creemos que se debe considerar a priori como influyente en el espacio que ocupan dichas marcas. A continuación, presentamos un análisis de cada uno de estos determinantes y su impacto en el espacio.

En primer lugar, respecto a las *estrategias de defensa de los fabricantes* ante la MD representan un tópico sobre el que hay abundante literatura (Simmons y Meredith, 1983; Hoch y Banerji, 1993; Messenger y Narasimhan, 1995; Hoch, 1996; Quelch y Hardin, 1996; Steenkamp y Dekimpe, 1997; Ashley, 1998; Lal y Narasimhan, 1996; Putsis y Coterill, 1999; Recio y Román, 1999; Coterill y cols., 2000; Verhoef y cols., 2002, entre otros). De todas las estrategias posibles, la diferenciación mediante publicidad y la innovación son las más recomendadas por los autores (Rubio, 2004; Oubiña y cols., 2006). Por tanto, se utilizan estas dos variables que componen la dimensión *estrategia competitiva de los fabricantes* y que, por su carácter defensivo, deben tener influencia negativa sobre el espacio que ocupan las MD en lineal.

Por tanto, nuestras dos proposiciones son:

**P1:** *La diferenciación mediante publicidad tiene una influencia negativa en el espacio que ocupan las MD en el lineal.*

**P2:** *La innovación por parte de los fabricantes tiene una influencia negativa en el espacio que ocupan las MD en el lineal.*

En segundo lugar, según Corstjens y Lal (2000), uno de los principales objetivos que persiguen los minoristas al comercializar marcas propias es la *diferenciación del establecimiento*. Las actuaciones para conseguir este objetivo son múltiples y variadas. De todas ellas, las que podemos considerar que pueden tener influencia en el espacio que ocupan las marcas en lineales son la gestión del surtido, a través del surtido de marcas y la profundidad del mismo (Dhar y Hoch, 1997; Hoch and Banerji, 1993), las promociones en lineal (Lal, 1990; Dhar y Hoch, 1997; Harvey, Rothe y Lucas, 1998), el diferencial de precios entre MF y MD (Stern y cols., 1999; Puellas, 1995; Puellas y cols., 1997; Medina y cols., 2002; Agustín e Iniesta, 2001), la imagen o reputación de la enseña (Smeijn y cols. 2004; Cruz y cols., 2007) y el formato del establecimiento (Fernández y Gómez, 2005).

**P3:** *La existencia de un mayor número de marcas tiene una influencia negativa en el espacio que ocupan las MD en el lineal.*

**P4:** *La existencia de un mayor número de referencias tiene una influencia negativa en el espacio que ocupan las MD en el lineal.*

**P5:** *La existencia de un mayor número de promociones en el lineal tiene una influencia negativa en el espacio que ocupan las MD en el lineal.*

**P5:** *Cuanto mayor sea el diferencial de precios entre MF y MD mayor es el espacio que ocupan las MD en el lineal.*

**P6:** *Una mayor reputación de la enseña tiene una influencia negativa en el espacio que ocupan las MD en el lineal.*

**P7:** *El formato tiene una influencia en el espacio que ocupan las MD en el lineal, de forma que en los hipermercados hay un mayor espacio relativo dedicado a las MD.*

En tercer lugar, la *estructura de mercado* tiene influencia sobre el comportamiento de las MD (Rubio, 2004). Las variables que determinan dicha estructura son: el grado de rivalidad de los distribuidores, el grado de concentración de los fabricantes y el grado de rivalidad entre las MF líderes.

La intensidad con la que compiten estos establecimientos es susceptible de afectar positivamente al espacio que ocupan las MD. Aunque es de esperar que cuanto mayor sea el número de competidores minoristas y la homogeneidad de sus cuotas de mercado, más intensa sea la competencia y por tanto, más baja la participación de una marca de distribuidor concreta (Dhar y Hoch, 1997), la fuerte competencia minorista afecta positivamente al desarrollo de programas de incentivación de estas marcas entre los que se encuentran la ocupación de un mayor espacio (Corstjens y Lal, 2000).

Con relación a la concentración de las MF, los trabajos realizados en el ámbito de la marca de distribuidor aportan evidencia de que la concentración de fabricantes concede a estos agentes un poder superior de negociación en el canal y le permite disfrutar de economías de escala y alcance (Putsis, 1997; Dhar y Hoch, 1997; Cotterill, Putsis y Dhar, 2000). Así, cuanto mayor es el poder de mercado de los productores y menor es el espacio que pueden dedicar los distribuidores a sus propias marcas.

En cuanto a la rivalidad competitiva de las marcas de fabricante, trabajos como el de Simmons y Meredith (1983) y McMaster (1987), advierten que en mercados en los que no existe una marca líder fuerte son varias las MF que, al rivalizar por ocupar la primera posición, impiden la expansión de las MD. En estos mercados existe una intensa competencia en precios entre las marcas de fabricante que afecta negativamente al desarrollo de las MD.

Por tanto, se formulan las siguientes proposiciones:

**P8:** *Un mayor grado de rivalidad de los distribuidores tiene una influencia positiva en el espacio que ocupan las MD en el lineal.*

**P9:** *Un mayor grado de concentración de los fabricantes tiene una influencia negativa en el espacio que ocupan las MD en el lineal.*

**P10:** *Un mayor grado de rivalidad entre las MF líderes tiene una influencia negativa en el espacio que ocupan las MD en el lineal.*

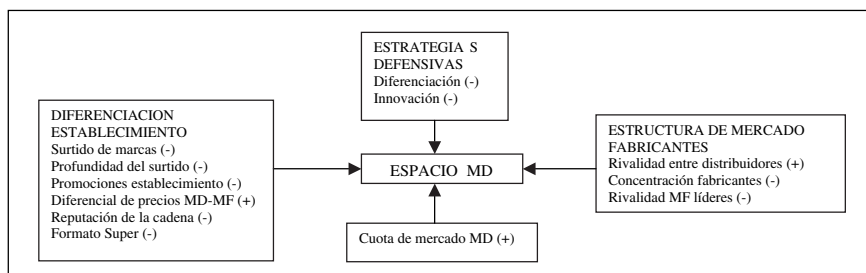
Por último, la cuota de mercado de las MD representa otro de los factores determinantes del espacio que ocupan en lineal (Fernández y Gómez, 2005; Gómez, 2005) Respecto a la utilización de esta variable en la construcción de este

primer marco conceptual, formulamos la proposición más sencilla, es decir, consideramos que la cuota influye directamente sobre el espacio.

**P11:** *Una mayor cuota de mercado de las MD tiene una influencia positiva en el espacio que ocupan las MD en el lineal.*

En la figura 1 se presenta el modelo teórico resultante a partir de este análisis de literatura. Los signos que se muestran entre paréntesis establecen si el impacto de las variables independientes es positivo o negativo.

FIGURA 1.—Modelo conceptual sobre espacio ocupado por la marca de distribuidor



### 3. Metodología

#### 3.1. FUENTES DE OBTENCIÓN DE INFORMACIÓN

La recogida de datos, relativos a un total de 29 categorías de producto, se ha realizado sobre el censo completo de hipermercados (23 establecimientos) de la Comunidad Autónoma de Madrid pertenecientes a cuatro enseñas (Alcampo, Carrefour, Eroski e Hipercor) y una selección de supermercados (21 establecimientos) pertenecientes a siete enseñas (Caprabo, Champion, Sabeco, Mercadona, El Corte Inglés, Consum y Supersol). La selección de las categorías se llevó a cabo a partir de los datos ofrecidos por Nielsen, eligiendo aquellos productos que tenían un nivel adecuado de participación en el mercado y de presencia de MD.

Realizamos el trabajo de campo principal durante el mes de noviembre de 2004, período de tiempo necesario para recoger datos sobre todas las marcas presentes en los lineales de una muestra tan amplia. El censo de establecimientos y los productos seleccionados se presentan en los cuadros 1 y 2 del Anexo I. La muestra se compuso inicialmente de 1276 casos (44 tiendas por 29 categorías). Posteriormente, depuramos los datos con el objeto de eliminar los casos extremos —*outliers*— de acuerdo con la propuesta de Hair y cols. (1999). Así, estandarizamos las variables y eliminamos aquellos registros que presentaban un valor superior a cuatro en valor absoluto. A continuación, suprimimos también los registros que presentaban algún valor perdido en las posibles variables inde-



pendientes o en la dependiente. De esta forma, la base de datos quedó finalmente con un tamaño de 808 registros.

En cuanto a las variables, tomamos datos en los lineales de las siguientes medidas: número de MF, número de MD, precios, número de variedades del producto, promociones y espacio ocupado por la marca de distribuidor y la marca de fabricante. El espacio se obtuvo contando el número de caras (*facing*). Posteriormente, calculamos el porcentaje ocupado por MD respecto al número total de marcas en las estanterías. Los datos relativos al resto de variables consideradas, en concreto, cuota de mercado, rivalidad entre distribuidores, reputación de la enseña, rivalidad entre las MF, concentración de fabricantes, innovación y diferenciación mediante publicidad, proceden de fuentes secundarias.

