



Intensidad exportadora e interacción entre fortalezas del marketing mix: un análisis basado en redes neuronales artificiales

GUTIÉRREZ-VILLAR, BELÉN

Departamento de Comercialización e Investigación de Mercados
Universidad Loyola Andalucía, Córdoba (España)
Correo electrónico: belengut@uloyola.es

MONTERO-SIMÓ, MARÍA JOSÉ

Dpto. Comercialización e Investigación de Mercados, Univ. Loyola Andalucía
Correo electrónico: jmontero@uloyola.es

ARAQUE-PADILLA, RAFAEL ÁNGEL

Dpto. Comercialización e Investigación de Mercados, Univ. Loyola Andalucía
Correo electrónico: raraque@uloyola.es

CASTRO-GONZÁLEZ, PILAR

Dpto. Comercialización e Investigación de Mercados, Univ. Loyola Andalucía
Correo electrónico: pcastro@uloyola.es

RESUMEN

Entre los factores determinantes de la actuación exportadora de las empresas, numerosos estudios han subrayado la relevancia del *mix* de marketing. Generalmente, la mayoría de los estudios abordan el análisis de las variables centrado en estrategias específicas, en particular fenómenos de estandarización-adaptación. El presente estudio analiza si existe un efecto interactivo de fortalezas generadas en las diferentes variables del *mix* de marketing que pueda asociarse a diferentes perfiles exportadores.

Para ello, se ha empleado el algoritmo *Extreme Learning Machine* (ELM) dentro de los procedimientos Perceptrón Multicapa (MLP) de Redes Neuronales Artificiales (RNA). Asimismo, el análisis se combina con un novedoso procedimiento de análisis de sensibilidad desarrollado *ad hoc* para este estudio, el cual permite conocer los efectos individuales e interactivos de las variables predictoras sobre la variable dependiente en problemas clasificatorios de naturaleza dicotómica.

Los resultados obtenidos nos permiten corroborar la existencia de los efectos interactivos postulados, poniendo al mismo tiempo de manifiesto la utilidad de las RNA y del análisis de sensibilidad propuesto para la investigación en el área de marketing y, específicamente, para los estudios de internacionalización de empresas.

Palabras clave: internacionalización; marketing mix; redes neuronales artificiales; Extreme Learning Machine; análisis de sensibilidad.

Clasificación JEL: F2; M310.

MSC2010: 90B15; 62P20.

Export Intensity and Interaction between Marketing Mix: An Analysis based on Artificial Neural Networks

ABSTRACT

Among the determining factors in export activity, many studies have highlighted the relevance of the marketing mix. Generally, the majority of them use a variables analysis to focus on specific strategies, in particular, standardized-adaptations. This paper analyzes if there is an interactive effect of strength generated in different variables of the marketing mix that can be associated with different export profiles.

The Extreme Learning Machine (ELM) algorithm has been used within the Multilayer Perceptron (MLP) of Artificial Neural Networks (ANN). In addition, the analyses combine a novel approach for sensitivity analysis developed *ad hoc* for this paper to determine the individual and interactive effects of predictable variables on the dependent variable in classification problems of a dichotomous nature.

The results obtained allow us to confirm the existence of the postulated interactive effects, simultaneously revealing the usefulness of ANN and of the sensitivity analysis proposed for research in the area of marketing and, specifically, in firms' internationalization studies.

Keywords: internationalization; marketing mix; Artificial Neural Networks; Extreme Learning Machine; sensitivity analysis.

JEL classification: F2; M310.

MSC2010: 90B15; 62P20.



1. INTRODUCCIÓN

Son muchos los estudios empíricos que corroboran la mayor eficiencia de las empresas exportadoras, lo que les permite afrontar en mejores condiciones la compleja situación económica y vislumbrar mejores perspectivas de futuro. En este sentido, un reciente estudio realizado por el Banco España¹ (2012), al delimitar las características de las empresas españolas que exportan frente a las que no lo hacen, señala que las primeras se caracterizan por su mayor productividad e intensidad innovadora y presentan un menor ratio de temporalidad y una diversidad más elevada en sus fuentes de financiación.

Hoy nadie parece discutir que la internacionalización es uno de los elementos clave para el buen funcionamiento de una empresa y sus perspectivas de futuro. Siendo así, el estudio de los factores que contribuyen al resultado exportador de las organizaciones ha sido uno de los temas que más ha centrado la atención de los investigadores. Muchos son los trabajos realizados hasta la fecha con el objeto de explicitar y sintetizar el conocimiento sobre las variables que influyen en el perfil exportador de las empresas (Madsen, 1987; Aaby y Slater, 1989; Zou y Stan, 1998, Leonidou *et al.*, 2002; Julien y Ramangalahy, 2003).

No obstante, no parece existir consenso sobre cuáles son los determinantes que afectan a la actuación de las empresas exportadoras (Losada y otros, 2006). Partiendo de una extensa revisión de la literatura científica publicada entre 1998 y 2005 en las revistas de marketing e internacionalización más reconocidas, Sousa y otros (2008) identifican y examinan factores externos e internos de influencia. Así, entre los factores internos más analizados como antecedentes del comportamiento exportador destaca la estrategia de marketing, siendo la variable producto el aspecto que más atención suscita, seguido del precio, la comunicación y la distribución.

Generalmente, los estudios que analizan la influencia de las variables de marketing suelen basarse en la conveniencia de su adaptación o estandarización a los mercados exteriores (Navarro y otros, 2013; Magnusson y otros, 2013), pero es menos frecuente analizar en qué medida dichas variables son percibidas por las empresas como recursos clave en su proceso de internacionalización. En esos casos, lo habitual es presentar resultados basados en opiniones de directivos sobre algunas de las “cuatro pes” (producto, precio, comunicación y distribución), pero evaluando sólo los efectos una a una, sin considerar la posibilidad de que se produzca un efecto de interacción entre ellas que multiplique el efecto global. Este punto nos parece de gran interés toda vez que pondría en valor el hecho de que no sólo tiene importancia la generación de fortalezas competitivas en una u otra variable de marketing, sino también cómo la empresa puede tener mejores o peores resultados en función de cómo configure su combinación de variables en el diseño de su estrategia comercial. Esta cuestión ha estado en el origen de este

¹ Los datos de las empresas analizadas se corresponden con el período 2008-2010 que, como se presenta más adelante, son prácticamente coincidentes en tiempo con los captados y empleados para este trabajo.

trabajo. Por tanto, el objetivo que nos proponemos aquí es estudiar si las diferencias entre perfiles exportadores pueden en parte explicarse por un efecto interactivo de fortalezas generadas en las diferentes variables del *mix* de marketing. Para ello, habrá que demostrar en primer lugar que existe una asociación entre el perfil exportador de las empresas y las fortalezas generadas en las variables del *mix* tomadas en su conjunto. Dado lo anterior, habrá que comprobar que esa diferencia es debida tanto al efecto de cada variable, como al efecto conjunto de todas ellas que se ha postulado.

Cabe añadir que, a nivel procedimental, este trabajo pretende ser también novedoso: se utilizan las redes neuronales artificiales (RNA) para el análisis, la contrastación y la validación de las hipótesis de investigación, aportando con ello más evidencias empíricas de la eficacia de la inteligencia artificial en el estudio de las ciencias sociales, en general, y de la internacionalización en particular; además, se propone un procedimiento original para conocer la importancia relativa de las variables predictoras en el resultado clasificatorio obtenido del algoritmo RNA, un análisis de sensibilidad novedoso que trabaja sobre las funciones resultantes de la red y no sobre los datos de la muestra de empresas.

Para el logro de los objetivos planteados, el cuerpo del presente trabajo se ha estructurado en cinco apartados, además de esta introducción. Así, en la segunda sección se justifican las hipótesis de estudio a la luz de la revisión teórica realizada; en la tercera sección, se expone el diseño de la investigación; en la cuarta se continúa con la metodología empleada; para terminar, en la sección quinta, con los resultados y en la sexta con las conclusiones derivadas del estudio.

2. HIPÓTESIS DE ESTUDIO

El *marketing mix* es esencialmente un conjunto controlado de variables de decisión que los directivos de marketing, o “mezcladores de ingredientes” –como le gustaba definir a su creador, Borden, allá por 1964– manipulan a fin de formular políticas para mejorar los resultados del negocio y optimizar los recursos invertidos. La mayoría de los profesionales de marketing tiene en cuenta la mezcla como el *kit* de herramientas de comercialización de transacciones y arquetipo para la planificación de marketing operacional (Grönroos, 1994). Aunque la evidencia empírica sobre el papel exacto y la contribución de la mezcla de marketing para el éxito de las organizaciones es muy limitada, varios estudios confirman que las cuatro pes del *mix* son la plataforma conceptual en la que confían los profesionales que se ocupan de cuestiones tácticas/operativas de marketing (Sriram y Sapienza 1991; Romano y Ratnatunga 1995; Coviello *et al.* 2000). Así, aunque hoy por hoy mucho se discute a nivel académico sobre el valor y la vigencia del paradigma del *marketing mix*, parece que a nivel gerencial las cuatro pes siguen siendo cruciales para el diseño de la estrategia competitiva de la empresa.

