

Resumen

Este artículo analiza los patrones que determinan la adopción y el uso frecuente de servicios financieros digitales entre los usuarios bancarios. Se realiza un ejercicio comparativo de las aportaciones econométricas tradicionales con otros dos métodos de análisis de información más recientes. En primer lugar, el aprendizaje automático (*machine learning*), con el objetivo de analizar la secuencia de decisiones que se sigue hasta convertirse en un usuario de servicios digitales financieros. Los resultados de este análisis sugieren que la consciencia sobre la gama de posibilidades de uso *online* y la consulta de información preceden a un uso frecuente de canales digitales para realizar transacciones. En segundo lugar, un análisis de resonancia magnética funcional para identificar si existen patrones neurológicos que expliquen diferencias entre los individuos en relación a su grado de digitalización financiera. Los resultados indican que existen patrones biológicos que pueden explicar diferencias en la predisposición a adoptar medios financieros digitales.

Palabras clave: digitalización financiera, aprendizaje automático, neuroeconomía.

Abstract

This article analyses the adoption and frequency of use patterns of financial digitalization services among bank customers. It provides a comparison of standard econometric approaches with other two recent approaches to information analysis in this context. First of all, we use machine learning to study the sequence of decisions that describes the adoption of digital financial services. The findings suggest that both the awareness of the range of online service possibilities and information checking precede the use of financial services for transaction purposes. Secondly, we conduct a functional magnetic resonance exercise to identify if there are neurological patterns that explain differences in the adoption of digital services among bank customers. The results suggest that there are biological patterns explaining these differences.

Keywords: financial digitalization, machine learning, neuroeconomics.

JEL classification: D83, D87, G21.

PATRONES DE ACCESO A LA BANCA DIGITAL: APROXIMACIONES TRADICIONALES, APRENDIZAJE AUTOMÁTICO Y NEUROECONOMÍA

Santiago CARBÓ VALVERDE (*)

Francisco RODRÍGUEZ FERNÁNDEZ (**)

Observatorio de la Digitalización Financiera de Funcas

I. INTRODUCCIÓN. DIGITALIZACIÓN BANCARIA COMO FENÓMENO DE OFERTA Y DEMANDA

¿QUÉ hay detrás de la confusión y del posible cambio de paradigma en la economía del siglo XXI? ¿Por qué son menos predecibles los efectos de las acciones de los individuos, gobiernos y empresas? Responder a estas preguntas formará parte del reto de la profesión económica en los años venideros. Es probable que buena parte de las respuestas se refiera a los desafíos que impone el tratamiento de la información en la sociedad digital. El mundo financiero, como centro sobre el que gira gran parte de los mecanismos de inversión, no es ajeno a estos cambios. Por eso, cuando nos preguntamos qué hay detrás del comportamiento financiero en un entorno económico tan complejo cabría responder como el Sherlock Holmes de *Un escándalo en Bohemia*:

No poseo todavía datos. Constituye un craso error el teorizar sin poseer datos. Uno empieza de manera insensible a retorcer los hechos para acomodarlos a sus hipótesis, en vez de acomodar las hipótesis a los hechos.

Aunque Conan Doyle no estaría pensando en términos eco-

nómicos al escribir estas líneas, es posible que parte del razonamiento científico esté volviendo a tratar de dejar que sean los datos los que hablen por sí mismos porque ahora que contamos con técnicas para ello (englobadas en el análisis del *big data*) es posible que surjan nuevas teorías.

En este artículo se trata de ilustrar cómo diferentes aproximaciones a los datos pueden arrojar luz sobre un fenómeno de considerable relevancia económica y social: ¿cómo adoptan los consumidores los servicios financieros digitales? Cuantitativamente, 4.000 millones de personas en todo el mundo acceden a servicios *online* y los financieros y bancarios se encuentran entre los más destacados (OCDE, 2017). Como otros fenómenos económicos, las decisiones sobre con qué grado de digitalización realizar actividades financieras no son solamente una cuestión de demanda y de análisis de las preferencias reveladas. Estas decisiones están también significativamente influidas (si no orientadas) por variables de oferta: los medios y canales tecnológicos que las entidades financieras ponen a disposición de los clientes y el modo en que estos responden a sus necesidades. Conocer qué quiere realmente el cliente y diseñar una oferta digital financiera que produzca ganancias de bienestar (menos

costes y mejores servicios para todos) deviene extraordinariamente relevante. Se producen cada día millones de datos que deben ser sistematizados y que escapan al análisis convencional basado en encuestas para muestras limitadas y con un número reducido de variables para su adecuado tratamiento estadístico. Hoy es posible ordenar cantidades ingentes de datos y, sobre todo, de obtenerlos de nuevas fuentes, lo que da lugar a un número de variables muy elevado. En este artículo se trata de arrojar luz sobre las posibles aportaciones para aproximar las decisiones de digitalización financiera desde dos perspectivas:

- i) La profundidad de los datos y la capacidad para identificar, mediante el aprendizaje automático (*machine learning*), patrones de comportamiento.
- ii) La profundidad del comportamiento y la capacidad de la neuroeconomía para revelar factores determinantes de las decisiones de digitalización financiera que tienen un origen distintivo cerebral.