Las variables que utilizamos finalmente en este trabajo aparecen descritas en la tabla 1.

TABLA 1.—Variables de input y output

VARIABLES	FUENTE	DESCRIPCIÓN Y FORMACIÓN
Cuota de mercado	Alimarket IRI	Variable proxy de la cuota de mercado, consistente en multiplicar la cuota de mercado en valor de la MD en la categoría por la cuota de mercado de la MD en el establecimiento.
Diferencial de precio	Observación	Diferencial de precios entre MF y MD. Se obtiene al dividir el diferencial de precios entre el precio de MF y se expresa en porcentaje.
Promociones en establecimiento	Observación	Número de promociones de MF en el lineal para los productos de la categoría
Surtido de marcas	Observación	Número total de MF
Profundidad de surtido	Observación	Número total de variedades en la categoría. La variedad está representada por distintos formatos, envases, composiciones, etc. El tamaño no forma parte de las variedades.
Reputación de la enseña	Bd productos gran consumo OCU	Variable dummy. 0 = enseñas con menor reputación y servicio; 1= enseñas con mayor reputación y nivel de servicio
Formato del establecimiento	Observación	Variable dummy. 0 = hipermercado; 1 = supermercado
Rivalidad distribuidores (*)	Datos Panel Nielsen	Dispersión de la cuota de mercado en volumen por establecimientos que venden MD (indicador inverso de rivalidad competitiva)
Concentración de fabricantes (*)	Datos Panel Nielsen	Cuota de mercado en volumen agregada para los tres principales fabricantes
Rivalidad entre fabricantes de marcas líderes (*)	Datos Panel Nielsen	Dispersión de la cuota de mercado en volumen de las tres marcas líderes en la categoría (indicador inverso de rivalidad)

VARIABLES	FUENTE	DESCRIPCIÓN Y FORMACIÓN
Innovación (*)	Datos Panel IRI	Número medio de nuevas referencias en el establecimiento. Se ha aproximado mediante una variable output: surtido medio semanal de los establecimientos (RFHIP0), es decir, el número medio de referencias distintas que se comercializan semanalmente.
Diferenciación MF (Publicidad) (*)	Revista Campaña Estudio Infoadex de Agencias y Centrales	Gasto en publicidad para todas las MF en la categoría, en relación al gasto publicitario total de todas las MF en el mercado de gran consumo. Se ha obtenido a través de la inversión publicitaria de las marcas líderes en las categorías que conforman la muestra <sup>a</sup> .
ESPACIO	Observación	Espacio ocupado por la MD en porcentaje, que se consigue al dividir el número de caras (facing) que ocupa la MD entre el número de caras de todas las marcas en lineal en la categoría.

(\*): Variable basada en la formulación de Rubio (2004).

<sup>a</sup> La variable utilizada adopta la siguiente expresión:

$$PUBLRL = \left[ \left( PBLID95 / \sum_{i=1}^{50} PBLID95 \right) + \left( PBLID99 / \sum_{i=1}^{50} PBLID99 \right) \right] / 2$$

Siendo:

PBLID95: inversión publicitaria de la marca líder de la categoría en el año 95.

PBLID99: inversión publicitaria de la marca líder de la categoría en el año 99.

Se utiliza además su expresión logarítmica.

### 3.2. TÉCNICAS DE ANÁLISIS DE LA INFORMACIÓN: LAS REDES NEURONALES COMO ALTERNATIVA A LAS TÉCNICAS MULTIVARIANTES

Desde el punto de vista metodológico, el proceso de análisis llevado a cabo en este trabajo consiste en comprobar si el grado de bondad de ajuste a partir de la estimación mediante una técnica ampliamente utilizada en la investigación académica, la regresión múltiple, puede ser mejorado por otra, bastante menos utilizada hasta ahora en esta área de conocimiento y, por tanto, con potencialidades y límites menos definidos, las redes neuronales.

En general, el principal problema que presentan los métodos multivariantes de dependencia paramétricos tradicionales es que se deben cumplir unos requisitos básicos para que la técnica se pueda aplicar. En el caso de la regresión múltiple, y teniendo en cuenta que utilizamos datos de corte transversal, debe haber linealidad, normalidad, homocedasticidad y ausencia de multicolinealidad. Si la estimación realizada con esta técnica incumple alguno de los supuestos básicos, no aseguramos la validez de los resultados obtenidos y, por tanto, hay que buscar otras alternativas. Algunas veces, simplemente se hacen transformaciones en las variables. En otras ocasiones, sin embargo, es necesario utilizar otros métodos de estimación.

Por ello, y previo a la estimación mediante regresión, el interés se centra en comprobar la multicolinealidad. Para corregir este problema, acudimos a un procedimiento muy sencillo que además nos ayuda a agrupar las variables en las dimensiones que planteamos en el modelo conceptual: utilizar la solución basada en la estimación de un análisis de componentes principales con rotación varimax. Así, se resumen las variables en una serie de factores ortogonales que pueden servir no sólo para evitar la correlación sino también para apoyar el modelo conceptual. Con el apoyo de esta técnica previa es posible conseguir factores ortogonales (sin correlación entre ellos). Posteriormente, realizaremos diagnósticos adicionales de multicolinealidad y comprobaremos los otros tres supuestos básicos del modelo de regresión.

Por su parte, las redes neuronales se configuran como un potente instrumento para la modelización de fenómenos complejos en los que aparecen relaciones no lineales entre las variables. Estos modelos han tenido una amplia aplicación dentro de distintas áreas de gestión, principalmente el de finanzas (Cortiñas y cols., 2006). Hoy en día, se utilizan prácticamente en todas las disciplinas. En concreto, en el ámbito de marketing ya están empezando a utilizarse como herramienta en investigación de mercados (Luque, 2003), aunque en nuestra opinión todavía representan una técnica emergente puesto que las aplicaciones están orientadas a exploración de datos (siendo complemento de la minería de datos o *data mining*).

La naturaleza flexible de las especificaciones del sistema hace que sean adaptables a un amplio rango de problemas, que van desde la predicción a la clasificación o incluso al análisis de las series temporales. Con esta técnica se pueden abordar muchos de los problemas que tratan diversos métodos multivariantes como la regresión múltiple, el análisis discriminante o el análisis cluster. En la mayoría de los casos, las redes neuronales producen resultados comparables y, por tanto, depende del investigador el seleccionar entre los métodos de acuerdo a los objetivos de investigación. Asimismo, las redes neuronales tienen una base estadística subyacente. Por ejemplo, el impacto de las distribuciones de *inputs* (no normales) sobre la estimación de las ponderaciones. La principal diferencia respecto de las técnicas multivariantes es la ausencia de contrastes de inferencia estadística para las ponderaciones del ajuste global del modelo. Sin embargo, no se debe pensar que las redes neuronales son menos rigurosas que las técnicas estadísticas multivariantes tradicionales. Más bien se las debe entender como una variación del enfoque (Hair y cols., 1999).

Además, en el área académica, varias publicaciones han mostrado la superior capacidad de predicción o clasificación de las redes frente a métodos más tradicionales como modelos ARIMA (Fuente y cols., 1996; Fuente y cols., 1998; Levinsohn, 1998), modelos censurados (Villagarcía y Muñoz, 1997), modelos de regresión (White, 1989; Weiss y Kulikowski, 1991; Groot y Wurtz, 1991; Serrano y Martín, 1993; Hruschka, 1993; Mann, 1997), análisis cluster (Hruschka y Natter, 1999; Mangiameli y cols., 1996), análisis discriminante (Huang y Lippman, 1987; Subramian y cols., 1993; Tam y Kiang, 1993; Yoon y cols., 1993; Dasgupta y cols., 1994) o regresión logística (Dasgupta y cols. 1994; Zahavi y Levin, 1997; Cortiñas y cols., 2005, 2006). En concreto, según Kritcha y Wagner (1999), los modelos basados en redes neuronales han obtenido mejores resulta-

dos que las técnicas tradicionales en el área de clasificación, más o menos los mismos resultados en el área de predicción y han sido menos eficientes en el área de optimización. Siguiendo a Cortiñas y cols. (2006), los resultados de los estudios anteriormente realizados muestran que las redes pueden ser especialmente útiles cuando los supuestos de los modelos lineales de regresión y logit no se cumplen, es decir, la forma funcional subyacente es no lineal, existen problemas de multicolinealidad o de heterocedasticidad.

Una vez estimados los modelos multivariantes, utilizamos la red que propone el programa DYANE versión 3, desarrollado por el profesor Santesmases (2006), que es un perceptrón multicapa (en concreto tiene tres capas: input, intermedia y output) con alimentación hacia delante. El detalle sobre esta red se puede encontrar en el Anexo II.