Son diversos los autores que han analizado la relación de la estrategia de marketing, medida a través de diferentes variables del *mix*, con el perfil exportador de las empresas. Una de

las primeras investigaciones que indagaba sobre esta relación fue la de Cavusgil (1983), donde se identificaba cuatro grupos de variables significativas en la estrategia de marketing: oferta de la empresa en términos de calidad, servicio post-venta, el papel de los distribuidores, las actividades de promoción y la variable precio. Estos resultados fueron avalados y ampliados por autores como Moini (1995), Kaleka y Katsikeas (1995), Katsikeas *et al.* (1996), Zou *et al.* (2003), Morgan *et al.* (2009) y Morgan *et al.* (2012).

En España se han hecho también estudios en la misma línea, como es el caso de Gómez y Valenzuela (2005), donde a partir de una muestra de empresas exportadoras “activas” españolas, demostraron que los diferentes niveles de actuación exportadora están relacionados con diferentes elementos de la estrategia de marketing tales como la adaptación del producto, el nivel de precios, la adaptación de la marca y la elección de los canales de distribución, siendo esta última la variable más explicativa. En la misma idea incide Pla-Barber *et al.* (2010), Martínez-Villavicencio (2011), Navarro *et al.* (2011) y Fernández *et al.* (2007).

Si se revisa en detalle la literatura en temas de exportación y marketing mix, lo más común es encontrar trabajos que abordan las cuatro pes una a una, no coincidente en sus resultados, y con una amplia atención en la disyuntiva entre adaptación versus estandarización. Así, la variable producto es la variable más estudiada en relación con el comportamiento exportador de la empresa (Piercy *et al.*, 1998; Brouthers y Xu, 2002; Morgan *et al.*, 2004; Brouthers y Nakos, 2005). Más específicamente, se ha puesto de manifiesto la especial relevancia de la calidad por su influencia en el proceso de internacionalización. Por lo que respecta al precio, se centran en el análisis de la influencia de la estandarización de precios sobre la actuación exportadora, llegándose a resultados contradictorios (Zou *et al.*, 1997; Lages *et al.*, 2008; Sousa y Lengler, 2009; Navarro *et al.*, 2010; Navarro *et al.*, 2011; Martínez-Villavicencio, 2011).

En otros casos, la actuación exportadora de la empresa también se ha relacionado con la estrategia de comunicación en numerosos estudios (Gómez y Valenzuela, 2005; Sousa *et al.*, 2008; Estrella *et al.*, 2012). Por último, son diversos los estudios que ponen de manifiesto la relación entre la variable distribución y el perfil exportador de las empresas (Alonso y Donoso, 2000; García-Canal, 2004; Gómez y Valenzuela, 2005; Aragón y Monreal, 2008; Navarro *et al.*, 2011; Estrella *et al.*, 2012).

Sin embargo, no son frecuentes los estudios sobre internacionalización en los que se analiza la influencia de la interacción de las variables en los resultados empresariales. Tal y como se abordan generalmente los trabajos, la ejemplificación concreta de estrategias en las diferentes variables puede dar lugar a una casuística interminable que dificulta alcanzar resultados claros sobre la importancia de las diferentes variables, aisladamente y en conjunto.

Pero sin duda es comúnmente defendido en el ámbito académico que las “pes” de marketing, ya sean cuatro o más, no deben entenderse como piezas independientes, sino como una combinación coherente y eficaz. Esta idea de la combinación, aunque poco cuestionada, ha

sido escasamente refrendada a nivel empírico. A modo de ejemplo, cabe citar la contribución de Bruner II (1989), quien hace hincapié en la necesidad de buscar las sinergias que se producen entre las variables en lugar de buscar la optimización de las mismas individualmente.

En consecuencia, cabe pensar que la existencia de diferencias en intensidad exportadora no solo tiene que ver con la optimización de estrategias individuales en las variables del *mix*, sino también con una optimización sinérgica del conjunto. Por otro lado, a nuestro modo de ver, esa casuística de estrategias específicas que dificulta el análisis de ese efecto combinado podría paliarse si las variables de marketing se abordaran en tanto que fortalezas competitivas generadas en mayor o menor grado por las empresas exportadoras en su actividad, en lugar de incidir sólo sobre aspectos concretos (por ejemplo, cuando se estudia el producto incidir únicamente en la calidad técnica). Sin duda, esto supone renunciar a concreción, al no incidir en cuáles serían las estrategias específicas para cada uno de los pilares del mix que conducen a un mayor resultado exportador, en aras a comprender mejor el papel que juega cada una de las 4 pes como fortalezas competitivas, independientemente del contexto en el que se desarrolle la actividad exportadora de la empresa.

Basándonos en todo lo anterior, formulamos las siguientes dos hipótesis:

H1: La importancia competitiva en las variables del mix de marketing se asocia con el perfil exportador de las empresas. Concretamente, es posible distinguir a las empresas con mayor intensidad exportadora atendiendo a la importancia competitiva otorgada a las “cuatro pes” de la estrategia comercial.

H2: La diferencia entre perfiles exportadores de empresas no solo se debe al efecto individual generado por la fortaleza competitiva desarrollada en cada variable del marketing mix, sino también a un efecto conjunto y relevante que surge de la interacción entre fortalezas competitivas.

3. DISEÑO DE LA INVESTIGACIÓN

3.1 Captación de la información

El presente trabajo se nutre de parte de la información captada en una investigación más amplia diseñada y emprendida con otras universidades europeas². En este trabajo solo se han utilizado algunas de las preguntas y respuestas recopiladas sobre datos de exportación y valoraciones de las variables de marketing correspondientes a las empresas exportadoras españolas de la muestra.

² Los principales resultados del estudio internacional mencionado pueden consultarse en el libro *European Studies on Intercultural dimension of International Business* (Horská *et al.*, 2011).

Para la selección de la muestra española del estudio, se recurrió a la base de datos “España 25.000” (2007), editada por Fomento de la Producción, S.L.³ De las 25.000 empresas aparecían registradas 780 empresas exportadoras, de las cuales se eliminaron aquellas con capital extranjero, quedando finalmente un total de 630 empresas.

La recogida de información se efectuó mediante el uso de un cuestionario autoadministrado. Para ello, se recurrió al correo electrónico hasta en tres ocasiones; al mismo tiempo, se hizo un envío postal adicional y se apoyó con llamadas telefónicas solicitando su cumplimentación. Todo ese proceso de captación de información implicó nueve meses comprendidos entre junio de 2008 y febrero de 2009.

De las 630 empresas a las que se les envió el cuestionario, siguiendo las distintas vías, vinieron devueltos 33 cuestionarios por no ser correcta la dirección de envío. De las restantes, se recibieron correctamente cumplimentados 64 cuestionarios, lo que representa un 10,7% de tasa de respuesta. No obstante, en esta investigación el número de empresas se ha reducido a 32, una vez eliminados los cuestionarios que contenían algún valor perdido en el conjunto de preguntas objeto de la misma.

3.2 Descripción de las variables

En nuestro estudio, la variable perfil exportador o desempeño exportador la determinamos con la intensidad exportadora (porcentaje de ventas sobre ventas totales de cada empresa en 2007), tal y como se lleva a cabo en numerosos estudios (Dhanaraj y Beamish, 2003; Morgan *et al.* 2004; Claver *et al.* 2006; Flor y Oltra, 2010).

Inicialmente, se proporcionó a los encuestados una escala con 7 intervalos de valores; sin embargo, para el objeto de este análisis y dado el reducido tamaño de la muestra, se han reducido a dos las posibilidades, quedando por tanto la categorización de la empresas reducida a dos grupos: empresas con alta intensidad exportadora (es decir, aquellas cuyas ventas en mercados distintos al nacional es superior o igual al 75%) y resto de empresas exportadoras (cuyo porcentaje de ventas en mercados extranjeros no llega al 75%), dicotomización que se considera adecuada para el número de observaciones manejadas (32 empresas)⁴.