El artículo se estructura en cinco secciones que siguen a esta introducción. En la sección segunda se analizan las aproximaciones tradicionales al análisis de oferta y demanda en materia de digitalización y pagos y banca electrónica. La tercera sección se ocupa de las aportaciones que la neuroeconomía puede tener en este campo, ofreciendo un breve repaso, además, de la evolución reciente de esta disciplina. Dado que el caso español es la principal referencia para el análisis empírico en el artículo, la sección cuarta muestra las principales tendencias en digitalización financiera en España para

conformar perfiles y patrones descriptivos de digitalización. Los resultados de dos aproximaciones empíricas –*machine learning* y neuroeconomía– para el caso español se ofrecen en la quinta sección. La sección sexta recoge las principales conclusiones.

II. APROXIMACIONES TRADICIONALES Y EL PAPEL DEL APRENDIZAJE AUTOMÁTICO

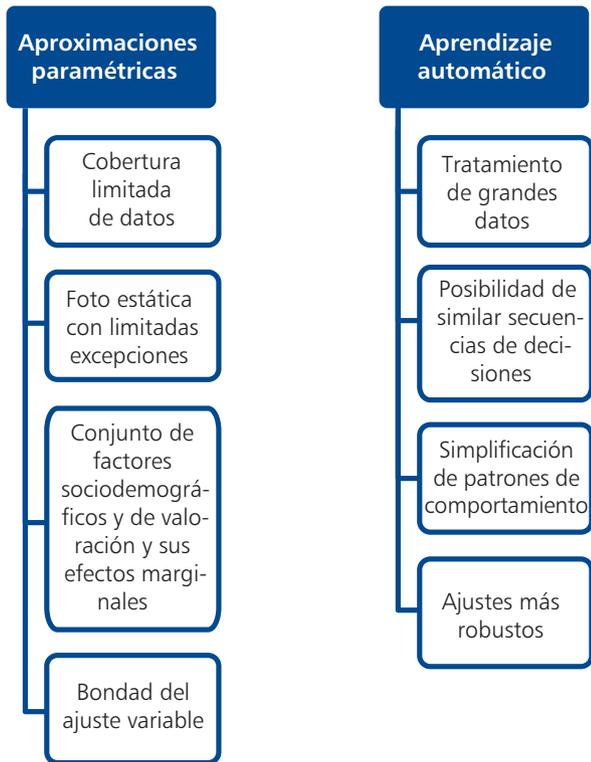
La inquietud científica respecto al fenómeno de la digitalización financiera responde tanto a cuestiones de índole social y de estabilidad financiera –beneficios y costes de compartir la información, privacidad, seguridad– como a las tendencias en la industria financiera para centrar los servicios en el cliente analizando sus necesidades con mayor profundidad. Un enfoque al que genéricamente se ha denominado *customer centric* (McKenna, Tuunanen y Gardner, 2013). Esto sugeriría que las principales tendencias de digitalización están influenciadas por cambios en la demanda (Campbell y Frei, 2010), pero es difícil identificar en qué medida no es la oferta la que genera una mayor inclinación hacia la digitalización y, al mismo tiempo, estimula la competencia entre proveedores por ofrecer servicios más inmediatos y a un menor coste (Hernández-Murillo, Llobet y Fuentes, 2010).

En lo que a servicios financieros se refiere, la mayor parte de estudios hasta la fecha se han centrado en los determinantes de la adopción de banca *online*. En un principio, entendida como el uso de medios de pago por Internet y, en general, electrónicos. Más recientemente, entendida también como servi-

cios de banca *online*. El enfoque científico estándar es el uso de encuestas sobre la adopción de medios digitales y su tratamiento mediante modelos de respuesta binaria tipo *logit* o *probit*. En estos, la variable latente es la adopción o no de un servicio digital y los posibles determinantes incluyen variables sociodemográficas (multinomiales) y otras relativas a la valoración de atributos de esos servicios (condicionales). Los resultados de estas investigaciones señalan que la percepción de seguridad, utilidad, calidad y conveniencia del servicio, junto a factores sociodemográficos como la edad o el nivel de ingresos, son los principales determinantes de la adopción de servicios financieros *online* (Casaló, Flavián y Guinalíu, 2007; Hoehle, Scornavacca y Huff, 2012; Laukkanen, 2016; Loureiro *et al.*, 2014; Yoon y Barker Steege, 2013; Yusuf Dauda y Lee, 2015). Estos factores, no obstante, pueden tener una incidencia distinta dependiendo de la etapa general de adopción tecnológica en que se encuentre una determinada población e, incluso, de su raigambre cultural (Jaruwachirathanakul y Fink, 2005; Kesharwani, 2019; Tam y Oliveira, 2019). El gráfico 1 resume las aportaciones y limitaciones de las aproximaciones econométricas tradicionales respecto al aprendizaje automático, con las lecciones que ello implica para el estudio de los patrones de digitalización financiera.

La mayor parte de los estudios hasta la fecha se han centrado en la adopción de pagos electrónicos (tarjeta, compras *online*) o de servicios bancarios *online*. Sin embargo, es difícil delimitar aspectos tan trascendentes

GRÁFICO 1
DIGITALIZACIÓN FINANCIERA: APROXIMACIONES ECONÓMICAS
PARAMÉTRICAS VS. MACHINE LEARNING



Fuente: Elaboración propia.

como qué lleva a un consumidor a optar por servicios financieros digitales, por qué fases atraviesa, qué grado de diversificación puede llegar a tener y hasta qué punto está dispuesto a abandonar completamente patrones tradicionales como acudir a una oficina o firmar un contrato físico. Muchas de estas respuestas pueden estar en los procesos de decisión que estima y simula el aprendizaje automático o *machine learning*. Se trata de un tipo de análisis que, en lugar de realizar supuestos excesivamente simplificadores respecto a la estructura de los datos, permite identificar pautas complejas (Bishop, 2016). En este sentido, el aprendizaje automático ha sur-

gido en este campo para cubrir las lagunas que otros modelos –generalmente englobados como «modelos de adopción tecnológica» o TAM, por sus siglas en inglés– no han podido explicar sobre la digitalización financiera (Bagozzi, 2007; Pousttchi y Dehnert, 2018).

