



ISSN: 1695-7253 e-ISSN: 2340-2717  
[investig.regionales@aecr.org](mailto:investig.regionales@aecr.org)  
AECR - Asociación Española de Ciencia Regional  
[www.aecr.org](http://www.aecr.org)  
España – Spain

## Análisis regional de la marca distribuidor en compras *online*

---

Eloy Gil Cordero, Francisco Javier Rondan Cataluña, Manuel Rey Moreno  
Análisis regional de la marca distribuidor en compras online  
Investigaciones Regionales - Journal of Regional Research, 49, 2021/1  
Asociación Española de Ciencia Regional, España

Available on the website: <https://investigacionesregionales.org/numeros-y-articulos/consulta-de-articulos>

### Additional information:

To cite this article: Gil, E., Rondan, F. J., & Rey, M. (2021). Análisis regional de la marca distribuidor en compras online. *Investigaciones Regionales - Journal of Regional Research*, 2021/1(49).  
<https://doi.org/10.38191/iirr-jorr.21.003>

Online First: 10 December 2020

## Análisis regional de la marca distribuidor en compras *online*

*Eloy Gil Cordero\**, *Francisco Javier Rondan Cataluña\*\**, *Manuel Rey Moreno\*\*\**

Recibido: 27 de febrero de 2020  
Aceptado: 19 de octubre de 2020

### RESUMEN:

El principal objetivo de este trabajo es analizar el comportamiento regional del consumidor al adquirir un producto online con marca de distribuidor (MDD), basándonos en las relaciones de la MDD con respecto a la cuota MDD online por Comunidades Autónomas en España. En este estudio se analizaron un total de 17.484 compras online de MDD y 92.094 compras online de marcas de fabricantes. Con estos datos se han desarrollado modelos de regresión de clases latentes. Los resultados confirman que la relación entre importe de la MDD y las variables importe de la compra total, compra de productos sin marca y de marca de fabricante en el canal online varía entre comunidades autónomas, no siguiendo un mismo patrón para los usuarios online, aunque el medio sea el mismo.

**PALABRAS CLAVES:** Marca de distribuidor; E-commerce; sector alimentario; clases latentes; análisis regional.

**CLASIFICACIÓN JEL:** M31; R11; R50; L66.

### Regional analysis of the private label in online shopping

#### ABSTRACT:

The main objective of this work is to analyze regional consumer behavior when purchasing a private label product online, based on the relationships of the PL with respect to the online PL quota by regions in Spain, assortment of online PLs and purchase online of PLs. In this study, a total of 17,484 online purchases of PL and 92,094 online purchases of manufacturers' brands were analyzed. With these data, latent class regression models have been developed. The results confirm that the relation between PL purchase amount and the variables total purchase amount, purchase of unbranded products and manufacturers brands in the online channel varies between regions, not having an equal behavior for all online users, even using the same retail environment.

**KEYWORDS:** Private label; E-commerce; food industry; latent class; regional analysis.

**JEL CLASSIFICATION:** M31; R11; R50; L66.

## 1. INTRODUCCIÓN

En 2019 en España hay 46 millones de habitantes, teniendo internet una penetración del 88%, de ellos el 63% son *e-shopper* o compradores *online* (E-CommerceReports, 2019). Pese a estos datos, en la

---

\* Departamento de Administración de Empresas y Marketing, Universidad de Sevilla, Sevilla, España. [egcordero@us.es](mailto:egcordero@us.es)

\*\* Departamento de Administración de Empresas y Marketing, Universidad de Sevilla, Sevilla, España. [rondan@us.es](mailto:rondan@us.es)

\*\*\* Departamento de Administración de Empresas y Marketing, Universidad de Sevilla, Sevilla, España. [mrmoreno@us.es](mailto:mrmoreno@us.es)

Autor responsable de la correspondencia: [egcordero@us.es](mailto:egcordero@us.es)

actualidad hay pocos estudios científicos que investigan las ventas de los hipermercados y supermercados por Internet para analizar las diferencias regionales de consumo y, aún menos, las correspondientes a Marcas de Distribuidor (MDD) por el formato *online*. Aunque son numerosos los estudios sobre MDD, existe una clara deficiencia al respecto en el campo *online* (Bockholdt et al., 2020; Negri, 2014). De hecho, se hace referencia a la necesidad de estudios sobre las experiencias de los clientes en cadenas minoristas multicanal (Watson et al., 2015), siendo los factores regionales un factor determinante en canal *offline* (Gómez-Suárez & Abril, 2020), teniendo una carencia de estudio en el canal *online*. Por esta razón el estudio que presentamos intentará servir de base para futuras investigaciones en esta área.

No podemos negar que la experiencia de compra ha cambiado drásticamente en los últimos años (Bastani & Bayati, 2020). La aparición de la era *online* propicia nuevos modelos para interactuar con el cliente y se convierte en parte esencial de la distribución del siglo XXI (PWC total retail, 2015). En este sentido, los minoristas deben contemplar nuevos competidores donde antes no existían. Este es el caso de Amazon, la compañía adquirió Whole Foods en 2017 por 13.700 millones de dólares y lanzó sus tiendas Amazon Go en 2018, combinando tecnología e internet en el sector “supermercado/hipermercado” (Fulgoni, 2018). Por ello el avance de la tecnología y de Internet ha cambiado las formas de compra, siendo necesario por parte de las organizaciones entender si los consumidores *online* se comportan de la misma forma en todas las regiones (Jindal & Jindal, 2016).

Aunque algunos autores afirman que la actitud de los españoles hacia la compra de marca de distribuidor es positiva en el mercado tradicional (Miquel et al., 2017), no hay estudios que examinen el comportamiento de compra regional de MDD a través del *e-commerce*. Por ello es importante que se conozcan los datos más importantes a la hora de la adquisición de las MDD en el entorno *online* y ver el potencial que puede llegar a tener.