³ La base de datos contiene los principales datos actualizados de 25.000 compañías españolas, tales como señas postales, web, correo electrónico y cargos directivos. También detalla la actividad de cada empresa, participación extranjera en su capital, filiales dentro y fuera de España, principales accionistas y en algunos casos, volumen de producción y localización de las factorías.

⁴ Un procedimiento de agrupación de la variable intensidad exportadora es empleado por Graves y Thomas (2006), distinguiendo entre empresas locales o no exportadoras, empresas moderadamente exportadoras (si se encuentran por debajo de la mediana del ratio) y empresas intensamente exportadoras (si se encuentran por encima de la mediana del ratio). Moini (1995) la emplea conjuntamente con el crecimiento de las exportaciones como variable dependiente. De esta forma, establece tres grupos de empresas en función del valor de sendas variables.

La operativización de las variables explicativas –las cuatro pes del *mix*– se ha basado en la importancia otorgada por las empresas a las diferentes variables del *mix* de *marketing* en tanto que fortalezas reconocidas para la actividad exportadora. Es decir, se ha partido de la percepción que tiene el personal directivo respecto de las posibles ventajas competitivas en el ámbito de *marketing* generadas por su propia empresa. Esta manera de proceder tiene precedentes en estudios sobre el perfil de las empresas exportadoras. Así, autores como Reuber y Fischer (1998) defienden que las decisiones asociadas al proceso de internacionalización dependen, en última instancia, de las motivaciones y habilidades de los directivos implicados en el proceso. Según Leonidou *et al.* (1998), las aptitudes y actitudes de los directivos, como la confianza que ellos tengan en el éxito de la estrategia exterior, resultan determinantes a la hora de explotar las capacidades competitivas de la empresa en los mercados internacionales.

La evaluación de estas percepciones sobre el grado de fortaleza competitiva se ha hecho a partir de las puntuaciones otorgadas en una escala de 1 a 10 para cada una de las variables, valoradas independientemente unas de otras.

4. METODOLOGÍA

En los últimos veinte años las redes neuronales artificiales han irrumpido como una poderosa herramienta para el modelado estadístico orientado principalmente al reconocimiento de patrones (tanto para dar respuesta a problemas de clasificación como de predicción). Tanto interés han despertado estas técnicas que se habla de la existencia de más de 40 paradigmas de RNA usados en los diferentes campos en los que han sido aplicadas. Por ello, se ha considerado conveniente incluir en este apartado una breve descripción del algoritmo empleado en este trabajo *Extreme Learning Machine* (ELM) dentro de los procedimientos *Perceptron Multicapa* (MLP).

Se incluye también, en segundo lugar, la descripción de los fundamentos de un nuevo procedimiento de análisis de sensibilidad para la RNA que permita conocer el efecto o influencia de cada una de las variables predictoras sobre la variable dependiente en un problema clasificatorio de naturaleza dicotómica.

4.1. Redes Neuronales Artificiales: técnicas *Perceptrón Multicapa* y procedimiento *Extreme Learning Machine*

Las redes neuronales artificiales (RNA), clasificables como modelos matemático-computacionales, se están utilizando, tanto de forma individual, como unidas a otros métodos, en múltiples disciplinas científicas, pues poseen una elevada capacidad de generalización y de tratamiento de problemas y se han revelado como muy útiles para la modelización de fenómenos complejos en los que aparecen relaciones no lineales entre las variables, sin requerir

el conocimiento exhaustivo de la distribución de las variables de estudio. Hoy en día las RNA han demostrado resultados satisfactorios en la solución de problemas complejos, constituyendo una herramienta útil en el ámbito del análisis de datos en diferentes áreas o disciplinas: Medicina, Economía, Ingeniería, Biología y Psicología (Cajal y otros, 2001). Concretamente, en el ámbito de las decisiones económicas y empresariales, han sido muchas las aportaciones en temas del área de finanzas y contabilidad junto con el análisis de cuestiones relativas al marketing, como es el caso que nos ocupa. A modo de ejemplo, cabe citar que en la actualidad un equipo de investigadores españoles está desarrollando un modelo con redes neuronales que pretende diseñar una herramienta que permita estimar el grado de éxito o fracaso empresarial de un emprendedor al comienzo de su andadura (García Fernández y otros, 2012).

Los diferentes tipos de conexión entre las neuronas y los algoritmos de aprendizaje dan lugar a diversos tipos de redes neuronales artificiales. Sin pretender, por motivos obvios, hacer una lista exhaustiva de las aplicaciones de las RNA dentro del campo de las ciencias sociales, hay que indicar que se están utilizando fundamentalmente en una doble dirección: predicción y clasificación, siendo el perceptrón multicapa y los mapas auto-organizativos, los tipos de redes más utilizadas para estos propósitos.

Como se mencionó anteriormente, en este trabajo se ha recurrido a la primera de las técnicas citadas –perceptrón multicapa–. A continuación se describen brevemente algunas de sus características principales, para converger en el algoritmo *Extreme Learning Machine* (ELM) base para la elaboración de la RNA estimada en la presente investigación.

Las RNA del tipo *perceptrón multicapa* (MLP, *multilayer perceptron*) cuentan en la actualidad con amplio respaldo en la literatura. Justamente, este algoritmo es capaz de actuar como un aproximador universal de funciones. Esta propiedad convierte a las MLP en herramientas de propósito general, flexibles y no lineales.

A modo de breve descripción, cabe decir que una red del tipo MLP consta de, al menos, tres capas: la capa de entrada, una o más capas intermedias (o capas ocultas) y la capa de salida. No obstante, se ha demostrado que para la mayoría de problemas es suficiente con una sola capa oculta (Funahashi, 1989). Así, una red MLP estándar está compuesta únicamente por una capa oculta de H neuronas. Los pesos de la capa de entrada conectan las n variables de entrada con las H neuronas, mientras que en una segunda capa de pesos conecta las salidas de las H neuronas con la m unidades de salida del MLP.

Siguiendo lo propuesto por Huang y otros (2006), el algoritmo ELM, que es el que más se usa en este caso, está fundamentado en que una red MLP compuesta por H neuronas, cuyos pesos de entrada están inicializados aleatoriamente, pueden “aprender” n distintos casos de entrenamiento produciendo un error cero, siendo $N \geq H$, y aproximar cualquier tipo de función continua. Como apuntan García y otros (2008), el procedimiento ELM proporciona un

entrenamiento rápido y eficiente para los MLP, aunque sea necesario pre-establecer el número de neuronas ocultas.

Visto lo anterior, esta investigación presenta en el bloque de resultados (ver apartado 5.1) una red neuronal cuya arquitectura responde a 4 nodos de entrada (uno por variables explicativa), 2 nodos de salida (uno para cada una de las dos categorías de clasificación) y 10 nodos en su única capa intermedia. En cuanto a la función de transferencia, hemos optado por una función polinomial de tercer grado, función que cumple las necesarias condiciones, de no decrecimiento y ser sigmoideal. Se proponen dos ecuaciones para la red, (ϕ_+, ϕ_-) , cada una asociada a un nodo de salida. Estas ecuaciones recogerán, para cada caso, el grado de afinidad con cada uno de los dos grupos de la variable dependiente. Concretamente, a partir de las variables explicativas (producto, precio, comunicación y distribución), se construye para cada una de las dos categorías de la intensidad exportadora (menos y más exportadoras) una función que mide el grado de semejanza previsible con cada categoría (ϕ_- en el caso menos exportador y ϕ_+ en el más exportador) y que son evaluadas para cada empresa, asignándola al grupo cuya función presente un valor mayor. A modo de ejemplo, una empresa será estimada como más exportadora siempre que su valor ϕ_+ sea superior al de ϕ_- . Para la estimación de los parámetros de las funciones se ha recurrido al procedimiento ELM.

Por último, resta añadir que son también varios los métodos empleados en la validación de estos procedimientos. Así, según Masters (1993), existe un amplio abanico de medidas de rendimiento de las redes neuronales artificiales: la media cuadrática del error, el análisis de las matrices de confusión o los índices de sensibilidad y especificidad, entre otras. En este trabajo se ha validado la red acudiendo a un doble procedimiento, habitual en este tipo de investigaciones: el análisis de las matrices de confusión, por un lado, y los índices de sensibilidad, y especificidad por el otro.

4.2. Análisis de sensibilidad en redes neuronales artificiales y efecto de las interacciones entre las variables

Sin embargo, no todo son ventajas en la utilización de las redes neuronales artificiales. Así, son procedimientos a menudo entendidos como “cajas negras”: nos conducen con versatilidad y flexibilidad a un resultado y permiten afirmar con rotundidad si las clasificaciones obtenidas son o no correctas, pero no es fácil comprender los efectos de las variables explicativas y, a menudo, en los terrenos y disciplinas como la que nos ocupa, los investigadores en ciencias sociales solemos quedar un poco “insatisfechos” por no poder obtener algo más de información de cara a obtener interpretaciones o recomendaciones, en pro del mejor conocimiento de la categoría “a favor de la que se intentaría remar”, como en nuestro caso sería comprender mejor cómo actúa la estrategia comercial a favor de potenciar un mayor perfil exportador.