El aprendizaje automático se fundamenta en algoritmos que aproximan las pautas de decisión. Esto no implica que los modelos TAM (véase Davis, Bagozzi y Warshaw, 1989) no ofrezcan resultados de interés. Lo que ocurre es que los modelos TAM suelen poner una ponderación excesivamente excluyente en la percepción de la utilidad de uso de la tecno-

logía. En todo caso, estos estudios han ido ampliando su enfoque en los últimos treinta años para añadir cada vez más características de oferta y no únicamente factores relacionados con la percepción de los usuarios. Aun no siendo excluyentes, las motivaciones principales para la adopción de banca *online* identificadas han sido diversas. Entre ellas, la seguridad (Casaló, Flavián y Guinalú, 2007; Cheng *et al.*, 2006; Hoehle, Scornavacca y Huff, 2012; o Yoon y Barker, 2013), la facilidad de uso (Aldás-Manzano *et al.*, 2009; Lee, 2009; Loureiro *et al.*, 2014) o el coste (Huang *et al.*, 2003; Laukkanen, 2016).

Aunque los estudios específicos sobre la comparación de canales tradicionales y digitales no son abundantes, algunos sugieren que un factor crítico en los usuarios que prefieren canales digitales en lugar de servicios en oficina es el nivel de ingresos del cliente (Hitt y Frei, 2002). Otros añaden que la experiencia de otros productos con la misma entidad (tarjetas de crédito, hipotecas) puede aportar la seguridad necesaria para adoptar servicios *online* (Szopiński, 2016). Más recientemente, se han prodigado los estudios sobre el canal más digital y ubicuo en los últimos años para la banca *online*: el *smartphone*. Los estudios sobre adopción de «banca móvil» han seguido, metodológicamente, un enfoque similar al de la banca *online* general. En este caso, la edad aparece como un factor particularmente decisivo (Lu *et al.*, 2015; Susanto, Chang, y Ha, 2016; Alalwan, Dwivedi y Rana, 2017), aunque otros como la percepción de seguridad y la confianza en el dispositivo móvil también han sido identificados como importantes (Dahlberg, Guo y Ondrus, 2015). Xu *et al.*

(2011) señalan que cuando los clientes optan por canales digitales, adquieren más productos del banco y diversifican el número de transacciones. En esta línea, Campbell y Frei (2010) señalan que existe una relación positiva entre el uso de banca *online* y la fidelidad de la clientela.

III. NEUROECONOMÍA Y SUS POSIBLES APORTACIONES AL FENÓMENO DE LA DIGITALIZACIÓN

¿Qué puede aportar la neuroeconomía en el tratamiento de la información en la era de la digitalización? La pregunta surge de la aparente paradoja de que en un mundo de abundancia de datos externos, la actividad cerebral de un individuo pueda ser de utilidad para comprender su toma de decisiones más allá de lo que hasta ahora hemos conocido. En cierto modo, formaría parte de ese *small data* o *smart data* que recoge cuestiones que, sin requerir de complejos algoritmos para su tratamiento, pueden arrojar nueva evidencia. Como disciplina, la neuroeconomía tuvo su principal campo de expansión hacia finales de la década de 1990, producto de la convergencia de varias aproximaciones de la economía del comportamiento, la psicología y la neurología (1).

La deducción de funciones de utilidad a partir del comportamiento del consumidor (preferencias reveladas) de la teoría neoclásica tuvo una respuesta crítica por parte de los economistas del comportamiento, que fueron demostrando, con evidencia experimental, la falibilidad de algunos de los principales axiomas de las preferencias del consumidor. La reacción de los

economistas neoclásicos –con generalizaciones y mejoras de los modelos al uso– encontró también una nueva respuesta por parte de los experimentalistas, que trataron de dar un mayor soporte teórico a sus resultados empíricos. Así, por ejemplo, los seguidores de las teorías neoclásicas propusieron modelos en los que si dos agentes (p. ej. consumidores) seguían un comportamiento ineficiente, no significaba que los axiomas tradicionales no tuvieran sentido ya que podría ser una excepción explicada por la existencia de un equilibrio conflictivo entre sus intereses mutuos. Cuando son muchos los agentes que interactúan, aumenta también la complejidad computacional del equilibrio entre ellos. La psicología evolutiva (y la economía del comportamiento) identifica muchos de estos procesos complejos con actividad cerebral que difieren entre los individuos. En este punto es donde, desde un origen neurológico, la complejidad de las decisiones requiere de la capacidad de computación que ofrecen los algoritmos, surgiendo, por lo tanto, un campo de colaboración y expansión entre disciplinas como el análisis del *big data*, la inteligencia artificial, la economía, la neurología y la psicología. Sin embargo, con la entrada del siglo XXI, aún no existía un marco teórico de referencia para hilar estas disciplinas (Glimcher, 2002).