Hemos empleado la tasa de aprendizaje y el momento que tiene el programa por defecto, es decir, 1 a 0.7 y 0 a 0.3, respectivamente. Santesmases (2005) recomienda que el número de unidades intermedias sea la semisuma de variables input y output. Por tanto, al existir doce variables input y una variable output, el número de unidades intermedias más adecuado es seis. No obstante, cuanto mayor sea el número de unidades intermedias, más probabilidades hay de que la red «sobre-estime» los datos. Por ello, habrá que comprobar el impacto que se produce en los resultados cuando se utilicen cinco unidades intermedias.

## 4. Resultados

### 4.1. RESULTADOS DE LA APLICACIÓN DE REGRESIÓN MÚLTIPLE

El primer paso antes de aplicar regresión múltiple, consiste en observar la correlación lineal entre las variables independientes. En la tabla 2 se presentan los estadísticos de correlación, observándose multitud de correlaciones estadísticamente significativas. Por tanto, es posible que exista un problema de multicolinealidad. Siguiendo el procedimiento más sencillo que sugieren Hair y cols. (1999) tratamos de resolver este problema aplicando análisis de componentes principales y utilizando posteriormente los factores obtenidos como variables de entrada en la regresión. Este método nos permitirá además explorar los datos y agrupar las variables en factores que supondrían una primera exploración del modelo conceptual propuesto.

Una vez realizado el análisis de componentes principales con rotación varimax, comprobamos que una de las variables (rivalidad entre distribuidores) presenta una baja comunalidad, en concreto 0,4780. Al eliminar esta variable, el porcentaje de varianza explicada sube del 64,49% al 69,7%, que es una bondad de ajuste bastante aceptable. Los resultados de este segundo análisis factorial aparecen en la tabla 3.

TABLA 2.—Matriz de coeficientes de correlación simple

Variables	1	2	3	4	5	6	7	8	9
1. Profundidad de surtido	-.13 **								
2. Número de marcas	-.18 **	.36 **							
3. Número de promociones	-.16 **	.24 **	.36 **						
4. Rivalidad de distribuidores	-.07 *	.11 *	.05	.06 *					
5. Concentr. Fabricantes	-.07 *	-.10 **	-.20 **	-.05	.31 **				
6. Rivalidad MF	.10 **	-.20 **	-.20 **	-.16 **	.03	.37 **			
7. Publicidad	-.15 **	.05	-.03	.06 *	.29 **	.34 **	.08 **		
8. Innovación	-.12 **	.30 **	.09 **	.09 **	.22 **	.07 *	.01	.63 **	
9. Cuota de mercado	.14 **	-.25 **	-.08 **	-.10 **	-.26 **	-.32 **	.00	-.48 **	-.55 **
10. Diferencial de precios	-.32 **	-.31 **	-.11 **	-.11 **	.06	.17 **	.03	.09 **	-.01

\*\* Significativo al 99%; \* Significativo at 95%

Debemos advertir que la utilización de estos factores para aplicarlos en modelos posteriores supone una pérdida de información que supera el 30%. Por tanto, esta «erosión» tendrá un efecto en la bondad de ajuste y la interpretación del modelo. No obstante, este inconveniente se debe sopesar con otro que consideramos de rango mayor: el cumplimiento del supuesto de multicolinealidad si se introducen las variables originales en una regresión. Siguiendo a Hair y cols. (1999), creemos que es preferible perder información a no cumplir este supuesto. De ahí que llevemos a cabo el análisis factorial previo.

Los resultados referidos a la matriz de cargas apoyan parcialmente nuestro modelo conceptual. La estructura de cargas es la adecuada puesto que el primer factor está compuesto por la concentración de fabricantes y la rivalidad entre marcas fabricantes líderes. Puede recibir la denominación «estructura de mercado». El segundo factor, «estrategias defensivas de los fabricantes», está compuesto por publicidad e innovación. El tercer factor, «diferenciación del establecimiento» se compone de surtido (número de marcas), profundidad de surtido (número de variedades), diferencial de precios y promociones en establecimiento. Por último, el cuarto factor está formado únicamente por la variable cuota de mercado.

Sin embargo, la composición de cada factor presenta un problema con los signos de algunas variables, puesto que el indicador inverso de rivalidad tiene signo positivo, cuando era de esperar que fuera negativo al relacionarse en el mismo factor con concentración. Lo mismo ocurre en el factor referido a diferenciación del establecimiento en el que la variable promociones presenta un signo positivo cuando éste tendría que ser negativo. Por tanto, aparte del problema mencionado anteriormente sobre la pérdida de información, existe cierta incongruencia en la información que se resume en los factores.

TABLA 3.—Análisis de componentes principales

	FACTOR 1 Estructura de Mercado	FACTOR 2 Estrategias Defensivas	FACTOR 3 Diferenciación Establecimiento	FACTOR 4 Cuota	COMUNALIDAD
Cuota	-0,1092	-0,1024	0,1757	0,8295*	0,7414
Núm. Marcas	-0,4419	0,0308	-0,5699*	-0,3037	0,6132
Num. Variedades	-0,1166	0,3667	-0,6667*	0,0926	0,6011
Diferencial precios	0,0495	0,1457	0,7368*	0,1297	0,5834
Concentración Fabricantes	0,7778*	0,1636	0,2102	-0,1994	0,7157
Rivalidad fabricantes	0,8893*	-0,0119	-0,0397	0,1038	0,8034
Publicidad	0,1326	0,8577*	0,1141	-0,1042	0,7772
Innovación	-0,0007	0,8968*	-0,1574	-0,0269	0,8297
Promociones	-0,2785	0,0007	0,5162*	-0,5136	0,6078
VARIANZA	1,7144	1,7339	1,6931	1,1317	
% VARIANZA	19,27%	19,05%	18,81%	12,57%	
% VAR. ACUMULADA	19,27%	38,31%	57,13%	69,70%	

Con los cuatro factores obtenidos, se procede a la aplicación de la técnica de regresión lineal múltiple. Añadimos además las variables reputación de la cadena y formato que no pudimos introducir en el análisis factorial al ser de naturaleza no métrica. En la tabla 4 se muestran los resultados de la aplicación. En primero lugar, vamos a comentar los resultados para luego centrarnos en el cumplimiento o no de los supuestos básicos.

El coeficiente  $R^2$  ajustado es del 23,5%. Los signos obtenidos para las variables son los esperados según nuestro modelo teórico y el valor de la F es significativo. Sin embargo, los coeficientes de las variables cuota de mercado (FACTOR 4) y diferenciación del establecimiento (FACTOR 3) sólo son significativos al 10%. La variable más importante a la hora de explicar el espacio en el lineal es la reputación de la cadena. Al ser ficticia (dummy), el significado de este coeficiente es que las cadenas con mayor reputación y mayor nivel de servicio dedican menos espacio en el lineal a las MD. Lo mismo ocurre con el formato, que también tiene un coeficiente negativo. En este caso, los supermercados dedican menos espacio que los hipermercados a las MD. Otra variable significativa es la estrategia defensiva de los fabricantes (FACTOR 2). Cuanto mayor sea la inversión en publicidad y la innovación, menor será el espacio en el lineal de las marcas propias de la distribución. También la estructura de mercado (FACTOR 1) es negativa y significativa.

Adicionalmente, hemos realizado diversas estimaciones para observar el cumplimiento de los supuestos básicos (normalidad, linealidad, homocedasticidad y multicolinealidad). La aplicación de las medidas gráficas o estadísticas que nos permiten observar el cumplimiento de estos supuestos muestra que sólo se cumple el supuesto de normalidad. El resto de los resultados indica que con la regresión existen varios problemas: multicolinealidad con la variable formato, heterocedasticidad y linealidad<sup>3</sup>.

En resumen, con la regresión lineal múltiple se obtiene una estimación poco aceptable debido a la baja bondad de ajuste, a la aparición de dos signos no esperados y a que los coeficientes de dos de los factores no son significativos. Además, se incumplen tres supuestos básicos. Aunque podríamos tratar de resolver estos problemas haciendo ciertas transformaciones en las variables (distribuciones inversas, raíces cuadradas, logaritmos, etc.), creemos que la aplicación de un método no paramétrico como las redes neuronales artificiales puede mejorar sustancialmente la aplicación. Por tanto, en el siguiente apartado procederemos a explicar los resultados obtenidos con esta técnica.

<sup>3</sup> Por razones de espacio, no podemos exponer los resultados de todas estas estimaciones. El lector interesado se puede poner en contacto por e-mail con la autora.