Pero la tendencia a considerar estos sistemas como cajas negras ha disminuido considerablemente los últimos años. Estudios recientes están abriendo la caja negra en gran medida por el estudio del efecto o contribución que cada variable *input* presenta sobre el *output* a la luz principalmente del análisis de sensibilidad. Así, el análisis de sensibilidad de una red neuronal tiene por objeto determinar el efecto que tiene el cambio de cada una de las variables sobre el resultado de la clasificación.

La forma en que normalmente se mide la sensibilidad de un procedimiento numérico es evaluar, variable a variable, de una u otra forma, la respuesta que se produce en el resultado (cambio en la clasificación o valor predichos) frente a cambios de valor en una de las variables independientes bajo el supuesto de permanecer constantes el resto. Concretamente, el procedimiento más usual con redes neuronales consiste en valorar el resultado que, sobre la clasificación tienen variaciones graduales de cada variable independiente, situado el resto de ellas en sus valores medios⁵. Entendemos que este procedimiento presenta dos inconvenientes:

- Primero, no mide realmente la sensibilidad del modelo, sino la sensibilidad de los resultados. En la práctica, esto supone asumir el carácter de caja negra de la red neuronal y solo se evalúan los cambios en la clasificación estimada (salida de la red) frente a variaciones en las entradas sin tener en cuenta la relación funcional entre variables de entrada y salida.
- El segundo inconveniente del análisis de sensibilidad “clásico” es que, al tratarse de análisis unidimensionales, no se tiene en cuenta la posibilidad de interacción entre las variables independientes del modelo. Entendemos que esta medición unidimensional de la sensibilidad es, en el caso que nos ocupa, insuficiente: cada variable del marketing puede tener efecto por sí sola, pero en la realidad empresarial no operan de forma aislada, por lo que es necesaria una medición de la sensibilidad que tenga en consideración no solo el impacto de cada una de las variables, sino también el de sus posibles combinaciones de cara a cuantificar el efecto real de las medidas adoptadas sobre el resultado exportador de una empresa. Esto permitiría mejorar los efectos en materia de exportación, pues orientaría a cada empresa sobre mejores alternativas (combinaciones) de su mix de marketing.

Para superar estos inconveniente, en esta investigación se presentan los resultados obtenidos a través de una novedosa y diferente aproximación al problema de la sensibilidad, basados en un análisis funcional, no empírico, a través de la función de diferencia entre clasificadores. A continuación se describe el procedimiento empleado:

⁵ A modo de ejemplo, cabe citar el trabajo de Lucia-Casademunt, Ana M^a y otros (2013), en el que se recurre a este procedimiento para comprender el efecto de las variables explicativas sobre la mayor o menor implicación laboral de los trabajadores asalariados.

- Se parte de las dos funciones que se estiman en la red para cada uno de los dos grupos (ϕ_- y ϕ_+) que, como se expuso anteriormente, miden el grado de afinidad previsible a cada uno de una empresa.
- Se construye la diferencia entre ambas, $\phi = \phi_+ - \phi_-$, que mide la propensión de cada empresa a ser exportadora: cuanto mayor sea su valor mayor será la afinidad con la actitud exportadora.
- Esta función diferencia es descompuesta siguiendo el procedimiento propuesto por Sobol (2001) que, análogamente a la descomposición clásica de la varianza en los modelos ANOVA, permite dividir la variabilidad de una función (medida mediante cálculo integral) en partes atribuibles tanto a cada una de sus variables, como al efecto no separable de éstas (su interacción).

La aplicación de esta metodología a nuestro problema permite obtener:

$$\phi(Q, P, C, D) = \phi_Q(Q) + \phi_P(P) + \phi_C(C) + \phi_D(D) + R(Q, P, C, D), \text{ (Ec. 1)}$$

expresión que indica que la diferencia en resultado de la clasificación (miembro de la izquierda) puede ser explicada en parte por cada una de las cuatro variables en sí (los cuatro primeros sumandos de la descomposición recogen este efecto) y en parte por su combinación (reflejada en el último).

Construida funcionalmente esta descomposición (Ec. 1), la variabilidad de cada una de las funciones que figuran en su miembro de la derecha indicará, expresada como fracción de la variabilidad total (la del miembro de la izquierda), la influencia sobre el resultado exportador de cada una de las cuatro variables o de su conjunto. Para la medición de estas variabilidades se ha calculado la varianza funcional de cada una de ellas dada en general por la expresión:⁶

$$V(f) = \int f^2 - \left(\int f \right)^2$$

Con este procedimiento se resuelven los dos problemas anteriormente planteados: por una parte, la sensibilidad es medida en forma funcional y, por otra, se tienen en cuenta todas las variables independientes actuando simultánea y conjuntamente.

5. RESULTADOS

A continuación se presentan los procedimientos seguidos y resultados obtenidos tras su aplicación, distinguiendo en razón a las metodologías explicadas *ut supra*. Así, en primer lugar, aparecen los correspondientes a la construcción y validación de la red neuronal necesarios para la contrastación de la Hipótesis 1. Con posterioridad, se presentan los cálculos y valores obtenidos según el procedimiento diseñado para realizar el análisis de sensibilidad de la red neuronal que permitirán, en su caso, la aceptación de la Hipótesis 2 planteada en el este trabajo.

⁶ En el artículo de Sobol ya citado pueden encontrarse los detalles de esta descomposición.

5.1. Clasificación con Red Neuronal Artificial: diseño y evaluación de la red; validación en su caso de la Hipótesis 1

Por lo que respecta a los requisitos necesarios para la aplicación de una red neuronal artificial, en lo relativo a las variables explicativas, la técnica resulta adecuada al tratarse de variables de entrada en escala Likert que se encuentran a mitad de camino entre lo cualitativo y lo cuantitativo. Para disipar las posibles dudas que cabría plantearse por el pequeño tamaño de la muestra (32 empresas), consideramos oportuno hacer una consideración sobre la validez de las RNA cuando se dispone de muestras de reducido tamaño. Como ocurre con cualquier procedimiento estadístico, los resultados que se obtienen al construir una red neuronal son tanto más robustos cuanto mayor es el tamaño de la muestra con que se entrena. Pero, a diferencia de otros métodos, es posible su estimación incluso con muestras pequeñas, como puede verse, por ejemplo, en los trabajos de Ricks y Ventura (2003) o Setiono (2001)⁷.

Así, sin desdeñar otras ventajas del ELM, recientemente se están publicando trabajos que confirman su mínima sensibilidad al tamaño muestral; muy interesante es, en este sentido, la investigación publicada por Pen, Lin y Wang (2013), quienes comparan la exactitud en la clasificación de pacientes con síndrome TDAH usando ELM frente a otros dos algoritmos⁸ y calculando resultados con diferentes tamaños de conjuntos de datos experimentales (de 10 individuos a 110), llegando a concluir que ELM tiene una mayor robustez y adaptabilidad a la muestra. En este sentido apunta también el trabajo de Sánchez-Monedero y otros (2010), al confirmar que ELM es un candidato prometedor como clasificador con muestras pequeñas por su mínima sensibilidad al tamaño muestral.

Proponemos, por tanto, la construcción de una red con la siguiente arquitectura:

- 4 nodos en la capa de entrada, correspondientes a cada una de las 4 variables explicativas: calidad del producto (Q), precio (P), distribución (D) y comunicación (C) normalizadas en el intervalo $[-1,1]$.
- 2 nodos en la de salida, uno para cada una de las dos categorías de clasificación: más exportadoras (E=1) y menos exportadoras (E=0).
- 10 nodos en la capa intermedia.

La función de transferencia elegida (una función polinomial de tercer grado) responde a:

$$g(t) = \begin{cases} 0 & t < -5 \\ \frac{1}{4} \left(2 + 3\frac{t}{5} - \frac{t^3}{25} \right) & -5 \leq t \leq 5 \\ 1 & t > 5 \end{cases}$$

⁷ El trabajo de Ricks y Ventura publicado en 2003 se basa en una muestra de 42 ejemplos y se manejan 4 variables; en la investigación de Setiono (2001), se muestran resultados con 57 ejemplos y 16 variables.