Si examinamos datos del año 2019, en Europa hay una penetración de internet del 85,18%, de los cuales el 72% de personas son *e-shoppers* (E-CommerceReports, 2019), Estos datos sirven como referencia del mercado potencial que puede suponer la venta *online*. España es uno de los países que más incrementa las ventas *online* en los últimos años, siendo importante conocer el comportamiento regional para determinar diversas aplicaciones empresariales (E-CommerceReports, 2019).

El principal objetivo de este trabajo es analizar el comportamiento regional del consumidor al adquirir un producto *online* con marca de distribuidor (MDD), basándonos en las relaciones de la MDD por CCAA en España. Para ello, se han desarrollado modelos de regresión de clases latentes.

## 2. REVISIÓN TEÓRICA Y FORMULACIÓN DE HIPÓTESIS

En los últimos años, Internet se ha convertido en un formato esencial para muchas personas en su vida cotidiana, pudiéndolo utilizar para el correo electrónico, juegos, noticias, búsqueda de información, viajes e incluso para las compras *online* (Kranz, 2017). Hace quince años no podíamos hablar de Internet como medio que fomenta la interactividad entre empresa y cliente, ni se sabía el impacto que iba a tener en la vida familiar y laboral, mientras que en la actualidad estos efectos ya están demostrados (Conchar et al., 2005; Stafford, 2005).

Hoy podemos afirmar que la evolución del canal *online* permite realizar compras desde cualquier parte del mundo, el 22% de la población mundial compró bienes y servicios a través de Internet en todo el mundo durante el año 2016, con ventas *online* globales de 1.8 billones de € (Carvalhosa et al., 2017), aumentando este dato un 13% en 2018 (Kantar Worldpanel, 2018).

Si revisamos la literatura, gran parte de los datos anteriores vienen determinados por los diferentes tipos de comercio online existentes en la actualidad (Droguett et al., 2010; Kumar & Raheja, 2012; Ocloo et al., 2020), centrándonos en esta investigación en el Business to Consumer (B2C), siendo definido como el comercio electrónico entre empresas y consumidores con el fin de realizar las diferentes transacciones comerciales (Ocloo et al., 2020). Siendo de aplicación en nuestra investigación para analizar las

fluctuaciones de las ventas online de un conjunto de hipermercados y supermercados, en referencia a sus MDD.

Para entender el B2C debemos tener en cuenta que el comercio electrónico sustituye la interacción presencial entre vendedor y comprador por un flujo de información respecto al bien a vender, produciéndose este flujo en los dos sentidos, dado que el comprador a su vez proporciona información al vendedor (Kumar & Raheja, 2012), siendo esencial conocer la distribución geográfica para poder adaptar las campañas comerciales (Taylor et al., 2020). En este sentido, es posible que los consumidores tengan un comportamiento diferente de compra dependiendo de los diferentes ámbitos geográficos. Por lo tanto, no podemos esperar que el consumidor *online* (teniendo la posibilidad de comprar desde cualquier área geográfica) se comporte de la misma forma que un comprador local de una zona geográfica específica (Rohm & Swaminathan, 2004).

Las tiendas físicas tienen peculiaridades en base a sus ventas siendo un factor determinante la región en la que se encuentren los consumidores y las empresas (Boonchai & Freathy, 2020). De hecho, las cadenas de supermercados minoristas suelen adaptar el surtido a los gustos locales, aunque sean cadenas nacionales o internacionales. En base a lo anterior, las "e-compras" tienen ventajas que no pueden aportar las tiendas físicas, pero siendo consciente que no deja de ser importante el estudio regional de los consumidores que intervienen en el procedimiento de compra. Por ello, algunos autores afirman al estudiar las MDD a través del *e-commerce* que es importante analizar todos sus factores desencadenantes para conocer el comportamiento del consumidor en los supermercados *online* (Degeertu et al., 2000) y dentro de esos factores puede estar el análisis regional del mismo.

La MDD representa uno de los fenómenos más interesantes en los mercados de la distribución norteamericano y europeos, su crecimiento y expansión unido a una amplia variedad de categorías de producto, han estado ampliamente documentados (Lybeck et al., 2006; Sethuraman, 2001). Alcanzado en España en 2019 un 41.3% del mercado de gran consumo, lo que sitúa al país como el segundo de Europa en este ámbito (Symphony IRI, 2019). La razón del crecimiento se atribuye parcialmente a los buenos resultados alcanzados por las enseñas que más se apoyan en ellas (Mercadona), así como al diferencial de precios respecto a las marcas del fabricante (MFF).

Entre 2009 y 2010 Andalucía, la Comunidad Valenciana, y en menor medida la Comunidad de Madrid fueron las comunidades autónomas donde la MDD ha conseguido una mayor penetración de mercado. En estas tres regiones, el incremento de la MDD (alimentación y droguería, sin incluir productos frescos perecederos) fue superior a los 2,6 puntos porcentuales. La cuota de mercado de la MDD en Andalucía, Comunidad Valenciana y Madrid alcanzó el 37.7%, 35.3% y 34.3% respectivamente, lo que influyó considerablemente en la compra de los consumidores en el total de la cesta de la compra (García & Delgado, 2012).