Con el comienzo del siglo XXI se fueron prodigando aportaciones de economistas neoclásicos que trataban de identificar conductas complejas mediante computación algorítmica al tiempo que los economistas del comportamiento utilizaron progresivamente técnicas de imagen cerebral para desarrollar

modelos teóricos alternativos sobre el comportamiento de los individuos. No todos los resultados resultan, hasta la fecha, en una senda convergente, pero se están produciendo algunos de los más importantes avances en muchas décadas (véase Camerer, Loewenstein y Prelec, 2005).

Entre las contribuciones con aportaciones pioneras a la nueva teoría de decisión, destacaron dos. En la primera, Breiter *et al.* (2001) hicieron uso de imágenes de resonancia magnética funcional (*fMRI*, por sus siglas en inglés) para evaluar la teoría prospectiva de Kahneman y Tversky. Se trata de un modelo «no normativo» de la teoría de la utilidad que había inspirado ya investigaciones importantes en el campo experimental. La teoría prospectiva sugiere que un resultado económico pobre (por ejemplo, una ganancia de cero dólares) de una interacción puede ser visto inicialmente como negativo por los participantes, pero podría acabar siendo visto como menos negativo si fuera el mejor de los resultados posibles (si el resto de opciones fuera aún peor). Esta valoración subjetiva fue confirmada por diferencias en la actividad cerebral (en particular, del estriado ventral) en el experimento de *fMRI*. En la segunda contribución, McCabe *et al.* (2001) examinaron por vez primera la actividad cerebral en un juego estratégico de confianza (*trust game*). Sus resultados sugieren que la actividad de la corteza prefrontal cerebral es mayor cuando las estrategias de los individuos se desvían de los supuestos normativos que la teoría predice para ese juego.

Las decisiones financieras –como las relacionadas con la di-

gitalización que examinamos en este artículo— también han sido objeto de atención por parte de la neuroeconomía. Se trata de cuestiones importantes en la medida en que los estudios seminales sobre comportamiento han demostrado la racionalidad limitada de muchas decisiones económicas. En este sentido, pueden derivarse lecciones importantes de cultura financiera con implicaciones para la riqueza y la igualdad. Han sido varios los estudios que han señalado que pueden existir restricciones cognitivas que, combinadas con un nivel reducido de cultura financiera, pueden llevar a la toma de decisiones sobre ahorro o inversión que violan algunos principios financieros básicos (Benartzi y Thaler, 2007; Campbell, 2006 y 2016; Sonnemann *et al.*, 2013; Keys, Pope y Popec, 2016; Frydman y Camerer, 2016).

En la medida en que los canales digitales surgen como vía para tomar decisiones financieras, cabe preguntarse hasta qué punto los parámetros de confianza y adopción de riesgo propios de estas decisiones pueden verse alterados. Esto resulta más relevante si se tiene en cuenta que existen diferencias importantes, poblacionales y territoriales, en el grado de adopción de la digitalización financiera.

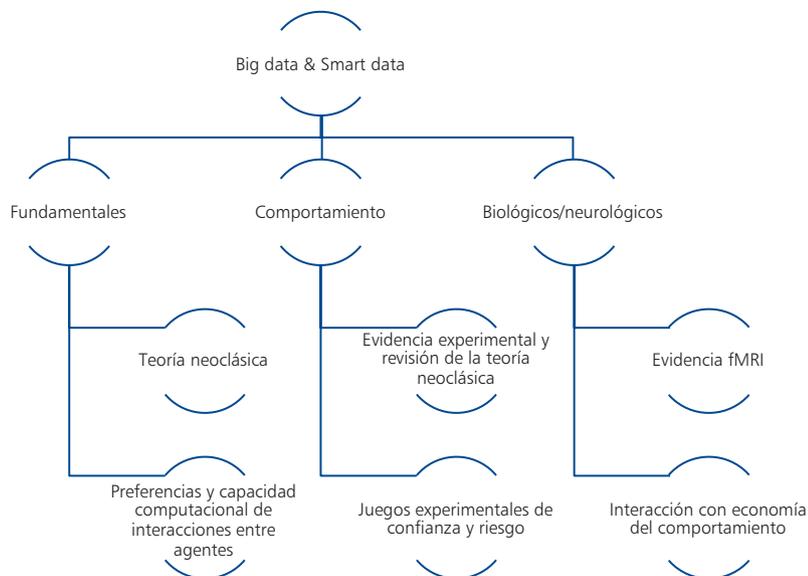
Un aspecto esencial para el análisis es la distinción entre la naturaleza no humana de las conexiones digitales y la interacción humana propia de los canales tradicionales (oficinas, empleados). En lo que respecta a la confianza, su importante papel en la mayor parte de las transacciones económicas se extiende a los entornos digitales (Bart *et al.*, 2005; Wang y Emurian, 2005). Se han desarrollado también estudios que analizan la relación

entre la confianza y la activación de varias regiones cerebrales en entornos de interacción humana (Baumgartner *et al.*, 2008; Delgado y Phelps, 2005; King-Casas *et al.*, 2005; Krueger *et al.*, 2007). Más recientemente, se han desarrollado también investigaciones de neuroeconomía relacionadas con entornos *online* (Dimoka, 2010; Riedl *et al.*, 2014). Los principales resultados de estos estudios revelan que regiones cerebrales como el estrato, cíngulo, la estructura prefrontal y la ínsula presentan una activación relacionada con la confianza en el entorno digital.