⁸ Se compara ELM con otros algoritmos de aprendizaje supervisado relacionados con la resolución de problemas de clasificación: SVM-Lineal y SVM-RBF (SVM es el acrónimo de Support Vector Machine).

La razón para elegir ésta, y no una *softmax*, arcotangente o función de impulso como suele ser lo habitual, se encuentra en que, cumpliendo las condiciones de ser sigmoideal se adapta mucho mejor al tipo de análisis de sensibilidad que en el artículo se propone por ser más fácil su integración. De hecho, la hemos diseñado específicamente con este fin.

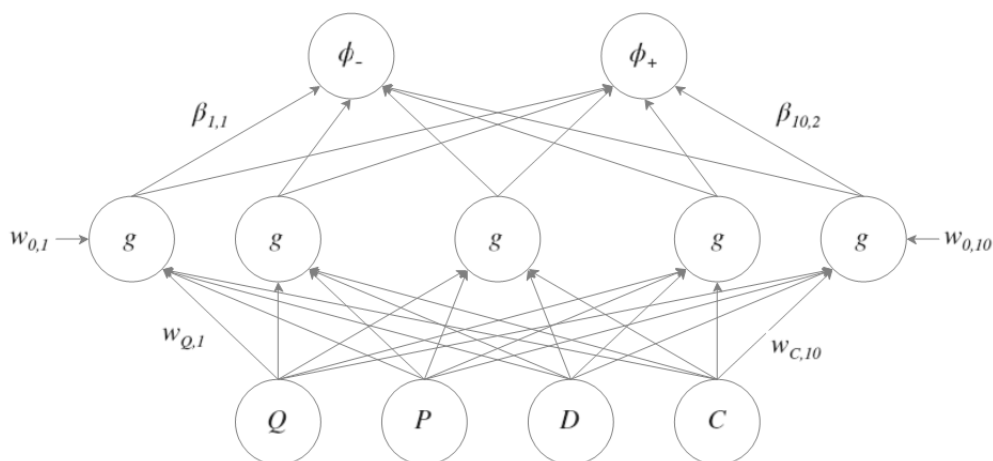
Sobre el número de nodos de la capa oculta, debemos decir que aunque el número de los mismos en las redes perceptrón multicapa puede ser arbitrariamente elegido, el ajuste conseguido es, en general, tanto mejor cuanto más elevado es el número de los mismos aunque incluir un número excesivo conduciría a sobreentrenamiento. En la búsqueda de un buen ajuste sin incurrir en este inconveniente, elegimos el valor 10 obteniendo, como veremos más adelante, un buen resultado en términos de ajuste. En definitiva, el esquema de nuestra red se muestra en la Figura 1, cuyas ecuaciones correspondientes a cada nodo de salida son:

$$\phi_{-}(Q, P, D, C) = \sum_{i=1}^{10} \beta_{i1} g(w_{Q_i} Q + \dots + w_{C_i} C + w_{0_i})$$

$$\phi_{+}(Q, P, D, C) = \sum_{i=1}^{10} \beta_{i2} g(w_{Q_i} Q + \dots + w_{C_i} C + w_{0_i})$$

Estas funciones recogen, para cada empresa, su grado de afinidad con cada uno de los dos grupos (menos y más exportadoras respectivamente) en función de los valores que adoptan sus cuatro variables explicativas. Esta afinidad no es exactamente un grado de pertenencia (no toma valores necesariamente entre 0 y 1), pero sí debe interpretarse de manera parecida. Si, por ejemplo, el valor de la primera es mucho mayor que el de la segunda indicará que, con las características dadas, es mucho más verosímil que la empresa evaluada sea del grupo de las menos exportadoras.

Figura 1. Esquema de la Red Neuronal utilizada en el estudio



Como se comentó con anterioridad, para la estimación de estos parámetros se ha recurrido al procedimiento ELM, seleccionando aleatoriamente los pesos de la primera capa (w) y estimando posteriormente, por mínimos cuadrados, los de la segunda minimizando la suma de

cuadrados de errores entre el output real $-(1,0)$ para la primera clase y $(0,1)$ para la segunda- y el estimado $(\hat{\phi}_-, \hat{\phi}_+)$.

Para la medición del éxito de cada prueba, el conjunto de 32 ejemplos fue dividido en dos submuestras (entrenamiento y test), conteniendo el 75% y el 25% de los elementos de cada una de las dos clases, desechándose las soluciones obtenidas bien por su bajo rendimiento bien por su escasa capacidad de generalización (excesiva diferencia entre los porcentajes de éxito alcanzado en entrenamiento y test).

El resultado final es un clasificador con la siguiente estructura de pesos para la primera capa:

$$w = \begin{pmatrix} 0,834 & 0,407 & 0,495 & 0,815 \\ 0,769 & 0,749 & 0,19 & 0,879 \\ 0,167 & 0,826 & 0,495 & 0,989 \\ 0,862 & 0,790 & 0,148 & 0,001 \\ 0,990 & 0,319 & 0,055 & 0,865 \\ 0,514 & 0,534 & 0,851 & 0,613 \\ 0,884 & 0,090 & 0,561 & 0,990 \\ 0,588 & 0,112 & 0,93 & 0,528 \\ 0,155 & 0,136 & 0,697 & 0,48 \\ 0,200 & 0,679 & 0,583 & 0,801 \end{pmatrix} \quad w_0 = \begin{pmatrix} -0,544 \\ -0,004 \\ 0,802 \\ 0,149 \\ 0,690 \\ 0,477 \\ 0,172 \\ -0,507 \\ 0,333 \\ -0,833 \end{pmatrix}$$

Y con pesos estimados para la segunda:

$$\hat{\beta}_1 = \begin{pmatrix} -207,916 \\ 189,628 \\ -20,714 \\ -2,673 \\ -54,024 \\ -39,079 \\ 54,682 \\ 109,231 \\ -5,462 \\ -26,124 \end{pmatrix} \quad \hat{\beta}_2 = \begin{pmatrix} 210,728 \\ -191,575 \\ 20,663 \\ 3,351 \\ 55,117 \\ 38,258 \\ -55,959 \\ -111,735 \\ 9,351 \\ 25,798 \end{pmatrix}$$

A partir de ambas funciones estimadas, la regla de asignación es asignar una empresa al tipo $-$ (menos exportadoras) si $\hat{\phi}_-(Q, P, D, C) > \hat{\phi}_+(Q, P, D, C)$ y a la clase $+$ (más exportadoras) en caso contrario. A continuación se presentan los resultados del rendimiento de la red, de cara a su validación. Tal y como se apuntó en el apartado de metodología, En este estudio la evaluación del rendimiento se realiza acudiendo a un doble procedimiento: el análisis de las matrices de confusión, por un lado, y los índices de sensibilidad, y especificidad por el otro (ver la Tabla 1).

a) Resultados de evaluación del rendimiento mediante las matrices de confusión.

Las matrices de confusión para las fases de entrenamiento y test son, respectivamente:

$$E = \begin{pmatrix} 15 & 1 \\ 3 & 4 \end{pmatrix} \quad T = \begin{pmatrix} 5 & 1 \\ 1 & 2 \end{pmatrix},$$

en las que las filas representan la pertenencia real y las columnas la estimada. Por ejemplo, en la fase de test un ejemplo de la clase segunda fue asignado a la primera (y, por tanto, erróneamente asignado).

Los porcentajes de buena clasificación en ambas etapas son, respectivamente, del 82,6% y del 77,8%. El hecho de que los porcentajes de éxito sean similares en ambos casos apunta a que el éxito de clasificación (alrededor del 80%) no puede atribuirse a sobreentrenamiento. Por tanto, permite afirmar que el modelo es eficaz de forma global.

b) Resultados de evaluación del rendimiento mediante los índices de sensibilidad y especificidad.

En una red como la nuestra, con dos nodos de salida, que clasifica a cada empresa en mayor intensidad exportadora (E=1) o menor intensidad exportadora (E=0), la sensibilidad del instrumento de diagnóstico como el utilizado aquí se mide por el porcentaje de la clase objeto de estudio –en este caso, las empresas con mayor intensidad exportadora– que el modelo resultante es capaz de clasificar correctamente. Por su parte, la especificidad determinaría el porcentaje de la otra clase –empresas con menor intensidad exportadora– que resulta bien clasificado por la red. En la Tabla 1 se presentan tales indicadores del rendimiento, calculados sobre la fase test. El elevado valor de los indicadores –resultados más que aceptables– nos permiten validar el modelo y por ende confirmar la primera de las hipótesis de esta investigación, siendo posible clasificar e identificar a las empresas muy exportadoras atendiendo a la importancia competitiva que otorgan a las variables del mix de marketing.