Por otro lado, en 2016, las tres comunidades autónomas con más cuota de MDD fueron Extremadura (47.95%), Andalucía (47.13%) y Murcia con un 46.30% (Nielsen, 2017). Este fenómeno, por lo tanto, influye de forma diferente en las CCAA y varía a lo largo del tiempo, lo que puede ser debido a las políticas comerciales en cada uno de los minoristas, influencia de las diferentes políticas de precios u otros factores (Martínez, 2013). Algunos autores se han centrado en una de esas variables: la sensibilidad al precio que tienen los consumidores que eligen comprar MDD, MFF y productos sin marca (pan, frutas...) a través del comercio *online* (Chu et al., 2008). En este sentido, Dawson *et al.* (Dawson et al., 2003) encuentran que el comprador on-line está dispuesto a pagar un poco más por el producto o servicio siempre que la experiencia de compra en esa empresa sea positiva. Pero posiblemente no ocurra lo mismo en todos los territorios dado las características demográficas de la población. También se encuentran diferencias de precios tanto en supermercados o tiendas físicas (Francisco, 2004; OCU, 2019) como en supermercados *online* (Soysuperblog, 2019).

Según lo citado, es importante conocer si, eliminando estos factores comerciales específicos de cada comunidad autónoma y centrándonos en el medio *online* (donde por regla general hay una política más homogénea), nos seguiremos encontrando diferencias tan significativas con respecto a las MDD, MFF y

productos sin marca en relación a sus importes de compra en las diferentes CCAA. Como afirma Morschett (Morschett et al., 2005), citado por Theodoridis & Chatzipanagiotou (Theodoridis & Chatzipanagiotou, 2009), "el consumidor, durante su compra presencial, formula sus experiencias en términos de satisfacción afectando a ésta el entorno físico de la tienda, los distintos procedimientos que deben seguir (cajas, colas, tráfico, carros, etc.), los momentos de contacto con el personal, y el conjunto de la oferta de productos (variedad de productos, política de precios, surtido, etc.)". Este concepto, centrado en el consumidor y su percepción del entorno, coincide con lo que la literatura científica revisada denomina: experiencia de compra, verificando en esta investigación si existen diferencias entre el importe de la compra de MDD, MFF, producto sin marca e importe total en el medio *online*, al igual que ocurre en el *offline*.

Tomando como referencia los razonamientos teóricos efectuados, enunciamos las siguientes hipótesis.

H1: La relación entre la cuota de MDD y el importe de ventas en MDD, difiere según los territorios en el canal *online*,

H2: La relación entre la cuota de MDD y el importe de ventas para marca de fabricante, difiere según los territorios en el canal *online*,

H3: La relación entre la cuota de MDD y el importe de ventas de productos sin marca, difiere según los territorios en el canal *online*,

### 3. METODOLOGÍA

En la actualidad hay numerosos artículos en los que encontramos información sobre MDD, pero siempre referidos a las compras *offline*. En este artículo estamos analizando la venta *online* de MDD utilizando para ello datos de Soysuper, un intermediario que permite hacer la lista de la compra, comparar precios de siete grandes supermercados *online* entre los cuales están Mercadona, Carrefour, Alcampo, Eroski, Condis, El Corte Inglés y DIA (Kantar Worldpanel, 2018). Se ha usado su herramienta principal "SoysuperInsights", con la cual se puede acceder a información y comparación de precios en tiempo real, hábitos de consumo y tendencias de compra. En este estudio se analizaron un total de 17.484 compras de MDD y 92.094 compras de MFF.

La suma de facturación de estos 7 establecimientos cubre, aproximadamente, el 73% de las ventas de gran distribución en España tanto *online* como *offline*. Teniendo en cuenta el total de carritos que se envían a los supermercados seleccionados en toda España desde la plataforma Soysuper, entre las fechas 1 de enero 2014 y 30 de marzo 2015, se han extraído las siguientes variables:

- Ventas en € de MDD de cadena. Se toma como ventas el importe en € enviado en las cestas a los 7 supermercados *online*. Se entiende como MDD la marca propia de cada cadena de supermercados (ej. Hacendado, Deliplus, Auchan, ...)
- Ventas en € total de cada cadena.
- Ventas en unidades de MDD de cada cadena.
- Ventas en unidades totales de cada cadena.
- Ventas en € por provincia de MDD de cada cadena.
- Ventas en € por provincia totales de cada cadena.

Según se ha explicado, se trabajará con una información real y objetiva sobre los productos que se comercializan en las enseñas comentadas. Siendo una importante fuente para el estudio analítico de los hábitos de consumo por el comercio *online*, hemos tomado como referencia la evolución mensual de la MDD *online* en el año 2014 para todas las provincias que componen el estado español. La variable dependiente considerada en el desarrollo del estudio es la siguiente:

- Cuota de MDD online por comunidad autónoma. Se calcula la media de MDD online por provincia que, posteriormente, se agrupa por comunidades autónomas. En su cálculo se empleará el número de unidades de MDD adquiridas online, dividiéndola entre las unidades totales y el resultado multiplicándolo por cien.

Los predictores o variables independientes utilizadas son 3: el total del importe de las compras con marca de distribuidor (*importe\_dist*) por CCAA y meses; el importe de las compras para productos sin marca (*importe\_sin\_marca*) por CCAA y meses; el importe de las compras con productos de marca de fabricante (*importe\_marca*) por CCAA y meses.

Para el análisis de datos, se ha empleado el programa *Latent Gold*. Este software nos ha permitido desarrollar los modelos de regresión de clases latentes. Las principales ventajas de estos modelos sobre los de regresión normal son: 1) se relaja la hipótesis tradicional de que el mismo modelo se sostiene para todos los casos, 2) los estadísticos de diagnóstico están disponibles para determinar el mejor número de clases latentes y 3) cuando hay más de una clase latente, se pueden incluir covariables en el modelo para mejorar la clasificación de cada caso o individuo en el segmento con mayor probabilidad de inclusión (Vermunt & Magidson, 2003).