Tabla 4.—Análisis de regresión lineal múltiple

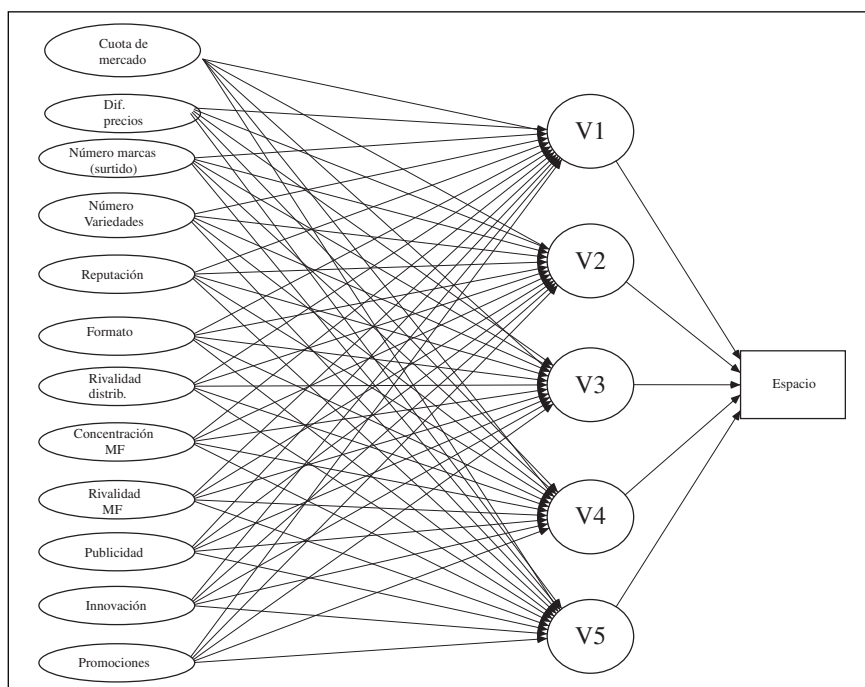
VARIABLE	MEDIA	DESV.	COEF. REGRES.	ERROR ESTAN.	T-STUDENT	COEF. CORR. PAR	SC	PROP. VAR
Espacio	0,1899	0,1978						
Reputación	0,1349	0,3416	-0,1983	0,0185	-10,7385 p=0,0000	-0,3547	2,0469	0,0648
Formato	0,4121	0,4922	-0,1478	0,0140	-10,5659 p=0,0000	-0,3498	3,5683	0,1129
Factor 2 Estrategias defensivas	0,0000	1,0000	-0,0338	0,0061	-5,5000 p=0,0000	-0,1908	0,9639	0,0305
Factor 1 Estructura mercado	0,0000	1,0000	-0,0332	0,0061	-5,4294 p=0,0000	-0,1884	0,8622	0,0273
Factor 4 Cuota	0,0000	1,0000	0,0117	0,0063	1,8422 p=0,0654	0,0650	0,0873	0,0028
Factor 3 Diferenciación. Establecim.	0,0000	1,0000	0,0106	0,0064	1,6536 p=0,0982	0,0583	0,0819	0,0026
							7,610	0,2407
ANÁLISIS DE LA VARIANZA								
FUENTE DE VARIACIÓN GRADOS LIBERTAD SUMA CUADRADOS MEDIA CUADRADOS								
Debida a la regresión:			6	7,6106	1,2684			
Residuo:			801	24,0020	0,0300			
Varianza total:			807	31,6126				
F de Snedecor con 6 y 801 grados de libertad = 42,3304 (p= 0,0000)								
Coeficiente de correlación múltiple:				0,4907				
Coeficiente de determinación (R²):				0,2407				
Coeficiente R² ajustado:				0,2351				
Coeficiente de regresión alfa:				0,2776				



#### 4.2. RESULTADOS DE LA APLICACIÓN DE REDES NEURONALES

Para realizar la estimación, dividimos la muestra en dos mitades. A continuación, ordenamos los casos de forma aleatoria. Luego, utilizamos los primeros 404 casos como conjunto de entrenamiento (sub-muestra de calibración) y los otros 404 como el conjunto de evaluación (sub-muestra de verificación). En la figura 2 mostramos la composición de la red con doce variables input, cinco nodos y un output.

FIGURA 2



En la tablas 5 y 6 se presentan los resultados esta aplicación. Hemos incluido la variable eliminada en el análisis factorial, rivalidad de distribuidores, para ver si se producen los mismos resultados. La mejor estimación se ha conseguido en la iteración 743, produciendo un error cuadrático medio mínimo del 0,00785. La bondad de ajuste se consigue restando a 1 el ratio DE errores/output, obteniéndose un valor del 62% ( $1 - 0,38 = 0,62$ ). Recordemos que el R cuadrado ajustado era del 23% en la regresión. Otra medida de bondad de ajuste es la correlación entre la variable estimada y la variable output, que es del 92%. En el caso de la regresión hemos calculado este valor, que arroja un resultado de 49%.

Uno de los principales problemas cuando se realiza una estimación mediante esta técnica es que los coeficientes de las variables input no se pueden obtener directamente. En efecto, la observación de los coeficientes de las variables input

y de las intermedias no conduce a nada, dado que el efecto no es lineal y se contrapesa por las variables intermedias.

Por esta razón, hemos adaptado el procedimiento especificado por Bejou y cols. (1996) para estimar el impacto que tiene cada una de las variables independientes sobre la variable output. Estos autores proponen que un procedimiento «boot-strapping», similar al de la regresión paso a paso (stepwise), de forma que cada uno de los determinantes potenciales del output se quite del conjunto de entrenamiento para obtener lo que estos autores denominan redes «recortadas»<sup>4</sup>. En nuestro caso, esto da lugar a doce redes de este tipo. A continuación se compara la bondad de ajuste obtenida con cada una de estas redes con obtenida mediante la red completa.

TABLA 5.—Pesos de los inputs en las funciones de activación de las neuronas intermedias

Umbral	Intermedia 1	Intermedia 2	Intermedia 3	Intermedia 4	Intermedia 5
	2,68253726	-1,12988373	0,59635618	-1,11019284	3,80088041
Cuota	1,36881459	-0,01386417	0,51129625	0,54342923	1,14514029
núm. marcas (surtido)	-2,51405079	-3,65159694	-2,13919882	-1,35803269	-2,90252899
Num. Varied. (prof.surtido)	-2,71000828	0,35840031	-1,30510400	-1,27652116	-0,93620396
Diferencial precios	3,89523173	1,28008162	-2,44129266	-1,05430402	-3,62905106
Promociones	-2,41848678	-1,14086669	-5,74465450	-0,84155343	-0,76654293
Reputación	-1,79118564	0,70955312	-14,30297141	-13,90141680	9,41784407
Formato	-2,19518472	-1,65146091	15,52273515	8,86796640	0,59580514
Rivalidad distribuidores	1,35200668	-12,07528359	1,11713793	-0,57084350	-1,55147530
Concentrac. Fabricantes	-0,40486907	1,49432646	-0,24084036	-0,38640830	2,33057397
Rivalidad Fabricantes	0,72136999	-2,96603360	-0,27520767	0,22051167	1,98712107
Publicidad	-5,34866328	-0,94064446	-0,74378810	-0,65172263	1,37256318
Innovación	0,14954574	-1,46245452	1,72004912	1,32011952	6,19789945

<sup>4</sup> En inglés original: trimmed network.

TABLA 6.—Pesos de las neuronas intermedias en la función de activación del output

Umbral	0,54201639
Intermedia 1	2,90940660
Intermedia 2	3,42903812
Intermedia 3	5,67177571
Intermedia 4	-7,57593616
Intermedia 5	-4,75580706
CONJUNTO DE EVALUACIÓN	
Media variable output	0,1899
Des.estándar var. output	0,1978
Media errores estimación	-0,0034
Des estándar errores	0,0767
Ratio D.E.errores/output	0,3879
Correlación estim/output	0,9224

Los resultados de las diferentes bondades de ajuste obtenidas se presentan en la tabla 7. En la penúltima columna de esta tabla tenemos el porcentaje de cambio en la bondad de ajuste cuando no aparece la variable en cuestión. Si este porcentaje es negativo, la red pierde capacidad de predicción en la cuantía que se indica cuando no se incluye la variable en la red. En la última columna de la tabla se pueden observar los resultados de las medias obtenidas mediante el test de rangos múltiples de Duncan. Este test aporta significación estadística adicional para confirmar los resultados obtenidos mediante la estimación de la caída en la bondad del ajuste cuando se compara la red completa con las redes recortadas.