Tabla 1: Precisión de los modelos de clasificación

% Clasificación correcto	Índice de rendimiento	RNA (ELM)
Clasificación General	Eficacia	77,8%
Clasificación Clase 1 (altamente exportadoras)	Sensibilidad	66,6%
Clasificación Clase 2 (resto empresas exportadoras)	Especificidad	88,3%

Fuente: elaboración propia

5.2. Análisis de sensibilidad en presencia de interacción: validación en su caso de la Hipótesis 2

Una vez demostrada la capacidad de las redes neuronales como técnica de análisis estadístico para investigar la intensidad exportadora, a continuación se aplica un análisis de sensibilidad cuya finalidad es determinar el efecto o importancia de cada variable del mix de marketing sobre el perfil de las empresas con mayor volumen de exportación, así como la presencia o no de un efecto de interacción entre dichas variables.

La red neuronal que se ha construido en el apartado anterior clasifica a las empresas atendiendo a los valores de cuatro variables explicativas. A partir de estas cuatro variables, se construye, para cada uno de los dos grupos, una función que mide el grado de afinidad previsible al mismo de una empresa (ϕ_- en el caso de las menos exportadoras y ϕ_+ para las que lo son más): por ejemplo, valores bajos de ϕ_+ indicarán poca probabilidad de pertenecer al grupo más exportador, y altos exactamente lo contrario.

Por lo tanto, si consideramos la diferencia entre ambas funciones de afinidad, $\phi = \phi_+ - \phi_-$, tal y como se explicó en el apartado metodología, estamos midiendo el modo en que las cuatro variables independientes explican la pertenencia a una u otra clase. Ese es el significado del miembro de la parte izquierda de la ecuación:

$$\hat{\phi}(Q, P, D, C) = \hat{\phi}_Q(Q) + \hat{\phi}_P(P) + \hat{\phi}_D(D) + \hat{\phi}_C(C) + R(Q, P, D, C) \quad (\text{Ec. 2})$$

Los cinco términos de la derecha responden a dos niveles distintos de explicación: los cuatro primeros contienen qué parte de la diferencia es explicable por el efecto de cada una de las variables, mientras que el quinto corresponde al valor no atribuible exclusivamente a ninguna de las variables de manera separada sino a sus efectos combinados (de dos, tres o las cuatro variables, sin desglosar las 11 posibilidades).

La siguiente tarea es la medición de la variabilidad: si la variabilidad del miembro de la izquierda fuera nula, ello indicaría que ninguna de las variables influiría sobre el perfil exportador de la empresa, de modo que la diferencia entre las intensidades exportadoras sería ajena a las opiniones sobre precio, calidad del producto, distribución, comunicación o la combinación que de ellas se haga. Esto no querría decir que cada perfil por separado no dependiera de estas variables, sino que los patrones de dependencia serían similares para ambos grupos. Por ejemplo, imagínese que “las poco exportadoras” dan poca importancia a la variable distribución. La similitud de patrones querría decir que las más exportadoras le darían también poca importancia. No obstante, esta posibilidad está descartada en este caso dado el éxito alcanzado en la clasificación de ambos grupos mostrado en la Tabla 1.

A partir de las funciones estimadas (Ec. 2), podemos medir su variabilidad tal y como se ha indicado en el apartado de metodología⁹, obteniendo la siguiente descomposición:

$$0,540 = 0,108 + 0,026 + 0,036 + 0,191 + 0,179 ,$$

en la que el primer miembro representa la variabilidad total de la intensidad exportadora y los del segundo la parte atribuible a cada variable y su interacción.

A tenor de los resultados, podemos decir que es la valoración que hacen de la comunicación la que explica en mayor medida las diferencias entre las empresas más exportadoras y el resto de empresa exportadoras, con algo más de un tercio de la variabilidad en su cuenta. Las empresas con más intensidad exportadora son las que se atribuyen una mayor fortaleza competitiva en comunicación y es ése, además, su principal rasgo diferenciador.

El segundo atributo en importancia es el efecto interactivo postulado relativo a la combinación de fortalezas competitivas en las diferentes variables del *mix*. Un efecto cuyo peso explicativo es prácticamente de un tercio. Esto significaría que las empresas con mayor intensidad exportadora se diferencian en buena parte de las de menor intensidad en cómo han configurado conjuntamente la combinación de fortalezas competitivas en marketing y no solo el valor individual de cada una de ellas. Ello lo corrobora el valor alcanzado por el quinto término de la ecuación, relativo a la interacción (diferente a cero $-0,179$).

A bastante distancia, pero también con una importancia considerable, se encuentra la opinión sobre la calidad, mientras que las dos variables restantes, las valoraciones sobre precio y distribución, no aparecen demasiado relacionadas con diferencias en intensidad exportadora. En definitiva, podemos decir que si bien las cuatro variables se relacionan significativamente con el perfil exportador de la empresa, lo hacen por vías y maneras diferentes:

- Calidad y comunicación son importantes en sí y también si se consideran las decisiones sobre ellas en conjunción con las restantes.
- Sin embargo, las fortalezas en precio y distribución solo parecen cobrar más relevancia cuando son analizadas en el contexto de la decisión global de marketing.

6. CONCLUSIONES

El objetivo que nos proponíamos en este trabajo era estudiar si las diferencias entre perfiles exportadores pueden explicarse en parte por un efecto interactivo de fortalezas generadas en las diferentes variables del *mix* de marketing. Para ello, se formularon dos hipótesis para cuya contrastación se empleó una metodología basada en redes neuronales artificiales, complementada con un novedoso análisis de sensibilidad. A continuación, se presentan las conclusiones de esta investigación agrupadas según sean relativas a la metodología empleada o a la contrastación de las hipótesis sobre resultado exportador y marketing mix.

⁹ Por ejemplo, $\int \hat{\phi}^2 - \left(\int \phi\right)^2 = 0,540$.

6.1. Conclusiones sobre la metodología

Ha quedado patente que las redes neuronales artificiales son una alternativa a los métodos tradicionales de clasificación (regresión logística, análisis discriminante, etc.) caracterizada por su versatilidad y que permite obtener buenos resultados con variables que no son completamente continuas ni estrictamente cualitativas muy habituales en marketing (por ejemplo en escala Likert), para las que los procedimientos clásicos no están concebidos.

Además, este trabajo explora una nueva dimensión en los métodos de análisis de sensibilidad en redes neuronales. Los métodos habituales de análisis de sensibilidad se basan en medir efectos a partir de los valores obtenidos en la clasificación. Nuestra propuesta abre caminos basados en el estudio de las funciones y va más allá de la particularidad que ofrecen estos métodos solo basados en “*outputs*”.

Una de las limitaciones de este trabajo tiene que ver con el escaso tamaño muestral. No obstante, se aporta una nueva contrastación de los buenos índices de clasificación que permite obtener el tipo de red neuronal aquí utilizado y que, como se ha puesto de manifiesto, puede ser una opción valiosa para resolver problemas clasificatorios en los que los investigadores solo disponen de muestras reducidas. Es ésta una línea de interés en el terreno de las redes naturales artificiales en la que creemos que se debería seguir trabajando.

Justamente en este sentido, se abren diferentes líneas de investigación. Fundamentalmente habría que seguir indagando en el tipo de interacciones que tienen más peso sobre el efecto producido en la intensidad exportadora. Por otro lado, en nuestro estudio hemos constatado una asociación entre todas las variables del *mix* con la intensidad exportadora, pero no se ha podido medir en qué sentido éstas marcan diferencias entre las empresas más y menos exportadoras. Esta sería otra línea de estudio que consideramos de interés.

Ha quedado patente que las redes neuronales artificiales son una alternativa a los métodos tradicionales de clasificación (regresión logística, análisis discriminante, etc.) caracterizada por su versatilidad y porque permite obtener buenos resultados con variables que no son completamente continuas ni estrictamente cualitativas muy habituales en marketing (por ejemplo en escala Likert), para las que los procedimientos clásicos no están concebidos. Además, este trabajo explora una nueva dimensión en los métodos de análisis de sensibilidad en redes neuronales. Los métodos habituales de análisis de sensibilidad se basan en medir efectos a partir de los valores obtenidos en la clasificación. Nuestra propuesta abre caminos basados en el estudio de las funciones y va más allá de la particularidad que ofrecen estos métodos solo basados en “*outputs*”.