Cuando procedemos al estudio de clases latentes existen dos supuestos a considerar. El primero es el de independencia local, el cual considera que dentro de cada clase latente las variables observadas son estadísticamente independientes, por lo que la relación entre éstas viene dada exclusivamente por la pertenencia de un individuo a una clase en particular. Un aspecto importante y que tiene que ver con el agrupamiento de categorías, es que si el supuesto de independencia local se verifica para un conjunto de variables manifiestas, también lo hará para un subconjunto de estas variables (Clogg, 1988).

En el segundo de los casos, las clases latentes son internamente homogéneas, es decir, todos los miembros de una clase tienen la misma distribución de probabilidad con respecto a la variable latente, y ésta será distinta a la distribución de probabilidad para los individuos pertenecientes a otra clase. Este hecho sirve para diferenciar a los individuos pertenecientes a diferentes clases y poder caracterizar tanto la variable como las clases latentes teniendo en cuenta parte de la heterogeneidad no observada (Castro López et al., 2011).

Los modelos de clases latentes son una poderosa herramienta para la segmentación de mercados. Algunos estudios sobre el tema demuestran mejores resultados que las técnicas tradicionales basadas en el análisis clúster (Wedel & DeSarbo, 1994). La principal característica de esta metodología es que puede usarse con variables cualitativas (nominales) (Kamakura & Wedel, 1995). Más aún, la creación de segmentos “a posteriori” es otra ventaja sobre otras formas de segmentación. Un segmento a priori puede ser diferente según otros estudios, pero puede comportarse de forma diferente respecto a las variables analizadas en cada caso particular (DeSarbo et al., 2001). Entre los autores clave en el desarrollo de estos modelos, podemos citar a Lazarsfeld y Henry (Lazarsfeld & Henry, 1968) o Goodman (Goodman, 1974). Trabajos como los de Lindsay, Clogg & Greco (Lindsay et al., 1991), Uebersax (Uebersax, 1993), Magidson & Vermunt (Magidson & Vermunt, 2001), Vermunt & Magidson (Vermunt & Magidson, 2003), Correa (Correa, 2004), Navarro-García et al. (Navarro-García et al., 2014) o más recientemente Nylund-Gibson et al. (Nylund-Gibson et al., 2019), dan cuenta del desarrollo que han alcanzado. Las clases latentes dividen la población en grupos discretos que tienen diferentes conjuntos de atributos que dirigen sus preferencias. Ofrece a una segmentación que puede ser definida en términos de actitudes o comportamientos para obtener una mayor comprensión de los fenómenos estudiados. Conducen a una gran mejora en la fiabilidad de los modelos (Bond & Morris, 2003).

#### 4. RESULTADOS

En este análisis se estudia cómo la variable dependiente que en este caso es la cuota MDD por comunidades autónomas en el entorno *online*, se comporta con respecto a las variables independientes que

corresponde con el importe de las ventas de MDD (gasto en MDD por CCAA), importe de compras de productos sin marca e importe de compras de productos con marca de fabricante. Recordamos que todos los datos son ventas de productos de los minoristas por sus plataformas web, por tanto, ventas *online*. A continuación, en la tabla 1 se estima el modelo óptimo para nuestra investigación.

**TABLA 1.**  
**Resumen del modelo estimado: Cuota MDD online por CCAA**

M*	N-CLU*	LL*	BIC(LL)*	Npar*	CI*	R <sup>2</sup> *
Model1	1-Class Regression	-754,0469	1525,0931	6	0	0,1898
Model2	2-Class Regression	-685,1911	1407,2141	13	0,0044	0,4963
<b>Model3</b>	<b>3-Class Regression</b>	<b>-638,7182</b>	<b>1334,1006</b>	<b>20</b>	<b>0,0033</b>	<b>0,649</b>
Model4	4-Class Regression	-630,3613	1337,2193	27	0,0081	0,6648
Model5	5-Class Regression	-620,1348	1336,5988	34	0,0018	0,6658
Model6	6-Class Regression	-613,2142	1342,5902	41	0,0018	0,6684

\*M=Modelos; N-CLU=Número de clases; LL=log-likelihood; BIC= Bayesian Information Criterion; Npar= Número de parámetros; CI=Intervalo de confianza; R<sup>2</sup>=Coeficiente de determinación.

**Fuente:** Elaboración propia.

El modelo a escoger será aquel que tenga un BIC (Bayesian Information Criterion) inferior. En el modelo 3 el valor BIC es levemente inferior al del modelo 5, teniendo un R<sup>2</sup> de 0,694. Por lo tanto, escogemos el modelo con tres clases latentes.

En la tabla 2, donde se recogen los parámetros del modelo con las tres clases estimadas en la tabla 1, observamos que los p-valores menores que 0.05 de los tests de Wald, los podemos encontrar en las variables independientes importe MDD, importe total e importe sin marca. Por tanto, existen diferencias estadísticamente significativas entre estas variables para cada grupo o segmento. No ocurre lo mismo para la variable importe de compras de productos de marcas de fabricante que no es discriminante entre los grupos o clases latentes. En la Tabla 1 se estima que el modelo óptimo para nuestra investigación son 3 rectas de regresión dado que es el BIC de menor valor, de lo que se puede inferir que dividir la población en tres grupos mejora el modelo de regresión con respecto al modelo 1.

Estas 3 clases de regresión se pueden ver en la tabla 2, donde se analizan los perfiles de cada clase. Si entramos al detalle en los análisis de regresión de clases latentes de la tabla 2, se observa que en la regresión de la clase latente 1, el importe marca distribuidor y el importe sin marca tienen influencia sobre la variable dependiente, pero de manera negativa, mientras que en el importe total el coeficiente es positivo (0.55). En la segunda clase de regresión nos encontramos en la misma situación que en la primera recta, donde el importe total es influyente y de signo negativo. Para finalizar este análisis de clases de regresión, cabe señalar que, en la tercera clase latente, el importe de MDD y el importe sin marca tienen una influencia positiva sobre la variable dependiente, sin embargo, el importe total influye, pero de forma negativa.