En la medida en que la mayoría de las decisiones financieras entrañan lidiar con parámetros de riesgo, un cambio en los canales que definen esas decisiones parece, asimismo, importante (gráfico 2). La mayor parte de los análisis de neuroeconomía en este contexto corresponden al comportamiento de los *traders* en decisiones de inversión ante la disyuntiva básica entre rentabilidad e incertidumbre. En esta línea, diferentes estudios demuestran que la actividad de la ínsula anterior se relaciona con el grado de riesgo adoptado (más activación, menos riesgo) (Knutson *et al.*, 2003; Kuhnen y Knutson, 2005 y 2011; Knutson y Bossaerts, 2007; Pruschoff, 2008; Rudolf, Pruschoff y Weber, 2012, Häusler *et al.*, 2018). Este resultado respecto a la ínsula anterior es similar al de estudios que comparan las reacciones neuronales en situaciones de incertidumbre y dolor físico (Pruschoff, Bossaerts y Quartz, 2006).

También relacionado con el riesgo existen factores como la impulsividad y la percepción de los mecanismos de recompensa.

GRÁFICO 2
BIG DATA Y SMART DATA EN LA DIGITALIZACIÓN FINANCIERA: LA APORTACIÓN DE LA NEUROECONOMÍA



Fuente: Elaboración propia.

Se ha demostrado que, en determinados entornos, son factores inconscientes neurológicos los que explican el comportamiento impulsivo (Hubert *et al.*, 2013). De hecho, la impulsividad se ha relacionado con un conjunto de regiones cerebrales a las que se denomina «sistema de recompensa», que registra cómo se percibe el estímulo o la decepción como relación entre la expectativa y los resultados (Elliott, Friston y Dolan, 2000). Los estudios mediante *fMRI* han demostrado que el procesamiento y anticipación de las recompensas está relacionado con la actividad del estrato (O'Doherty *et al.*, 2004; Fareri y Delgado, 2012). En comparación con los canales tradicionales, los canales digitales también incorporan potenciales mecanismos de recompensa (como ahorro de tiempo o menores comisiones) que pueden afectar a la impulsividad. Breiter *et al.* (2001) muestran que el núcleo accumbens, la amígdala extendida sublenticular (*SLEA*, por sus siglas en inglés) y el hipotálamo procesan los mecanismos de recompensa monetarios de la misma manera que lo hacen los estímulos al tacto, gustativos o la euforia inducida mediante drogas. Aunque estas cuestiones no han sido estudiadas en relación con las decisiones de digitalización financiera, sí existe alguna evidencia cuando se comparan interacciones económicas humanas e interacciones digitales. Los resultados de Huettel *et al.* (2006) o Mohr *et al.* (2010) sugieren que los individuos prefieren sacrificar recompensas potenciales en el futuro por seguridad en el momento presente, lo que está correlacionado con actividad cerebral en regiones como la ínsula.

En su conjunto, se trata de una disciplina con un campo de ex-

pansión evidente no solo para contrastar la formalidad de axiomas neoclásicos, sino, de forma más general, con una utilidad para dilucidar hasta qué punto la actividad cerebral muestra pautas de comportamiento no identificables por otras vías de análisis económico y estadístico convencionales.

IV. LA DIGITALIZACIÓN FINANCIERA EN ESPAÑA: ENFOQUE METODOLÓGICO Y PRINCIPALES PERFILES

1. Datos y perfil del cliente digital en España

Los datos para el estudio de la digitalización financiera parten de una encuesta sobre usos de servicios bancarios y de pago relacionados con la digitalización desarrollada en el seno del Observatorio de la Digitalización Financiera (ODF) de Funcas. La base metodológica de la encuesta es el *Survey of Consumer Payment Choice (SCPC)* realizado por el Federal Reserve Bank of Boston.

La encuesta del ODF fue realizada por IMOP entre noviembre y diciembre de 2016 y ha contado con ampliaciones entre 2017 y 2019 (2). El universo encuestado se refiere a residentes en el territorio nacional peninsular e insular de 18 a 75 años. El tamaño muestral es de 3.005 encuestados telefónicamente con cuotas controladas de representación sociológica según edad, sexo y localización. Los métodos de ponderación corresponden a los del estudio general de medios (EGM) de la Asociación para la Investigación de Medios de Comunicación (AIMC). El error muestral se estima en un $\pm 1,8$ por 100. Si se analizan las características del cliente que usa servicios financieros digitales (banca *online*, banca móvil) de forma frecuente (diaria o semanalmente), se obtiene un perfil como el descrito en el cuadro n.º 1. Se cumplen algunos parámetros de expectativa lógica como el ser usuario habitual de Internet y de *smartphone*. Otros datos apuntan a un usuario preponderantemente femenino en poblaciones medianas o grandes y con uso frecuente de medios

CUADRO N.º 1

PERFIL DEL CLIENTE FINANCIERO DIGITAL EN ESPAÑA

CARACTERÍSTICA	INCIDENCIA MUESTRAL (PORCENTAJE SOBRE EL TOTAL DE ENCUESTADOS)
Usuario habitual de Internet	92,0
Usuario de <i>smartphone</i>	85,3
Mujer	Aproximación a la mediana del cliente digitalizado
39 años	Aproximación a la mediana del cliente digitalizado
Vive en una población de más de 200.000 habitantes	Aproximación a la mediana del cliente digitalizado
Ingresos en el hogar entre 3.000 y 5.000 euros	Aproximación a la mediana del cliente digitalizado
Con tarjeta de débito	71,9
Con tarjeta de crédito	50,8%
Consulta saldos y movimientos bancarios	68,2

Fuente: Observatorio de la Digitalización Financiera de Funcas.

de pago electrónicos (tarjeta de débito y crédito).