Una de las limitaciones de este trabajo tiene que ver con el escaso tamaño muestral con el que se ha podido trabajar. No obstante, dado el tipo de red neuronal que se ha empleado, que permite trabajar con muestras reducidas, nos ha permitido en parte paliar este problema. Una segunda limitación tiene que ver con el hecho de que el análisis de sensibilidad empleado no

permite conocer el sentido positivo o negativo de los efectos de las variables analizadas, ni las interacciones concretas que se producen entre variables. Justamente en este sentido, se abren diferentes líneas de investigación. Fundamentalmente, consideramos que habría que seguir indagando en el tipo de interacciones que tienen más peso sobre el efecto producido en la intensidad exportadora. Por otro lado, en nuestro estudio hemos constatado una asociación entre todas las variables del *mix* con la intensidad exportadora, pero no se ha podido medir en qué sentido éstas marcan diferencias entre las empresas más y menos exportadoras. Esta sería otra línea de estudio de interés.

6.2. Conclusiones sobre las hipótesis

La primera hipótesis postulaba una posible asociación entre las fortalezas competitivas del marketing *mix* y el perfil exportador de las empresas. Los resultados obtenidos, tal y como se ha mostrado anteriormente, nos llevan al no rechazo de esta hipótesis. Por tanto, en la línea con lo mostrado por otros trabajos, la estrategia del *mix* de marketing es un aspecto relevante a analizar cuando se aborda el estudio del desempeño exportador. Pero, de manera complementaria a otros estudios, más centrados en el análisis de estrategias aisladas, nuestro trabajo pone de manifiesto la conveniencia de considerar simultáneamente el conjunto de variables que conforman la mezcla de marketing. Puesto de otro modo, si se quiere profundizar en la comprensión del perfil exportador de una empresa habría que prestar atención al patrón combinado de decisiones en las variables de marketing, más allá de su consideración individual. Así mismo el hecho de haber operativizado las variables del *mix* como fortalezas percibidas por la empresa nos permite aislar el análisis del contexto sectorial y cultural específico en el que se mueve la empresa, así como el posible efecto de otras variables relevantes como el tamaño, los recursos o las capacidades, y que podrían limitar la extensión de las conclusiones obtenidas. Así, nuestros resultados podrían aplicarse a cualquier contexto empresarial, sea cual sea la estrategia concreta que se muestre más idónea como fortaleza competitiva en cada situación.

La segunda hipótesis se centraba en la existencia de un efecto sinérgico entre las fortalezas competitivas de las variables del *mix* de marketing en cuanto a su relación con la intensidad exportadora. Al igual que en el caso anterior, los resultados obtenidos nos conducen al no rechazo de esta hipótesis. Consecuentemente, se aportan evidencias de que las diferencias en el perfil exportador de las empresas no solo se deben a diferencias entre variables individuales o patrones combinados, sino, también, a la existencia de un efecto multiplicativo derivado de las interacciones entre variables. Aquí no se pretendía tanto establecer la naturaleza de estas interacciones, cuanto a constatar, como primer paso, la existencia de ese posible efecto interactivo sobre la actuación exportadora.

Aunque nuestro estudio tiene un carácter más conceptual y metodológico, cabe también resaltar algunas consideraciones prácticas para la gestión. Si se admiten los resultados

obtenidos, es importante observar que si la empresa desea incrementar su intensidad exportadora no solo debe preocuparse por desarrollar fortalezas competitivas en alguna de las variables de marketing, sino más bien prestar atención al conjunto y, especialmente, a la manera como se refuercen o se contrarresten entre ellas.

A modo de final, nos gustaría resaltar la aplicabilidad encontrada en el análisis de redes neuronales artificiales y de la propuesta de análisis de sensibilidad realizada al área del marketing y, en concreto, a los estudios sobre la internacionalización, una estrategia cada día más importante para asegurar la supervivencia de las empresas a largo plazo.

AGRADECIMIENTOS

Los autores agradecen al Doctor D. Mariano Carbonero Ruz la ayuda técnica prestada en el tratamiento de los datos, especialmente en el apartado relativo al análisis de sensibilidad de las redes neuronales artificiales.

REFERENCIAS

- Aaby, N.E. and Slater, S.F. (1989). "Management influences on export performance: a review of the empirical literature 1978-1988", *International Marketing Review*, vol. 6, n. 4, pp. 7–26.
- Alonso, J. y Donoso V. (2000). "Modelización del comportamiento de la empresa exportadora española", *Información Comercial Española*, n. 788, pp. 35–58.
- Aragón, A. y Monreal, J. (2008). "La estrategia como factor de internacionalización de la pyme española", *Revista Internacional de la Pequeña y Mediana Empresa*, vol. 1, n. 1, pp. 20–45.
- Banco de España. Boletín Económico 1/2012. Disponible en línea: <http://www.bde.es/f/webbde/SES/Secciones/Publicaciones/InformesBoletinesRevistas/BoletinEconomico/12/Ene/Fich/be1201.pdf>
- Brouthers, L.E. and Nakos, G. (2005). "The role of systematic international market selection on small firms' export performance", *Journal of Small Business Management*, vol. 43, n. 4, pp. 363–381.
- Brouthers, L.E. and Xu, K. (2002). "Product stereotypes strategy and performance satisfaction: the case of Chinese exporters", *Journal of International Business Studies*, vol. 33, n. 4, pp. 657–677.
- Bruner II, C. (1989). "The Marketing Mix: Time for Reconceptualization", *Journal of Marketing Education*, vol. 11, n. 2, pp. 72–77.
- Cajal-Blasco, B., Jiménez, R., Losilla, J.M., Montaña, J.J., Navarro, J.P., Palmer, A., Pitarque, A., Portell, M.I., Rodrigo, M.F., Ruíz, J.C. y Vives, J. (2001). "Las redes neuronales artificiales en psicología: un estudio bibliométrico", *Metodología de las Ciencias del Comportamiento*, vol. 3, n. 1, pp. 53–64.
- Cavusgil, S.T. (1983). "Success Factors in Export Marketing: An Empirical Analysis", *Journal of International Marketing and Marketing Research*, vol. 8, n. 2, pp. 63–73.
- Cavusgil, S.T. and Nevin, J.R. (1981). "International Determinant of Export Marketing Behaviour: An Empirical Investigation", *Journal of Marketing Research*, vol. 18, n. 1, pp. 114–119.

- Claver Cortés, E., Rienda García, L. y Quer Ramón, D. (2006). “El comportamiento de las empresas familiares y no familiares en los mercados extranjeros: un estudio comparativo”, *Revista Cuadernos de Gestión*, vol. 6, n. 2, pp. 11–27.
- Coviello, N.E., Brodie, R.J., and Munro, H.J. (2000). “An investigation of marketing practice by firm size”, *Journal of Business Venturing*, vol. 15, n. 5, pp. 523–545.
- Dhanaraj, C. and Beamish, P.W. (2003). “A resource-based approach to the study of export performance”, *Journal of Small Business Management*, vol. 41, n. 3, pp. 242–261.
- Estrella Ramón, A.M., Jiménez Castillo, D., Ruiz Leal, J.L. y Sánchez Pérez, M. (2012). “¿Cómo compiten las pymes en los mercados internacionales? Análisis de un clúster local con vocación exportadora”. *Investigaciones europeas de Dirección y Economía de la Empresa*, vol. 18, n. 1, pp. 87–99.
- Fernández Moreno, M.V., Peña García-Pardo, I. y Hernández Perlins, F. (2007). “Factores determinantes del éxito exportador. El papel de la estrategia exportadora en las empresas de economía social”. En: Ayala Calvo, J.C. ed. *Conocimiento, innovación y emprendedores: camino al futuro*.
- Flor Peris, M.L. y Oltra Mestre, M.J. (2010). “La estrategia exportadora de la empresa y su relación con el resultado internacional”, *Investigaciones Europeas de Dirección y Economía de la Empresa*, vol. 16, n. 1, pp. 15–29.
- Funahashi, K.I. (1989). “On the approximate realization of continuous mappings by neural networks”, *Neural Networks*, vol. 2, n. 3, pp. 183–192.
- García Fernández, F., Soret los Santos, I. y Llamazares Redondo, F. (2012). “Aplicación de las redes neuronales artificiales a la predicción del éxito empresarial: Caso particular de las empresas de nueva creación”, *ECIPerú*, vol. 9, n. 1, pp. 53–60. Disponible en línea: http://revistas.concytec.gob.pe/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S181301942012000100011&lng=es&nrm=iso
- García Laencina, P.J., Verdú Monedero, R., Larrey Ruiz, J. y Sancho Gómez, J.L. (2009). *Telecoforum 2008*, n. 11. Disponible en línea: <http://hdl.handle.net/10317/871>
- García-Canal, E. (2004). “El papel de las alianzas estratégicas en la internacionalización de las empresas españolas”. *Universia Business Review*, n. 3, pp. 70–83.
- Gómez, M. and Valenzuela, A. (2005). “Export Marketing Strategies for High Performance: Evidence from Spanish Exporting Companies”, *Journal of Euro-Marketing*, vol. 15, n. 1, pp. 5–28.
- Graves, C. and Thomas, J. (2006). “Internationalization of Australian family businesses: A managerial capabilities perspective”, *Family Business Review*, vol. 19, n. 3, pp. 207–224.
- Grönroos, C. (1994). “Quo Vadis, Marketing? Toward a Relationship Marketing Paradigm”, *Journal of Marketing Management*, vol. 10, pp. 347–360.
- Huang, G.B., Zhu, Q.Y., and Siew, C.K. (2004). “Extreme learning machine: A new learning scheme of feedforward neural networks”. *IEEE International Joint Conference on Neural Networks*, 1-4, Proceedings, pp. 985–990.
- Julien, P. A. and Ramangalahy, C. (2003). “Competitive strategy and performance of exporting SMEs: an empirical investigation of the impact of their export information search and competencies”, *Entrepreneurship Theory and Practice*, vol. 27, n. 3, pp. 227–245.
- Kaleka, A. and Katsikeas, S. (1995). “Exporting problems: the relevance of export development”. *Journal of Marketing Management*, vol. 11, n. 5, pp. 499–515.