TABLA 7.—Impacto de las variables input

	Ratio DE	Correlación output-v.depen- diente	Bondad de Ajuste (1-DE)	% Caída bondad	Duncan (Media)
Sin reputación	0,8617	0,5106	0,1383	-77,77%	51.28
Sin formato	0,6182	0,7872	0,3818	-38,63%	50.36
Sin concentración	0,5930	0,8057	0,4070	-34,58%	36.28
Sin cuota	0,5840	0,8278	0,4160	-33,13%	35.24
Sin rivalidad fabricant.	0,5456	0,8400	0,4544	-26,96%	33.46
Sin diferencia	0,5396	0,8451	0,4604	-25,99%	32.65
Sin promociones	0,5370	0,8628	0,4630	-25,57%	32.76
Sin surtido marcas (número de marcas)	0,5112	0,8694	0,4888	-21,43%	31.27

TABLA 7 (cont.).—Impacto de las variables input

	Ratio DE	Correlación output-v.depen- diente	Bondad de Ajuste (1-DE)	% Caída bondad	Duncan (Media)
Sin profundidad de surtido (número variedades)	0,4808	0,8959	0,5192	-16,54%	30.12
Sin publicidad	0,4763	0,8904	0,5237	-15,82%	27.35
Sin innovación	0,4623	0,8860	0,5377	-13,57%	28.00
<b>Red completa</b>	<b>0,3879</b>	<b>0,9224</b>	<b>0,6121</b>	—	22.64
Sin rivalidad distribuidores	0,3587	0,9466	0,6413	3,09%	17.10

La principal conclusión que podemos extraer de esta tabla es que cuando se elimina reputación la bondad de ajuste cae el 77%. Al igual que en el caso de la regresión, esta es la variable más importante para explicar el espacio en lineal, seguida de formato, concentración de fabricantes y cuota de mercado. Con un impacto intermedio están rivalidad de marcas de fabricante líderes, diferencial de precios, promociones y surtido de marcas. Las variables que tienen menos influencia en el espacio son número de variedades, publicidad, innovación y sobre todo, rivalidad de los distribuidores que se podría eliminar del modelo, ya que cuando no aparece esta variable la bondad de ajuste del modelo mejora un 3%.

Otra posible solución para determinar el impacto de cada uno de los input en el output es el sugerido por Cortiñas y cols. (2006), utilizando el cálculo de las derivadas parciales de la variable dependiente respecto a las doce variables independientes. Como demuestran estos autores, este procedimiento permite no sólo determinar la importancia general de cada una de las variables en los resultados obtenidos, sino que también analiza los efectos no lineales que se presentan en el modelo mediante la comparación de las derivadas en los distintos niveles. No obstante, en el caso que nos ocupa no podemos calcular dichas derivadas, puesto que hay que conocer los vectores de resultados para cada unidad de salida, el vector de pesos que une la capa de entrada con la unidad oculta, la función de activación de la capa oculta y el vector de activación de la capa de salida. Por tanto, una posible mejora en el programa Dyane sería precisamente programar las derivadas parciales para cada uno de estos vectores y funciones de forma que en la salida de resultados se pudiera obtener directamente la influencia de los inputs en los outputs.

Por último, un posible problema cuando se utilizan redes neuronales es que las estimaciones no permiten inferir los signos de los coeficientes de las variables independientes. Los coeficientes obtenidos representan la ponderación para obtener el valor  $X$  que se utiliza para calcular la función logística:  $1/(1 + e^{-X})$ . Cuando hay una sola capa, como en este caso, el resultado obtenido es una nueva variable intermedia, que luego se utiliza como input para obtener el output final. Por tanto, se deben utilizar los signos obtenidos de técnicas complementarias, como las correlaciones entre variables, para identificar el que corresponde a las variables consideradas.

En la tabla 8 se presenta la correlación lineal entre la variable espacio y el resto de las variables independientes. Todas ellas tienen el signo esperado de forma que la cuota de mercado y el indicador inverso de rivalidad tienen un signo positivo y las demás presentan un signo negativo.

Todos los signos muestran la dirección de las relaciones entre la variable dependiente (espacio) y las variables independientes. El signo positivo para rivalidad de fabricantes es el esperado ya que hemos medido ésta con un indicador inverso. Por tanto, si la relación entre el indicador inverso y espacio es positiva, la que hay entre rivalidad y espacio será negativa.

En resumen, de nuestras once proposiciones, diez se cumplen puesto que las variables que las componen son significativas para predecir el espacio y presentan el signo adecuado. La proposición relativa a rivalidad de los distribuidores no resulta significativa. En la siguiente sección procederemos a explicar las implicaciones teóricas y prácticas que se derivan de estos resultados.

TABLA 8.—Correlaciones entre espacio y variables dependientes

Variables	Espacio
1. Profundidad del surtido	-0,053
2. Número de marcas	-0,179
3. Número de promociones	-0,137
4. Diferencial de precios	0,049
5. Concentración de Fabricantes	-0,077
6. Rivalidad MF	0,031
7. Publicidad	-0,153
8. Innovación	-0,137
9. Cuota de mercado	0,169

## 5. Conclusiones

### 5.1. IMPLICACIONES TEÓRICAS Y PRÁCTICAS

La investigación académica sobre predicción del espacio en el lineal ha presentado resultados muy interesantes procedentes de diferentes aplicaciones basadas en algoritmos matemáticos (los modelos SSAP), pero su polarización hacia la perspectiva del oferente y su dedicación al espacio general dejan abierta una línea de investigación que constituye uno de los fenómenos menos estudiados en cuanto al comportamiento de las MD, y al que se dedica este trabajo: la ocupación del espacio en el lineal por parte de estas marcas. Los resultados obtenidos permiten comprender mejor el comportamiento de los distribuidores en sus establecimientos. También pueden ayudar a entender a los fabricantes qué factores tienen mayor influencia en el posicionamiento que ocupan sus marcas en los lineales.

Con la investigación realizada, hemos conseguido cumplir el primer propósito inicial de este trabajo, es decir, hemos identificado las variables más influyentes en el espacio de las MD. También hemos alcanzado los objetivos enunciados en la introducción, a saber: propuesta de un modelo conceptual, identificación de las dimensiones que influyen en el espacio, comprobación empírica demostrando qué variables son más significativas para explicar este input y prueba de la superioridad explicativa de las redes neuronales frente a la regresión.

Hay que destacar principalmente dos cuestiones: se han verificado de forma empírica diez de las once proposiciones enunciadas en el apartado de literatura y se ha contribuido con una aplicación empírica a demostrar cómo las redes mejoran tanto los resultados como la bondad de ajuste cuando las relaciones entre las variables no son lineales, así como cuando se incumplen otros supuestos que son esenciales para la estimación mediante regresión múltiple.

En cuanto a las *implicaciones teóricas* de este trabajo, vamos a seguir tanto el modelo conceptual enunciado como los resultados obtenidos mediante las redes. En primer lugar, todas las variables relativas a *diferenciación de la enseña* son significativas y presentan los signos esperados. No obstante, se deben resaltar dos variables que explican mejor el espacio de las MD: la reputación del establecimiento y el formato. Las cadenas con mejor imagen (nivel de servicio) y los supermercados dedican menos espacio a las marcas de distribuidor. El grupo de variables formado por diferencial de precios, promociones y surtido presenta menor impacto en la variable dependiente. De hecho, incluso menor que las variables relativas a estructura de mercado. No obstante, los signos obtenidos apoyan nuestro modelo conceptual de forma que las evidencias que se han aportado en diferentes trabajos sobre MD se corroboran con nuestra aplicación empírica.

En segundo lugar, en relación a la *estructura de mercado* los signos son los esperados para la rivalidad de fabricantes. Nuestros resultados indican que cuanto mayor sea la rivalidad entre las marcas líderes, menor será el espacio dedicado a las MD en el lineal. Por consiguiente, una mayor intensidad competitiva entre productores afecta negativamente al desarrollo de las MD ya que al no existir una marca líder, la MD resulta perjudicada en cuanto a ocupación de espacio en el lineal. El signo relativo a concentración de fabricantes también apoya lo argumentado en el apartado de literatura, de forma que cuanto mayor es la cuota agregada de un número determinado de MF, mayor es el poder de mercado que estos ejercen y por tanto, menor es el espacio que pueden dedicar los distribuidores a sus propias marcas.

En tercer lugar, la variable *cuota de mercado* se encuentra también entre las que tienen una mayor repercusión en el espacio que ocupan las MD en lineal. Cuanto mayor sea la cuota de mercado, mayor será el espacio que dediquen los distribuidores. No obstante, creemos que las relaciones entre estas variables podrían tener modelizaciones adicionales. Este aspecto se abordará en el último epígrafe.

En cuarto lugar, en esta investigación se ha demostrado que las *estrategias de defensa*, como innovación o diferenciación mediante publicidad, son las variables con menor impacto en el espacio. Era de esperar que de todas las variables utilizadas, aquellas que están controladas por los productores tengan menos efecto en el lineal que las que dependen del mercado o de la acción de las distribui-

dores. Sin embargo, al ser significativas, los resultados obtenidos nos muestran que el gasto en innovación y en publicidad es efectivo a la hora de apoyar a las MF, ya que las categorías en las que hay un mayor gasto en estos conceptos son las que presentan un menor espacio dedicado a las MD.