Se trata del perfil con el que la aproximación econométrica paramétrica tradicional puede estimar el impacto marginal de cada característica en la probabilidad de ser un usuario frecuente de servicios digitales.

2. La relación del cliente español con su proveedor de servicios financieros y el impacto de la digitalización

Otra dimensión importante, como se muestra en la sección, es cómo se producen las relaciones de confianza y de percepción del riesgo cuando se adoptan servicios financieros digitales. La encuesta de ODF permite comparar las diferencias de percepción entre banca tradicional, banca *online* y banca móvil (cuadro nº. 2). Algunos datos ilustran por qué la banca *online* tiene un proceso de adopción progresivo. Mientras que el 88,8 por 100 considera los servicios de banca tradicional como seguros o muy seguros, únicamente el 54,8 por 100 lo considera así para la banca *online* y el 44,2 por 100 para la banca móvil. Desde el punto de vista de la racionalidad económica, otras percepciones resultan algo sorprendentes. Resulta llamativo que solamente el 63,2 por 100 considere la banca *online* como de coste bajo o muy bajo y el 58,8 por 100 la banca móvil, frente a porcentajes más altos de servicios tradicionales. La realidad muestra que, objetivamente, los canales digitales suponen un ahorro tanto directo (menos comisiones) como indirecto (más ahorro de tiempo). La interacción con el dispositivo parece importante en este punto. El 90 por 100 creé

que los canales tradicionales son sencillos y muy sencillos frente al 67,8 por 100 que lo considera para la banca *online* y el 64,4 por 100 que así lo cree para la banca móvil. Se observan diferencias similares cuando se analizan aspectos como lo práctico que resulta el canal o la calidad de la información que proporciona. En cuanto a la incertidumbre, se revela como un factor importante de decisión dado que el 84,3 por 100 considera la banca tradicional como poco o nada arriesgada, mientras que ese porcentaje es únicamente del 43,4 por 100 y del 35,6 por 100 para los canales *online* y la operativa con *smartphone*, respectivamente.

Teniendo en cuenta estas observaciones, es conveniente plantear dos cuestiones:

- Dado que existen diferencias en cómo se estructura la confianza y se percibe el riesgo en función del grado de digitalización del canal ¿qué secuencia de decisiones siguen los clientes que acaban digitalizándose de forma significativa en su actividad bancaria?
- Puesto que existen elementos objetivos (menor coste, mayor velocidad) a favor de los canales digitales que los usuarios no parecen percibir, cabe pre-

guntarse si concurren factores de conducta o neurológicos que alientan o desincentivan la predisposición a digitalizarse.

En la siguiente sección se trata de responder a estas dos cuestiones. Se trata de los resultados de dos investigaciones en curso del ODF de Funcas, una sobre aprendizaje automático –para aproximar la secuencia de decisiones de digitalización financiera– y otra de neuroeconomía –para explorar la actividad cerebral ante medios financieros digitales–.

V. EVIDENCIA EMPÍRICA

1. Del enfoque estándar al aprendizaje automático

La aproximación de aprendizaje automático a la secuencia de decisiones que explican la digitalización financiera es el algoritmo del bosque aleatorio (*random forest*) (3). Se trata de una técnica que utiliza una combinación de árboles de decisión o de clasificación, basados en la incorporación aleatoria de un conjunto de características contenidas en un conjunto de datos, para realizar predicciones sobre clasificaciones o decisiones. Estos sistemas permiten usar algoritmos para identificar patrones complejos en millones de datos

CUADRO N.º 2

PERCEPCIONES DE LOS CLIENTES SOBRE LA CONFIANZA Y SEGURIDAD DE LOS CANALES BANCARIOS (PORCENTAJE DE ENCUESTADOS)

	BANCA TRADICIONAL	BANCA ONLINE	BANCA MÓVIL
Seguro o muy seguro	88,8	54,8	44,2
Coste bajo o muy bajo	70,1	63,2	58,8
Uso sencillo o muy sencillo	90,0	67,8	64,4
Práctico o muy práctico	81,2	68,8	61,9
Información buena o muy buena	82,8	65,9	76,1
Poco o nada arriesgado	84,3	43,4	35,6

Fuente: Observatorio de la Digitalización Financiera de Funcas.

con los que realizar una predicción futura. Los árboles de decisión empleados en el *random forest* se generan a partir del establecimiento de un conjunto de reglas que permiten secuenciar una toma de decisiones en un conjunto de pasos que se construyen siguiendo una lógica.