Se reproduce en la tabla 3 la probabilidad de pertenencia de cada comunidad autónoma a cada una de las clases latentes surgidas. En la primera están integradas Aragón, Asturias, Canaria, Castilla la Mancha, Comunidad Valenciana, Galicia, Islas Baleares y País Vasco. En la segunda clase nos encontramos a las comunidades autónomas de Cantabria, Castilla y León, Extremadura, La Rioja, Murcia y Navarra. Por último, los integrantes de la clase tercera son Andalucía, Cataluña y Madrid.

**TABLA 2.**  
**Parámetros del modelo: Cuota MDD online por CCAA**

	Class1	Class2	Class3	Overall			
R <sup>2</sup>	0,6869	0,5895	0,7618	0,649			
CuotaMDD CCAA	<b>Class1</b>	<b>Class2</b>	<b>Class3</b>	<b>Wald</b>	<b>p-value</b>	<b>Wald(=)*</b>	<b>p-value</b>
Intercept							
	40,6069	47,3141	49,2698	2707,8503	4,1e-587	0,6854	0,71
Predictors	<b>Class1</b>	<b>Class2</b>	<b>Class3</b>	<b>Wald</b>	<b>p-value</b>	<b>Wald(=)</b>	<b>p-value</b>
Importe_dist							
	-0,5339	-0,5986	0,3641	45160,6063	5,3e-9805	6,7078	0,035
Importe_sin_marca							
	-0,5844	-0,7771	0,3544	1797,116	2,0e-389	7,3533	0,025
Importe_marca							
	-0,5679	-0,6931	0,3595	1,476	0,69	0,8405	0,66

\*El test de Wald evalúa la importancia estadística del conjunto de estimaciones de parámetros asociados a una determinada variable \*Wald(=) se utiliza en el módulo de regresión para probar si un conjunto de parámetros difiere a través de las clases latentes.

**Fuente:** Elaboración propia.

**TABLA 3.**  
**Perfiles de clases: Cuota MDD online por CCAA**

CCAA	Class1	Class2	Class3
TOTAL ANDALUCÍA	0	0	1
TOTAL ARAGÓN	1	0	0
TOTAL ASTURIAS	0,9459	0,0541	0
TOTAL CANARIAS	0,9995	0,0005	0
TOTAL CANTABRIA	0	1	0
TOTAL CASTILLA LA MACHA	1	0	0
TOTAL CASTILLA Y LEÓN	0	1	0
TOTAL CATALUÑA	0	0	1
TOTAL COMUNIDAD VALENCIANA	1	0	0
TOTAL EXTREMADURA	0	1	0
TOTAL GALICIA	0,9978	0,0022	0
TOTAL ISLAS BALEARES	1	0	0
TOTAL LA RIOJA	0	1	0
TOTAL MADRID	0	0	1
TOTAL MURCIA	0	1	0
TOTAL NAVARRA	0	1	0
TOTAL PAÍS VASCO	1	0	0

**Fuente:** Elaboración propia.



En la tabla 4 se encuentran los porcentajes correspondientes a las cuotas de mercado de MDD en el formato *online*. El grupo tercero compuesto por Madrid, Andalucía y Cataluña son las CCAA es el grupo que mayor porcentaje de cuota MDD tienen, abarcando con ello un total de 48.65%, seguido muy de cerca por la primera clase con un 46.46%. Siendo la segunda clase el grupo de menor cuota de MDD con un 37,12%.

**TABLA 4.**  
**Composición de los perfiles: Cuota MDD *online* por CCAA**

	<b>Class1</b>	<b>Class2</b>	<b>Class3</b>
Tamaño de la Clase	0,4598	0,355	0,1852
Cuota MDD por CCAA	46,4671	37,1285	48,6534

**Fuente:** Elaboración propia.

## 5. DISCUSIÓN Y CONCLUSIONES

Los resultados obtenidos arrojan una valiosa contribución a la literatura de marketing y al estudio regional de las MDD vendidas *online*. Aunque son numerosos los estudios sobre MDD, existe una clara deficiencia al respecto en el campo *online* por comunidades autónomas. Teniendo en cuenta los volúmenes de compras *online* de nuestros días, así como el creciente interés de las empresas por captar al consumidor por esta vía, resulta aconsejable contar con estudios teóricos y empíricos sólidos sobre este fenómeno, cada vez más común.

En esta investigación el análisis de datos clasifica las distintas CCAA españolas en 3 clases latentes. En la primera, que engloba las CCAA de Aragón, Asturias, Canarias, Castilla la Mancha, Comunidad Valenciana, Galicia, Islas Baleares y País Vasco, la cuota de MDD *online* es de 46.47%. Por tanto, son altas y cercanas a las del grupo con mayor cuota. En esta clase las variables importe sin marca o el importe distribución (MDD) influyen sobre la variable dependiente estudiada, pero con signo negativo. Esto nos indica que, en las compras *online* de estas CCAA, el efecto del importe de productos con MDD con marca de fabricante y sin marca tiene un efecto negativo sobre esta cuota, pudiendo ser debido a la incidencia de la MDD Premium (productos MDD con una mayor calidad que las MDD y por lo general un mayor precio), dado que tienen precios más altos, aunque se compran con menos frecuencia. Otra explicación puede ser que, a menos dinero gastado en el total de la cesta de la compra, mayor es la cuota de mercado de las MDD.

La clase segunda incluye las CCAA de Cantabria, Castilla y León, Extremadura, La Rioja, Murcia y Navarra. Este grupo es el que cuenta con una menor cuota de MDD vendida a través del canal *online* (algo más del 37%). En este grupo la recta de regresión tiene parámetros muy parecidos a los de la clase latente anterior. A pesar de ello tienen una cuota de mercado de MDD mucho más baja.