Respecto a las *implicaciones en la gestión*, los resultados derivados de las acciones relacionadas con la diferenciación de la enseña muestran una acción intencionada por parte de los distribuidores de reducción de surtido de marcas para favorecer el desarrollo de sus MD, ocupando éstas mayor espacio en los lineales. A pesar de todo, se debe tener en cuenta que la «sobre-exposición» de las MD puede penalizar la rentabilidad global de la categoría. Algunos minoristas están llegando a un punto de lineal máximo con sus propias marcas. Aunque estas marcas ocupan lugares ventajosos en los lineales, las empresas de distribución deberían capitalizar el espacio dejando sitio a MF que pueden ser rentables, como marcas líderes o segundas marcas con un buen posicionamiento en determinados nichos de mercado, de forma que no pierdan ventas por no haber asignado el espacio necesario a determinadas MF que además permiten mejorar la imagen del establecimiento.

Aunque sirvan para reforzar la presencia de las MF en el mercado, las estrategias de defensa de los fabricantes son las que tienen menor impacto. Por tanto, la implicación en la gestión que se deriva de este resultado es que los productores deben buscar estrategias de colaboración más que de confrontación, especialmente mediante promociones conjuntas y el apoyo a la introducción de nuevas referencias.

En relación a la estructura de mercado, dado que el mayor poder de mercado produce mejores resultados para los fabricantes, la posible unión entre distintos productores, mediante co-branding o incluso fusiones para distintas unidades de negocio que supongan ventajas conjuntas en la comercialización, puede incrementar su poder de negociación para fijar precios o conseguir mejores condiciones respecto a la colocación de sus MF en la tienda.

## 5.2. LIMITACIONES Y FUTURAS LÍNEAS DE INVESTIGACIÓN

La principal limitación de este trabajo proviene de la fuente de datos, ya que no se ha podido contar con las variables de inventario del establecimiento. Esta información es imposible de conseguir sin la colaboración de los minoristas. Al no poder incluir dichas variables, la capacidad explicativa del modelo obtenido mediante redes neuronales es aceptable pero no elevada. Por tanto, la consecución en futuros trabajos de datos de inventario, unidos a los anteriores, permitirá mejorar el nivel de predicción.

Otra limitación se refiere al tiempo dedicado al trabajo de campo principal (la observación de los lineales) que duró un mes. Este hecho puede tener influencia en la medida de algunas variables cuyo comportamiento varía en el tiempo, como las promociones o los precios. Sin embargo, es necesario reconocer que la recogida de datos es muy laboriosa, al tener que medir ocho variables y tomar datos de cuarenta y cuatro tiendas en veintinueve categorías. En total, se han recolectado 10.208 datos, visitando cada establecimiento en cinco ocasiones como media.

Por tanto, para futuros trabajos sería necesario contar con financiación adicional que permitiera contratar una red de campo más amplia que recogiera los datos en un período de tiempo menor.

La última limitación se refiere a la naturaleza de la relaciones entre dos de las variables. Por un lado, la cuota de mercado y el espacio tienen, como ya se ha señalado, una relación dinámica, de forma que si bien la cuota sirve para predecir el espacio en el período  $t$ , el espacio servirá también para predecir la cuota en el período  $t+1$ . Por tanto, sería de interés la aplicación de modelos dinámicos (como la estimación por mínimos cuadrados en dos etapas con ecuaciones simultáneas) que capturen este tipo de relación.

Por otro lado, según las investigaciones realizadas hasta el momento que tratan de explicar la cuota de mercado de las MD, las variables que representan la estructura de mercado y la estrategia competitiva tienen influencia en esta variable. Por consiguiente, queda abierta otra alternativa consistente en aplicar mínimos cuadrados parciales, que funcionan con gran precisión cuando existe multicolinealidad entre las variables dependientes y múltiples relaciones simultáneas entre ellas, como ocurre en este caso.

No obstante, por primera vez en la literatura académica se establece un modelo conceptual que sirve para explicar el espacio que ocupan las MD en el lineal. Con este trabajo, se trata de mejorar la teoría sobre MD, al unificar los resultados obtenidos en estudios previos que examinaban muy parcialmente la variable dependiente que se explica. Además, desde el punto de vista empírico, conseguimos una bondad de ajuste aceptable que nos permite establecer el impacto en el espacio de determinadas variables no utilizadas previamente. El espacio es uno de los principales activos de los minoristas y por tanto, la identificación de los factores que tienen mayor influencia en su gestión por parte de los distribuidores puede ayudar a comprender mejor la conducta de estos, así como la influencia de las alternativas de defensa de los fabricantes frente a la mayor ocupación de los lineales por parte de las MD.

## Referencias bibliográficas

- AC NIELSEN (2005), *The Power of Private Label: A Review of Growth Trends Around the World*, Executive News Report, ACNielsenGlobal Services.
- AILWADI, K. y KELLER, K. (2005), «Understanding Retail Branding: Conceptual Insights and Research priorities», *Journal of Retailing*, Special Issue on Retail Branding, vol. 80, núm. 4, págs. 331-342.
- AGUSTÍN, A. e INIESTA, F. (2001), *Fidelización de los consumidores. Cómo pueden los fabricantes y los distribuidores fidelizar a través marcas y tiendas*, Ed. Gestión 2000, Barcelona.
- ANDERSON, E. y AMATO, H. (1974), «A Mathematical Model for Simultaneously Determining the Optimal Brand-Collection and Display-Area Allocation», *Operations Research*, vol. 22, núm. 1, págs. 13-21.
- ASHLEY, S. (1998), «How to effectively compete against private-label brands», *Journal of Advertising Research*, vol. 38, núm. 1, págs. 75-82.
- BEJOU, D.; WRAY, B. e INGRAM, T. (1996), «Determinants of relationship quality: an artificial neural network analysis», *Journal of Business Research*, vol. 36, págs. 137-143.



- BORIN, N.; FARRIS, P. W. y FREELAND, J. R. (1994), «A model for determining retail product category assortment and shelf space allocation», *Decision Sciences*, vol. 25, núm. 3, págs. 359-384.
- BULTEZ, A. y NAERT, P. (1988), «S.H.A.R.P.: Shelf Allocation for Retailers' Profit», *Marketing Science*, vol. 7, núm. 3, págs. 211-231.
- BUTTLE, F. (1984), «Retail Space Allocation», *International Journal of Physics, Distribution and Material Management*, vol. 14, núm. 4, págs. 3-23.
- CORTIÑAS, M.; ELORZ, M. y MÚGICA, J. M. (2005), «Las redes neuronales artificiales como herramientas de predicción de ventas con datos de scanner», *XVII Encuentros de Profesores Universitarios de Marketing*, Madrid, 22-24 septiembre.
- (2006), «El problema de elección de marca en una categoría compleja. Aplicación de una red neuronal artificial», *Revista Española de Investigación de Marketing ESIC*, vol. 10 (1), págs. 111-138.
- CORSTJENS, M. y DOYLE, P. (1981), «A Model For Optimizing Retail Space Allocations», *Management Science*, vol. 27, núm. 7, págs. 822-833.
- CORSTJENS, J. y CORSTJENS, M. (1995), *Store Wars: The Battle For Mindspace and Shelf Space*, Chichester, Wiley.
- CORSTJENS, M. y LAL, R. (2000). Building store loyalty through store brands. *Journal of Marketing Research*, Vol. 37 August, págs. 281-291.
- COTERILL, R. W.; PUTSIS, W. P. y DHAR, R. (2000), «Assessing the competitive interaction between private labels and national brands», *Journal of Business*, vol. 73, núm. 1, pgs. 109-137.
- CRUZ, I. (coord.) (1999). Los canales de distribución de los productos de gran consumo: concentración y competencia. Pirámide, Madrid.
- CRUZ, I.; OUBIÑA, J. y YAGÜE, M. J. (2007), «Retail price dispersion: spatial and vertical competition analysis», *Journal of Marketing Channels*. Aceptado para publicación.
- DASGUPTA, Ch.; DISPENSA, G. y GHOSE, S. (1994), «Comparing the predictive performance of a neural network models with some traditional market response models», *International Journal of Forecasting*, Vol. 10, pp.235-244.
- DHAR, R. y HOCH, S. (1997), «Why Store Brand Penetration Varies by Retailer», *Marketing Science*, vol. 16, núm. 3, págs. 208-227.
- DUNNE, D. y NARASINHAM, C. (1999), «The new appeal of private labels», *Harvard Business Review*, vol. 77, núm. 3, págs. 41-52.
- DREZE, X.; HOCH, S. y PURK, M. (1995), «Shelf Management and space elasticity», *Journal of Retailing*, vol. 70, núm. 4, págs. 301-326.
- FERNÁNDEZ, A.; GÓMEZ, M. y OUBIÑA, J. (2005), «Power in marketing channels: analysis of distribution services and shelf space in Spanish retail outlets», *11<sup>th</sup> International Conference on Research in Distributive Trades*, Tilburg (Holanda).
- FERNÁNDEZ, A. y GÓMEZ, M. (2005), «Shelf space management of private labels: a case study in Spanish retailing», *Journal of Retailing and Consumer Services*, vol. 12, núm. 3, págs. 205-16.
- FUENTE, D.; PINO, R.; SUÁREZ, C. y MAYO, J. (1996), «Análisis comparativo de los métodos de previsión univariante, Box-Jenkins, redes neuronales artificiales y espacios de estado», *Estudios de Economía Aplicada*, núm. 5, pp.5-32.
- FUENTE, D.; ABAJO, N. y GÓMEZ, A. (1998), «Herramientas de previsión para apoyo al sistema logístico en la industria alimentaria», *Boletín de Estudios Económicos*, núm. 53, págs. 139-156.
- GÓMEZ, M. y GARCÍA, A. (2008), «16 years of store brands research: perspectives and methodologies», *Eirass Congress*, Zagreb (Croacia).
- GÓMEZ, M. y RUBIO, N. (2005), «Gestión minorista de las marcas de distribuidor: producto y merchandising», *Información Comercial Española*, 828, págs. 57-174.
- GROOT, C. y WURTZ, D. (1991), «Analysis of univariate time series with connectionist nets: a case of two classical examples», *Nuro computing*, núm. 3, págs. 177-192.