El proceso consiste en la generación de cientos de árboles de decisión aleatoriamente, mediante repeticiones, lo que permite extraer de algunos de ellos las secuencias de decisión más comunes e identificar qué características (variables) son las que aparecen con mayor frecuencia como definitorias de cada decisión o clasificación. Mientras que los modelos econométricos son capaces de establecer y cuantificar las relaciones de causalidad que existen entre las variables estudiadas, la técnica del *random forest* permite establecer una secuenciación acerca del impacto que tienen dichas variables en el resultado final. Esta técnica no establece relaciones de causalidad, sino que identifica patrones a partir de los cuales poder predecir cómo se establecen relaciones. El bosque aleatorio, indica, ordenadamente, las variables (por ejemplo: facilidad de uso, coste, seguridad, ...) que determinan que un individuo utilice o no un servicio financiero digital. Este análisis cobra importancia en la medida en que permite señalar, por ejemplo, si las opiniones divergentes acerca de la facilidad de uso ayudan en mayor o menor medida a discriminar individuos que utilizan la tarjeta de crédito frente a otros que no lo hacen. En este sentido, los factores que permitan distinguir mejor a los usuarios de los no usuarios serán considerados como de primer orden. Por tanto, a partir del *random forest* se podrían conocer

los factores que principalmente influyen en la toma de decisiones frente a aquellos que inciden, pero que son de segundo orden o menos discriminantes.

La dimensión estudiada en la adopción es la frecuencia de uso de los servicios financieros *online*. A partir del conjunto de variables sociodemográficas, de digitalización general (medios y usos digitales), de digitalización financiera (medios y usos financieros digitales) y de percepciones sobre cualidades de determinados servicios (calidad, seguridad, facilidad de uso...) se procede a clasificar a los individuos en tres tipos de usuarios en función del grado en que se ha digitalizado sus actividad financiera. Los grupos de usuarios representativos que se definen son:

- No usuarios (F): recoge al conjunto de individuos que están fuera de la digitalización financiera porque tampoco tienen un grado de digitalización general suficiente.
- Usuarios poco/muy poco frecuentes (N): formado por aquellos que realizan operaciones de compra y otras operaciones financieras y consultas *online* (ambas) pero de manera esporádica, es decir, una vez al año, nunca o casi nunca.
- Usuarios frecuentes (S): integrado por aquellos individuos que realizan operaciones de compra y otras operaciones financieras y consultas *online* (ambas) al menos una vez a la semana o varias veces durante un mes.

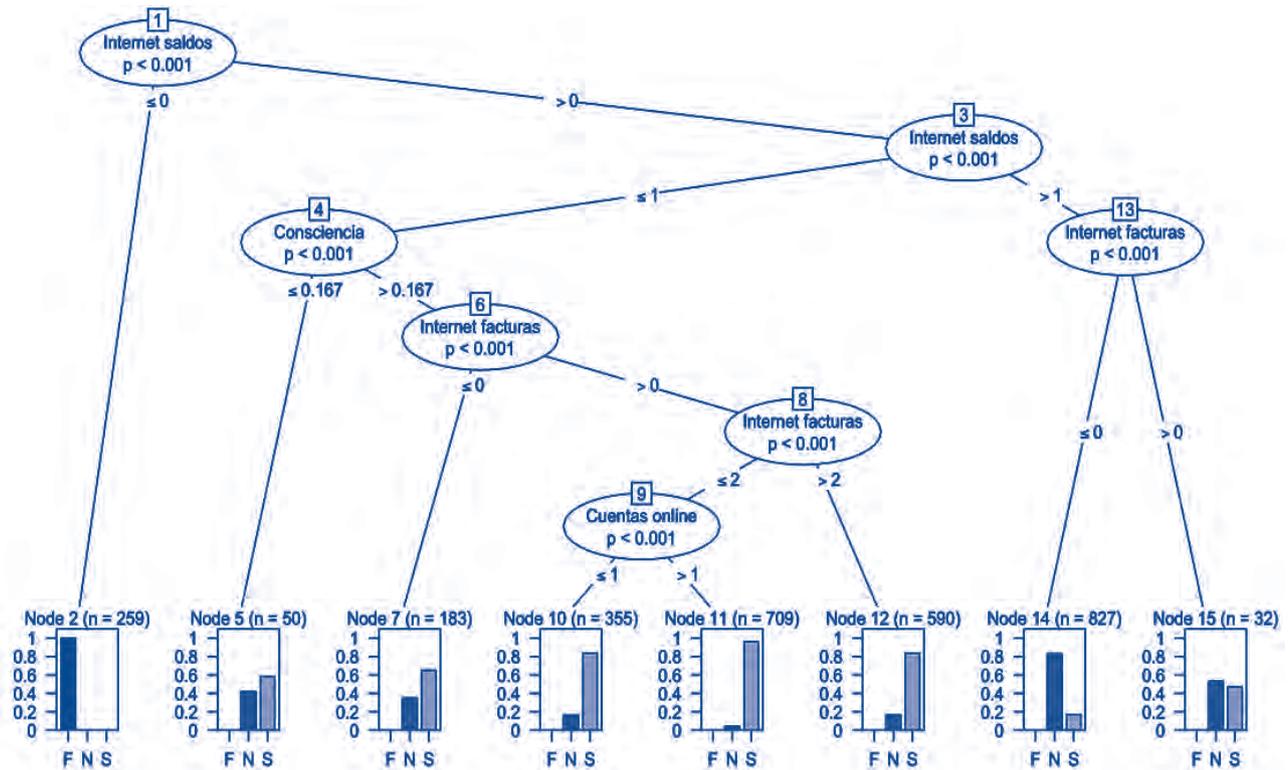
A través del *random forest* se construyen aleatoriamente 500 árboles de decisión con un conjunto características que permite clasificar a los individuos de

la encuesta en cada uno de los tres tipos de usuarios. El primer resultado revela cuáles son las variables que reducen en mayor medida el error de estimación (*mean decrease accuracy*) y que permiten encontrar la mayor similitud entre los árboles comparados (*mean decrease Gini*):