La tercera clase, formada por Andalucía, Cataluña y Madrid, tiene la cuota de mercado de MDD *online* más alta (por encima del 48%). Además, la recta de regresión tiene parámetros muy distintos a los dos anteriores. Las variables independientes importe sin marca e importe de marca distribuidor y ventas con marca de fabricante, son predictores que influyen significativa y positivamente en la explicación de la dependiente. En este caso a mayor volumen total de la cesta de la compra mayor cuota de mercado de MDD.

La exposición efectuada permite confirmar la aceptación de las hipótesis H1 y H2, pero no de la H3, dado que existen diferencias significativas entre los tres grupos de CCAA en la relación entre las ventas de productos con MDD y las de productos con marca de fabricante, pero no para productos sin marca en el canal *online*. Ya que, aunque entre la primera y segunda clase latente no hay susceptibles diferencias

significativas, sí las encontramos con respecto a la tercera, por lo que será importante para su estudio en el comercio minorista.

A continuación, en la tabla 5 se expondrá un resumen del contraste de las hipótesis:

**TABLA 5.**  
**Resumen del contraste de hipótesis**

Hipótesis	
H1: La relación entre la cuota de MDD y el importe de ventas en MDD, difiere según los territorios en el canal <i>online</i> ,	<b>No rechazada</b>
H2: La relación entre la cuota de MDD y el importe de compra con marca de fabricante, difiere según los territorios en el canal <i>online</i> ,	<b>No rechazada</b>
H3: La relación entre la cuota de MDD y el importe de compra sin marca, difiere según los territorios en el canal <i>online</i> .	<b>Rechazada</b>

**Fuente:** Elaboración propia.

## 6. IMPLICACIONES PARA LA GESTIÓN Y FUTURAS LÍNEAS DE INVESTIGACIÓN

Este exhaustivo estudio, que tiene como base principal la extensa base de datos, compuesta por 17.484 compras de MDD y 92.094 compras de marcas de fabricantes, permite asentar las bases teóricas de futuros trabajos sobre MDD en el sector alimentario dentro del contexto *online* y en un contexto de análisis regional, algo que resultaba necesario como ya adelantaron Arce, M., & Cebollada, J. (Arce-Urriza & Cebollada, 2012). Realizándose una aportación desde el punto de vista teórico, y desde el punto de vista de gestión, para dar respuesta al objetivo principal de este artículo.

Se destacan 3 grupos de regiones con distintas cuotas de MDD *online* donde 2 grupos tienen un comportamiento parecido pero el tercer grupo nos ofrece un comportamiento diferenciado con respecto a las variables independientes.

Desde el punto de vista para la gestión, hemos destacado el hecho de que en 2 grupos de CCAA, a mayor importe de compras MDD menor sea la cuota de MDD. Como hemos expresado anteriormente, puede ser debido a la incidencia de MDD Premium que tienen precios más altos, aunque se compran con menos frecuencia, por lo que los principales minoristas deben tener en cuenta las estrategias basadas en la marca distribuidor Premium. Ya algunos autores como Dunne y Narasimhan (Dunne & Narasimhan, 1999) afirmaron que el auge que están teniendo los minoristas para aplicar marcas distribuidor Premium a sus carteras de productos van en aumento, con el objeto de aplicar precios superiores a alternativas a las que el consumidor asigna una calidad más elevada. Por lo que creemos que debe ser un factor importante a tener en cuenta por los minoristas en el canal *online*.

Por otro lado, podemos decir que, aunque el medio *online* sea el mismo, los consumidores no actúan de la misma forma y difieren por comunidades autónomas. En este sentido, Aragón, Asturias, Canaria, Castilla la Mancha, Comunidad Valenciana, Galicia, Islas Baleares, País Vasco Cantabria, Castilla y León, Extremadura, La Rioja, Murcia y Navarra se comporta de la misma forma en la interacción *online* y difiriendo de Andalucía, Cataluña y Madrid, por lo que los minoristas pueden tener dos estrategias diferenciadas dentro de su canal *online* favoreciendo segmentaciones adecuadas que ayuden a una correcta estrategia de marketing tal como ocurre con el canal *offline* (Russell & Kamakura, 1997). Los resultados anteriores pueden favorecer la adaptación por parte de los minoristas de las políticas regionales de las MDD.

Por último, en esta investigación nos hemos encontrado con una fuerte carencia de investigaciones científicas en el campo de la MDD en el formato *online*, a pesar de que las compras *online* toma cada vez más fuerza en nuestra sociedad, por lo que en futuras investigaciones sería interesante tener datos de otros países para hacer comparaciones internacionales, para poder determinar las prácticas de los usuarios en base a otras culturas y analizar las estrategias que sigue el minorista con respecto a la marca distribuidor en el formato *online*. Por lo que nos proponemos contar con estos datos en futuras investigaciones y analizar si este caso de España se repite en otros países.

## REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Arce-Urriza, M., & Cebollada, J. (2012). Private labels and national brands across online and offline channels. *Management Decision*, 50(10), 1772–1789. <https://doi.org/10.1108/00251741211279594>
- Bastani, H., & Bayati, M. (2020). Online decision making with high-dimensional covariates. *Operations Research*, 68(1), 276–294. <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.2661896>
- Bockholdt, K., Kemper, J., & Brettel, M. (2020). Private label shoppers between fast fashion trends and status symbolism—A customer characteristics investigation. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 52, 101883. <https://doi.org/10.1016/j.jretconser.2019.07.008>
- Bond, J., & Morris, L. (2003). A class of its own: Latent class segmentation and its implications for qualitative segmentation research. *Qualitative Market Research: An International Journal*. <https://doi.org/10.1108/13522750310470064>
- Boonchai, P., & Freathy, P. (2020). Cross-border tourism and the regional economy: a typology of the ignored shopper. *Current Issues in Tourism*, 23(5), 626–640. <https://doi.org/10.1080/13683500.2018.1548579>
- Carvalho, P., Portela, F., Santos, M. F., Abelha, A., & Machado, J. (2017). Pervasiveness in digital marketing—a global overview. *World Conference on Information Systems and Technologies*, 391–398. [https://doi.org/10.1007/978-3-319-56541-5\\_40](https://doi.org/10.1007/978-3-319-56541-5_40)
- Castro López, C. R., Montano Rivas, A., & Oliva Zarate, L. (2011). Modelos de clases latentes para definir perfiles conductuales en niños de 4 y 5 años. *Revista Electrónica de Psicología Iztacala*, 14(1).
- Chu, J., Chintagunta, P., & Cebollada, J. (2008). Research note a comparison of within-household price sensitivity across online and offline channels. *Marketing Science*, 27(2), 283–299. <https://doi.org/10.1287/mksc.1070.0288>
- Clogg, C. C. (1988). Latent class models for measuring. In *Latent trait and latent class models* (pp. 173–205). Springer. [https://doi.org/10.1007/978-1-4757-5644-9\\_9](https://doi.org/10.1007/978-1-4757-5644-9_9)
- Conchar, M. P., Crask, M. R., & Zinkhan, G. M. (2005). Market valuation models of the effect of advertising and promotional spending: a review and meta-analysis. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 33(4), 445–460. <https://doi.org/10.1177%2F0092070305277693>
- Correa, R. A. S. (2004). *Contribuciones al análisis de clases latentes en presencia de dependencia local*. Universidad de Salamanca.
- Dawson, L., Minocha, S., & Petre, M. (2003). Exploring the total customer experience in e-commerce environments. *Proceedings of the IADIS International Conference E-Society*, 945–948.
- Degeratu, A. M., Rangaswamy, A., & Wu, J. (2000). Consumer choice behavior in online and traditional supermarkets: The effects of brand name, price, and other search attributes. *International Journal of Research in Marketing*, 17(1), 55–78. [https://doi.org/10.1016/S0167-8116\(00\)00005-7](https://doi.org/10.1016/S0167-8116(00)00005-7)

- Desarbo, W. S., Jedidi, K., & Sinha, I. (2001). Customer value analysis in a heterogeneous market. *Strategic Management Journal*, 22(9), 845–857. <https://doi.org/10.1002/smj.191>
- Droguett, C., Paine, T., & Riveros, E. (2010). E-commerce en el turismo:—Modelamiento del perfil de clientes que prefieren comprar servicios turísticos por internet. *Universidad de Chile*.
- Dunne, D., & Narasimhan, C. (1999). The new appeal of store brands. *Harvard Business Review*, May/June, 41–52.
- E-CommerceReports. (2019). *European B2C 2019*.
- Francisco, J. R. C. (2004). Price discrimination in retailing. *International Journal of Retail & Distribution Management*, 32(4), 205–215. <https://doi.org/10.1108/09590550410528971>
- Fulgoni, G. M. (2018). Will Digital Commerce and Analytics Be the Death of Traditional Brands? *Journal of Advertising Research*, 58(2), 146–150. <https://doi.org/10.2501/JAR-2018-023>
- García, J. A., & Delgado, J. (2012). Análisis de la competencia en el Mercado Minorista de Distribución en España. *The Brattle Group, Ltd. Sucursal En España. Madrid*.
- Gómez-Suárez, M., & Abril, C. (2020). Choice of National Brand vs. Private Label “Me-Too” New Products in a Multicultural Context: Understanding Consumer Innovativeness. In *Global Branding: Breakthroughs in Research and Practice* (pp. 243–269). IGI Global. <https://doi.org/10.4018/978-1-5225-9282-2.ch013>
- Goodman, L. A. (1974). Exploratory latent structure analysis using both identifiable and unidentifiable models. *Biometrika*, 61(2), 215–231. <https://doi.org/10.1093/biomet/61.2.215>
- Jindal, S., & Jindal, A. (2016). A Study on Factors Affecting Online Shopping Behaviour of Consumers. *International Journal of Management, IT and Engineering*, 6(5), 20–35.
- Kamakura, W. A., & Wedel, M. (1995). Life-style segmentation with tailored interviewing. *Journal of Marketing Research*, 32(3), 308–317. <https://doi.org/10.1177%2F002224379503200306>
- Kantar Worldpanel. (2018). *La cesta online crece en España un 11,7%*. <https://es.kantar.com>
- Kranz, M. (2017). Industrial applications are the juicy part of the Internet of Things. *LSE Business Review*.
- Kumar, V., & Raheja, E. G. (2012). Business to business (b2b) and business to consumer (b2c) management. *International Journal of Computers & Technology*, 3(3b), 447–451.
- Lazarsfeld, P. F., & Henry, N. W. (1968). *Latent structure analysis*. Houghton Mifflin Co.
- Lindsay, B., Clogg, C. C., & Grego, J. (1991). Semiparametric estimation in the Rasch model and related exponential response models, including a simple latent class model for item analysis. *Journal of the American Statistical Association*, 86(413), 96–107. <https://doi.org/10.1080/01621459.1991.10475008>
- Lybeck, A., Holmlund-Rytkönen, M., & Sääksjärvi, M. (2006). Store brands vs. manufacturer brands: consumer perceptions and buying of chocolate bars in Finland. *Int. Rev. of Retail, Distribution and Consumer Research*, 16(4), 471–492. <https://doi.org/10.1080/09593960600844343>
- Magidson, J., & Vermunt, J. K. (2001). Latent class factor and cluster models, bi-plots, and related graphical displays. *Sociological Methodology*, 31(1), 223–264. <https://doi.org/10.1111/0081-1750.00096>
- Martínez, A. C. (2013). *Estrategias empresariales en la Web 2.0. Las redes sociales Online*. Editorial Club Universitario.