- HAIR, J.; ANDERSON, R.; TATHAM, R. y BLACK, W. (1999), *Multivariate Data Analysis*, 5.ª ed., Englewood Cliffs, NJ: Prentice Hall.
- HAMPLE, S. (1996), «Some assembly required», *American Demographics*, mayo, núm. 66.
- HARVEY, M.; ROTHE, J. y LUCAS, L. (1998), The trade dress controversy: a case of strategic cross-brand cannibalization. *Journal of Marketing Theory and Practice*, Vol. 6, núm. 2, págs. 1-15.
- HOCH, S. (1996), «How Should National Brands Think about Private Labels?» *Sloan Management Review*, núm. 37 (invierno), págs. 89-102.
- HOCH, S. y BANERJI, S. (1993), «When Do Private Labels Succeed?», *Sloan Management Review*, núm. 34 (verano), págs. 57-67.
- HRUSCHKA, H. (1993), «Determining market response functions by neural network modelling: a comparison with econometric techniques», *European Journal of Operations Research*, núm. 66, págs. 27-35.
- HRUSCHKA, H. y NATTER, M. (1999), «Comparing performance of feedforward nets and k-means for cluster based segmentation», *European Journal of Operational Research*, vol. 114, abril, págs. 346-353.
- HUANG, W. y LIPPMAN, R. (1987), «Comparisons between neural net and conventional classifiers», *IEEE 1<sup>st</sup> International conference on Neural Networks*, págs. 485-493.
- KRITCHA, K. y WAGNER, U. (1999), «Applications of artificial neural networks in management science: a survey», *Journal of Retailing and Consumer Services*, vol. 6, págs. 185-203.
- LAAKSONEN, H. y REYNOLDS, J. (1994), «Own brands in food retailing across Europe», *Journal of Brand Management*, vol. 2, núm. 1, págs. 37-46.
- LAL, R. (1990), «Manufacturer trade deals and retail price promotions», *Journal of Marketing Research*, vol. 27, núm. 4, págs. 428-444.
- LAL, R. y NARASINHAM, C. (1996), «The inverse relationship between manufacturer and retailer margins: a theory», *Marketing Science*, vol. 15, núm. 2, págs. 132-151.
- LEVINSOHN, A. (1998), «Modern miners plumb for gold», *ABA Banking Journal*, vol. 90, diciembre, págs. 52-55.
- LIM, A.; ZHAN, Q. y RODRÍGUES, B. (2002), «A heuristic for shelf-space decision support in the retail industry», *SMU Conference Papers Series* 6.
- LUQUE, T. (2003), «Nuevas herramientas de investigación de mercados: especial referencia a las redes neuronales artificiales aplicadas al marketing», Civitas, Madrid.
- MANGLIAMELI, P.; CHEN, S. y WEST, D. (1996), «A comparison of SOM neural network and hierarchical clustering methods», *European Journal of Operational Research*, núm. 83, págs. 402-417.
- MANN, L. (1997), «Gaining global insights», *Marketing Research: a magazine of Management and Applications*, vol. 9, núm. 2, verano, págs. 24-30.
- MCMASTER, D. (1987), «Own brands and the cookware market», *European Journal of Marketing*, vol. 21, núm. 1, págs. 83-94.
- MEDINA, O.; MÉNDEZ, J. L. y RUBIO, N. (2002), «Marcas de distribuidor y marcas de fabricante. ¿Presentan calidades similares?», *Estudios sobre Consumo*, núm. 56, páginas 41-54.
- MÉNDEZ, J. L.; OUBIÑA, J. y ROZANO, M. (2000), «Influencia de las marcas de distribuidor en las relaciones Fabricante-Distribuidor», *Distribución y Consumo*, vol. 53, págs. 55-73.
- MESSINGER, P. y NARASIMHAN, C. (1995), «Has power shifted in the grocery channel?», *Marketing Science*, vol. 14, núm. 2, págs. 189-223.
- NARASIMHAN, C. y WILCOX, R. (1998), «Private labels and the channel relationship: a cross-category analysis», *Journal of Business*, vol. 71, núm. 4, págs. 573-600.
- NIEROP, E.; FOK, D. y FRANCES, F. (2003), «A Hierarchical Bayes Model for Shelf Management, Preliminary Draft», octubre, *ERIM Research Series in Management*, Erasmus University Rotterdam, ERS-2002-65-MKT.

- OUBIÑA, J.; RUBIO, N. y YAGÜE, M. J. (2006), «Strategic management of store brands: an analysis from the manufacturer's perspective», *International Journal of Retail and Distribution Management*, vol. 34 (10), págs. 742-760.
- PEACOCK, P. (1998), «Data Mining in Marketing, Part. 1», *Marketing Management*, vol. 6, núm. 4, págs. 8-18.
- PMLA (2009), «La marca de distribuidor en la actualidad», [http://www.plmainternacional.com/es/private\\_label\\_es2.htm](http://www.plmainternacional.com/es/private_label_es2.htm). Fecha de consulta: 07/05/2009.
- PUELLES, J. A. (1995), «Análisis del fenómeno de las marcas de distribuidor y de su tratamiento estratégico», *Información Comercial Española*, núm. 739, págs. 117-128.
- PUELLES, J. A.; FERNÁNDEZ DE LARREA, P. y ALBERT, R. (1997), «Marcas de distribuidor. Especial referencia al precio», *Distribución y Consumo*, vol. 33, págs. 112-129.
- PUELLES, J. A. y PUELLES, M. (2003), «Marcas de distribuidor: más de 30 años de un proceso dinámico, competitivo e imparable», *Distribución y Consumo*, núm. 69, págs. 55-71.
- PUTSIS, W. (1997), «An empirical study of the effect of brand proliferation on private label-national brand pricing behaviour», *Review of Industrial Organization*, vol. 12, núm. 1, págs. 355-371.
- PUTSIS, W. y CORERILL, R. (1999), «Share, price and category expenditure-geographic market effects and private labels», *Managerial and Decision Economics*, vol. 20, núm. 4, págs. 175-187.
- QUELCH, J. y HARDING, D. (1996), «Brands versus private labels: fighting to win», *Harvard Business Review*, vol. 74, núm. 1, págs. 99-109.
- RECIO, M. y ROMAN, M. V. (1999), «Posibilidades de gestión estratégica de las marcas de distribuidor», *Distribución y Consumo*, vol. 45, págs. 13-29.
- RESA, S. (2006), «España tiene ya casi un tercio del mercado de gran consumo con marca blanca», *Distribución y Consumo*, vol. 86, págs. 61-63.
- RUBIO, N. (2004), *Las marcas de la distribución: desarrollo de un marco de análisis desde la perspectiva de la oferta y un modelo explicativo de su demanda*, Tesis Doctoral, Universidad Autónoma de Madrid.
- SANTESMASES, M. (2005), *Diseño y análisis de encuestas. Dyane 3*, Pirámide, Madrid.
- SERRANO, C. y MARTÍN, B. (1993), «Predicción de la quiebra bancaria mediante el empleo de redes neuronales artificiales», *Revista española de Financiación y Contabilidad*, vol. 22, núm. 74, págs. 153-172.
- SMEIJN, J.; VAN RIEL, A. y AMBROSINI, B. (2004), «Consumer evaluations of store brands: effects of store image and product attributes», *Journal of Retailing and Consumer Services*, vol. 11, núm. 4, págs. 127-258.
- SIMMONS, M. y MEREDITH, B. (1983), «Own label profile and purpose», *Journal of the Market Research Society*, vol. 26 núm. 1, págs. 3-27.
- SIMONSON, I. (1993), «Get closer to your customers by understanding how they make choices», *California Management Review*, vol. 35, núm. 4, págs. 68-84.
- SIMONSON, I. y TVERSKY, A. (1992), «Choice in context: trade-off contrast and extremeness aversion», *Journal of Marketing Research*, vol. 29, núm. 3, págs. 281-295.
- STEEMKAMP, J. B. y DEKIMPE, M. (1997), «The Increasing Power of Store Brands: Building Loyalty and Market Share», *Long Range Planning*, vol. 30, núm. 6, págs. 917-930.
- STERN, L.; EL-ANSARY, A.; COUGHLAN, A. y CRUZ, I. (1999), *Canales de comercialización*, Prentice Hall, 5.ª ed., Madrid.
- SUBRAMIAM, V.; HUNG, M. y HU, M. (1993), «An experimental evaluation of neural networks for classification», *Computers and Operations Research*, vol. 20, núm. 7, págs. 769-782.
- TAM, K. y KIANG, M. (1993), «Managerial applications of neural networks: the case of bank failure predictions», *Management Science*, vol. 38, núm. 7, págs. 926-947.