- Katsikeas, C., Piercy, N.F., and Ioannidis, C. (1996). "Determinants of Export Performance in a European Context", *European Journal of Marketing*, vol. 30, n. 6, pp. 6–35.
- Lages, L.F., Abrantes, J.L., and Lages, C.R. (2008). "The STRATADAPT Scale: A Measure of Marketing Strategy Adaptation to International Business Markets", *International Marketing Review*, vol. 25, n. 5, pp. 584–600.
- Leonidou, L., Katsikeas, C., and Piercy, N. (1998). "Identifying Managerial Influences on Exporting: Past Research and Future Directions", *Journal of International Marketing*, vol. 6, n. 2, pp. 74–102.
- Leonidou, L.C., Katsikeas, C.S., and Samiee, S. (2002). "Marketing strategy determinants of export performance: a meta-analysis", *Journal of Business Research*, vol. 55, n. 1, pp. 51–67.
- Losada, F., Navarro, A., Ruzo, E. y Barreiro J.M. (2006). "La performance de exportación: revisión teórica y propuesta de un marco integrador", *Investigaciones Europeas de Dirección y Economía de la Empresa*, vol. 12, n. 1, pp. 85–106.
- Madsen, T.K. (1987). Empirical export performance studies: a review of conceptualizations and findings. In Cavusgil, S.T. (ed.), *Advances in International Marketing*. Greenwich, CT, JAI Press.
- Magnusson, P., Westjohn, S.A., Semenov, A.V., Randrianasolo, A.A., and Zdravkovic, S. (2013). "The Role of Cultural Intelligence in Marketing Adaptation and Export Performance", *Journal of International Marketing*, vol. 21, n. 4, pp. 44–61.
- Martínez-Villavicencio, J. (2011). "Factores que inciden en el desempeño exportador de las Pymes: una aplicación empírica", *EsicMarket*, vol. 140, pp. 211–233.
- Master, T. (1993). *Practical neural networks recipes in C++*. London, Academic Press.
- Moini, A.H. (1995). "An Inquiry into Successful Exporting: An Empirical Investigation Using a Three-Stage Model", *Journal of Small Business Management*, vol. 33, n. 3, pp. 9–25.
- Morgan, N., Kaleka, A., and Katsikeas, C. (2004). "Antecedents of Export Venture Performance: A Theoretical Model and empirical Assessment", *Journal of Marketing*, vol. 68, n. 1, pp. 90–108.
- Morgan, N.A., Katsikeas, C.S., and Vorhies, D.W. (2012). "Export Marketing Strategy Implementation, Export Marketing Capabilities, and Export Venture Performance", *Journal of the Academy of Marketing Science*, vol. 40, n. 2, pp. 271–289.
- Morgan, N.A., Vorhies, D.W., and Mason, C.H. (2009). "Market Orientation, Marketing Capabilities, and Firm Performance", *Strategic Management Journal*, vol. 30, n. 8, pp. 909–920.
- Navarro, A., Acedo, F.J., Losada, F., and Ruzo, E. (2011). "Integrated Model of Export Activity: Analysis of Heterogeneity in Managers' Orientations and Perceptions on Strategic Marketing Management in Foreign Markets", *Journal of Marketing Theory and Practice*, vol. 19, n. 2, pp. 187–204.
- Navarro, A., Acedo, F.J., Robson, M.J., Ruzo, E., and Losada, F. (2010). "Antecedents and Consequences of Firms' Export Commitment: An Empirical Study", *Journal of International Marketing*, vol. 18, n. 3, pp. 41–61.
- Navarro-García, A., Peris-Ortiz, M., Barrera-Barrera, R. y Villarejo-Ramos, A.F. (2013). "La importancia de la inteligencia de mercados en la actividad exportadora de las empresas españolas", *Esic Market Economics and Business Journal*, vol. 44, n. 3, pp. 33–57.

- Peng X., Lin P., Zhang T., and Wang J. (2013). "Extreme Learning Machine-Based Classification of ADHD Using Brain Structural MRI Data", *PLoS ONE* 8(11).
- Piercy, N.F., Kaleka, A., and Katsikeas, C.S. (1998). "Sources of competitive advantage in high performing exporting companies", *Journal of World Business*, vol. 33, n. 4, pp. 378–393.
- Pla Barber, J., Villar-García, C. y Escribá Esteve, A. (2010). "La influencia de las características y percepciones directivas en los nuevos modelos de internacionalización", *Economía Industrial*, n. 375, pp. 101–112.
- Reuber, R. and Fischer, E. (1998). "The Influence of the Management Team's International Experience on the Internationalization Behaviours of Smes", *Journal of International Business Studies*, vol. 28, n. 4, pp. 807–825.
- Ricks, B. and Ventura, D. (2003). *Training a Quantum Neural Network*. NIPS.
- Robertson, C. and Chetty, S.K. (2000). "A contingency-based approach to understanding export performance", *International Business Review*, vol. 9, n. 2, pp. 211–235.
- Romano, C. and Ratnatunga, J. (1996). "The Role of Marketing: Its impact on small enterprise research". *European Journal of Marketing*, vol. 29, n. 7, pp. 9–30.
- Sánchez-Monedero, J., Cruz-Ramírez, M., Fernández-Navarro, F., Fernández, J.C., Gutiérrez, P.A., and Hervás-Martínez, C. (2010). "On the suitability of Extreme Learning Machine for gene classification using feature selection," *Intelligent Systems Design and Applications (ISDA), 2010, 10th International Conference*, pp. 507-512.
- Setiono, R. (2001). "Feedforward Neural Network Construction Using Cross Validation", *Neural Computation*, vol. 13, n. 12, pp. 2865–2877.
- Sobol, I.M. (2001). "Global sensitivity indices for nonlinear mathematical models and their Monte Carlo estimates". *Mathematics and computers in simulation*, n. 55, pp. 271-280.
- Sousa, C.M. and Lengler, J. (2009). "Psychic Distance, Marketing Strategy and Performance in Export Ventures of Brazilian Firms", *Journal of Marketing Management*, vol. 25, n. 5/6, pp. 591–610.
- Sousa, C.M., Martínez-López, F.J., and Coelho, F. (2008). "The determinants of export performance: A review of the research in the literature between 1998 and 2005", *International Journal of Management Review*, vol. 10, n. 4, pp. 343–374.
- Sriram, V. and Sapienza, H.J. (1991). "An empirical investigation of the role of marketing for small exporters", *Journal of Small Business Management*, vol. 29, n. 4, pp. 33–43.
- Yeoh, P.L. and Jeong, I. (1995). "Contingency relationship between entrepreneurship, export channel structure and environment: a proposed conceptual model of export performance", *European Journal of Marketing*, vol. 29, n. 8, pp. 95–115.
- Zou, S., Andrus, D.M., and Norvell, D.W. (1997). "Standardization of International Marketing Strategy by Firms from a Developing Country", *International Marketing Review*, vol. 14, n. 2, pp. 107–123.
- Zou, S., Fang, E., and Zhao, S. (2003). "The effect of export marketing capabilities on export performance: an investigation of Chinese exporters", *Journal of International Marketing*, vol. 11, n. 4, pp. 32–55.
- Zou, S. and Stan, S. (1998). "The determinants of export performance: a review of the empirical literature between 1987 and 1997", *International Marketing Review*, vol. 15, n. 5, pp. 333–356.