- Miquel, M.-J., Caplliure, E.-M., Pérez, C., & Bigné, E. (2017). Buying private label in durables: Gender and other psychological variables. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 34, 349–357. <https://doi.org/10.1016/j.jretconser.2016.07.013>
- Morschett, D., Swoboda, B., & Foscht, T. (2005). Perception of store attributes and overall attitude towards grocery retailers: The role of shopping motives. *The International Review of Retail, Distribution and Consumer Research*, 15(4), 423–447. <https://doi.org/10.1080/09593960500197552>
- Navarro-García, A., Rondán-Cataluña, F. J., & Rodríguez-Rad, C. J. (2014). Análisis clúster en las franquicias españolas internacionalizadas. Identificación mediante segmentación de clases latentes. *Revista Europea de Dirección y Economía de La Empresa*, 23(2), 51–60. <https://doi.org/10.1016/j.redec.2013.01.001>
- Negri, F. (2014). Consumer Engagement in a Private Label Online Community. In *National Brands and Private Labels in Retailing* (pp. 161–168). Springer. [https://doi.org/10.1007/978-3-319-07194-7\\_16](https://doi.org/10.1007/978-3-319-07194-7_16)
- Nielsen. (2017). *Estudio marca distribuidor*. <http://www.nielsen.com/es>
- Nylund-Gibson, K., Grimm, R. P., & Masyn, K. E. (2019). Prediction from latent classes: A demonstration of different approaches to include distal outcomes in mixture models. *Structural Equation Modeling: A Multidisciplinary Journal*, 26(6), 967–985. <https://doi.org/10.1080/10705511.2019.1590146>
- Ocloo, C. E., Xuhua, H., Akaba, S., Shi, J., & Worwui-Brown, D. K. (2020). The Determinant Factors of Business to Business (B2B) E-Commerce Adoption in Small-and Medium-Sized Manufacturing Enterprises. *Journal of Global Information Technology Management*, 1–26. <https://doi.org/10.1080/1097198X.2020.1792229>
- OCU. (2019). *Observatorio de precios de OCU*. <https://www.ocu.org/consumo-familia/supermercados/informe/observatorio-precios-de-ocu/informe-anual-2019>
- PWC total retail. (2015). *Las empresas de distribución y consumo en la era de la disrupción*. <https://www.pwc.es/es/publicaciones/retail-y-consumo/assets/informe-total-retail-2015-resumen-ejecutivo.pdf>
- Rohm, A. J., & Swaminathan, V. (2004). A typology of online shoppers based on shopping motivations. *Journal of Business Research*, 57(7), 748–757. [https://doi.org/10.1016/S0148-2963\(02\)00351-X](https://doi.org/10.1016/S0148-2963(02)00351-X)
- Russell, G. J., & Kamakura, W. A. (1997). Modeling multiple category brand preference with household basket data. *Journal of Retailing*, 73(4), 439–461. [https://doi.org/10.1016/S0022-4359\(97\)90029-4](https://doi.org/10.1016/S0022-4359(97)90029-4)
- Sethuraman, R. (2001). What makes consumers pay more for national brands than for store brands-image or quality? *Review of Marketing Science WP*, 318. <https://dx.doi.org/10.2139/ssrn.310883>
- Soysuperblog. (2019). *¿Cómo evolucionan los precios de los supermercados online?* <https://blog.soysuper.com/como-evolucionan-los-precios-de-los-supermercados-online/>
- Stafford, M. R. (2005). Introduction to the special issue on e-marketing. *Marketing Theory*, 5, 1. <https://doi.org/10.1177/1470593105049598>
- Symphony IRI. (2019). *La marca de distribución en España*. <http://www.iriworldwide.com/it-IT>
- Taylor, S., Graff, M., & Taylor, R. (2020). How can you persuade me online? The impact of goal-driven motivations on attention to online information. *Computers in Human Behavior*, 105, 106210. <https://doi.org/10.1016/j.chb.2019.106210>

- Theodoridis, P. K., & Chatzipanagiotou, K. C. (2009). Store image attributes and customer satisfaction across different customer profiles within the supermarket sector in Greece. *European Journal of Marketing*. <https://doi.org/10.1108/03090560910947016>
- Uebersax, J. S. (1993). Statistical modeling of expert ratings on medical treatment appropriateness. *Journal of the American Statistical Association*, 88(422), 421–427. <https://doi.org/10.1080/01621459.1993.10476291>
- Vermunt, J. K., & Magidson, J. (2003). Latent class models for classification. *Computational Statistics & Data Analysis*, 41(3–4), 531–537. [https://doi.org/10.1016/S0167-9473\(02\)00179-2](https://doi.org/10.1016/S0167-9473(02)00179-2)
- Watson, G. F., Worm, S., Palmatier, R. W., & Ganesan, S. (2015). The evolution of marketing channels: Trends and research directions. *Journal of Retailing*, 91(4), 546–568. <https://doi.org/10.1016/j.jretai.2015.04.002>
- Wedel, M., & DeSarbo, W. S. (1994). A review of recent developments in latent class regression models. *Advanced Methods of Marketing Research*, R. Bagozzi (Ed.), Blackwell Pub, 352–388.

## ORCID

Eloy Gil Cordero

<https://orcid.org/0000-0003-0151-8437>

Francisco Javier Rondan Cataluña

<https://orcid.org/0000-0003-0368-5335>