- URBAN, T. (1998), «An inventory-theoretic approach to product assortment and shelf-space allocation», *Journal of Retailing*, vol. 74, núm. 1, págs. 15-35.
- VERHOEF, P.; NIJSEEN, E. y SLOOT, L. (2002), «Strategic reactions of national brand manufacturers towards private labels: an empirical study in the Netherlands», *European Journal of Marketing*, vol. 36, núm. 11/12, págs. 1309-1326.
- VERVEK, E. (1997), «Prejuicios y realidades sobre las redes neuronales», *Investigación y Marketing*, núm. 56, págs. 44-49.
- VILLAGARCÍA, T. y MUÑOZ, A. (1997), «Imputación de datos censurados mediante redes neuronales: una aplicación a la EPA», *Cuadernos económicos de ICE*, núm. 63, págs. 193-204.
- WEISS, S. y KULIKOWSKI, C. (1991), *Computer systems that learn*, Morgan Kaufmann, CA.
- WHITE, H. (1989), «Neural network learning and statistics», *AI Expert*, vol. 4, núm. 12, págs. 48-82.
- YOON, Y.; SWALES, G. y MARGAVIO, T. (1993), «A comparison of discriminant analysis versus artificial neural networks», *Journal of Operational Research Society*, vol. 44, núm. 1, págs. 51-60.
- ZAHAVI, J. y LEVIN, N. (1997), «Issues and problems in applying neural computing to target marketing», *Journal of Direct Marketing*, vol. 11, otoño, págs. 63-75.
- ZUYFRUDEN, F. (1986), «A Dynamic Programming Approach for Product Selection and Supermarket Shelf-Space Allocation», *Journal of the Operational Research Society*, vol. 37, núm. 4, págs. 413-422.

## ANEXO I. ESTABLECIMIENTOS Y CATEGORÍAS

CUADRO 1.—Establecimientos

HIPERMERCADO	<i>DIRECCIÓN</i>	<i>SUPERMERCADO</i>	<i>DIRECCIÓN</i>
ALCAMPO	<i>La Dehesa</i>	CAPRABO	<i>Plaza Castilla</i>
ALCAMPO	<i>P.Alcorcón</i>	CAPRABO	<i>Alfredo Marquerie</i>
ALCAMPO	<i>Getafe 3</i>	CAPRABO	<i>Av. Badajoz</i>
ALCAMPO	<i>Parquesur</i>	CAPRABO	<i>Concha Espina</i>
ALCAMPO	<i>Avenida Pío XII, núm. 2</i>	CHAMPION	<i>Félix Boix</i>
ALCAMPO	<i>Camino Vinateros</i>	CHAMPION	<i>Doctor Fleming</i>
HIPERCOR	<i>La Garena</i>	CHAMPION	<i>La Latina</i>
ALCAMPO	<i>Madrid 2</i>	CHAMPION	<i>Quevedo</i>
ALCAMPO	<i>Monleón, S/núm.</i>	CONSUM	<i>C/ Costa Brava</i>
CARREFOUR	<i>C. La Coruña Km.22</i>	CONSUM	<i>Francisco Silvela</i>
CARREFOUR	<i>Guindalera</i>	EL CORTE INGLÉS	<i>Goya</i>
CARREFOUR	<i>C. Burgos</i>	MERCADONA	<i>Reyes Magos</i>
CARREFOUR	<i>C.C.Bulevar</i>	MERCADONA	<i>Riego, 14. Atocha</i>
CARREFOUR	<i>A.Andalucía Km. 7,100</i>	MERCADONA	<i>Bravo Murillo</i>
CARREFOUR	<i>C.C. Las Rosas</i>	MERCADONA	<i>C/ Ferrocarril. Palos Frontera</i>
CARREFOUR	<i>Aluche</i>	SABECO	<i>General Moscardo</i>
CARREFOUR	<i>Gran Vía De Hor-taleza</i>	SABECO	<i>Canillas. Prosperidad</i>
HIPERCOR	<i>C.Extremadura Km. 11,5</i>	SUPERSOL	<i>Herrera Oria</i>
HIPERCOR	<i>C.C.Vistalegre</i>	SUPERSOL	<i>Ortega y Gasset</i>
HIPERCOR	<i>C. De Las Naciones</i>	SUPERSOL	<i>Sinesio Delgado</i>
HIPERCOR	<i>C.C. Mendez Alvaro</i>	SUPERSOL	<i>Fermín Caballero</i>
EROSKI	<i>C.C.La Gran Man-zana</i>		
EROSKI	<i>C.C. Madrid Sur</i>		

CUADRO 2.—Categorías

ACEITE OLIVA	VARIEDADES: ACIDEZ. 1 litro
ARROZ	VARIEDADES: TIPO. 1 kilo
BIFIDUS	VARIEDADES: SABORES. Pack 4 yogures
CAFÉ SOLUBLE	VARIEDADES: CAFEINA.250 gr
CAFÉ TOSTADO	VARIEDADES: NATURAL, MOLIDO. 250 gr
CHAMPÚ	VARIEDADES: TIPO Cabello Y COMPONENTES 750-1000 ml.
CONSERV. VEGETALES	VARIEDADES: TIPO
CONSERVAS PESCADO	VARIEDADES: TIPO PESCADO
DETERGENTE	VARIEDADES: TIPO
CONSERV. FRUTAS	VARIEDADES: TIPO
GALLETAS	VARIEDADES: SABORES. 800 gr
GEL	VARIEDADES COMPONENTES. 750 – 1.000 ml
LECHE	VARIEDADES: TIPO Y COMPONENTES tetra brick 1 litro
LEGUMBRES	VARIEDADES: TIPO. 1 kg.
LEJIA	VARIEDADES 1 l.
MAYONESA	VARIEDADES 1 kg.
MERMELADA	VARIEDADES: SABORES
PAN DE MOLDE	VARIEDADES: TIPO
PAÑALES	VARIEDADES: TIPO 4-10 Kg
PAPEL ALUMINIO	VARIEDADES. 30 m.
PAPEL HIGIENICO	VARIEDADES doble capa 12 rollos
PASTA	VARIEDADES: TIPO. 1kg
PLATO PREPARADO	VARIEDADES. TIPO
PROTECCIÓN FEMENINA	VARIEDADES. TIPO COMPRESAS
ROLLOS COCINA	VARIEDADES. TIPO
SERVILLETAS	VARIEDADES. TIPO
SUAVIZANTE	VARIEDADES. TIPO 750 a 1000 ml
TOMATE	VARIEDADES: TIPO. Aprox. 800 gramos
ZUMOS	VARIEDADES: SABORES. 1 l.

## ANEXO II. DETALLE SOBRE RED NEURONAL

La estimación se realiza mediante una función sigmoide, que actúa de la siguiente manera: el peso sináptico es un número utilizado para ponderar el estímulo ( $o_i$ ) que se recibe en una neurona. La ponderación de la conexión entre las neuronas  $i$  y  $j$  se identifica como  $w_{ij}$ . El número completo de inputs ponderados linealmente y recibidos por cada neurona  $j$  es el input total de la neurona:

$$\text{Input}_j = \sum_{i=1}^n o_{ij} w_{ij} + \Phi_j$$

$\Phi_j$  es el valor límite que modifica el efecto del peso sináptico. El input se utilizará para activar la función de la neurona, que se basa en una función logística sigmoide, con un intervalo comprendido entre 0 y 1:

$$LF = \frac{1}{1 + e^{-x}}$$