- Consulta de saldos financieros (Internet saldos): En la medida en que exista la necesidad de consultar los saldos a través de Internet, ya sea el de su cuenta bancaria o el de un medio de pago, el usuario irá digitalizándose financieramente.
- Consciencia: es una variable que muestra la ratio entre el número de cuentas que el usuario cree que tienen acceso *online* entre el número de cuentas que efectivamente tienen acceso *online*. Es la medida en que el individuo es consciente de la existencia de servicios *online* este irá digitalizándose financieramente.
- Pago de facturas (Internet facturas): en la medida en que el individuo pague sus facturas *online*, el usuario irá digitalizándose financieramente.

A partir de dichas factores de primer orden podemos establecer un árbol de decisión (gráfico 3) capaz de predecir acertadamente (en un 90 por 100 de los casos) a qué tipo de grupo de usuarios pertenece cada individuo encuestado. En este árbol se muestra que la secuencia que siguen los usuarios de banca para usar cuentas *online* pasa primero por consultar frecuentemente saldos, posteriormente por ser consciente de otras posibilidades que ofrece el uso de la banca *online* y finalmente por pagos por Internet para comprobar su fiabilidad.

GRÁFICO 3
SECUENCIA QUE EXPLICA LA ADOPCIÓN FRECUENTE DE SERVICIOS FINANCIEROS DIGITALES SEGÚN LAS ESTIMACIONES DE *RANDOM FOREST*



Fuente: Estimaciones de los autores a partir de los datos de la encuesta.

Las estimaciones no permiten únicamente aproximar el proceso de decisión, sino el número de veces que debe repetirse (en promedio) cada eslabón del mismo para llegar al resultado final. En este sentido, una vez que se han realizado al menos dos pagos *online*, es frecuente convertirse ya en un usuario asiduo de servicios financieros digitales.

2. Una aproximación preliminar a la caracterización neurológica

El objetivo de utilizar imágenes de resonancia magnética funcio-

nal (*fMRI*) es identificar si existen marcadores de neuroimagen relacionados con distintos patrones de comportamiento en el uso de los medios financieros digitales (4). En particular, se trata de investigar si existen características en la estructura cerebral ligadas al comportamiento financiero digital.

En cuanto a la muestra, 121 personas fueron seleccionadas a partir de las respuestas obtenidas en un cuestionario sobre digitalización financiera que replica el realizado por IMOP para Funcas y que se explica en la quinta sección en su primer epígrafe. Los participantes fueron divididos en tres grupos según su respuesta a

la pregunta: ¿Con qué frecuencia utiliza servicios online (incluidos Internet y *apps* móviles) para consultar sus cuentas y/o realizar transacciones? Así, se asignaron 41 personas que contestaron nunca o casi nunca a un primer grupo (GN), 40 a un grupo de uso mensual (GM) y 40 a un grupo de uso semanal o de frecuencia habitual (GS). Los grupos replican la distribución de sexo, estado laboral e ingresos familiares que es representativa poblacionalmente. La población de referencia era estudiantes universitarios de entre 18 y 31 años. Esto reduce la variabilidad geográfica e incrementa la probabilidad de que los individuos cuenten con un grado de digitali-

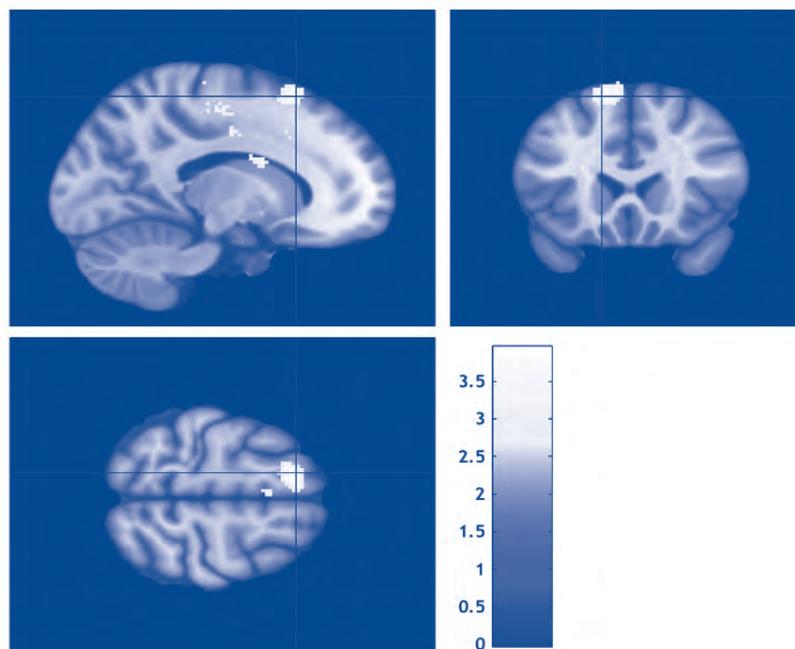
zación medio mayor al promedio de la población española, pero reduce la probabilidad de que las diferencias encontradas entre grupos respondan a esos factores (grado general de digitalización o edad).

El primer ejercicio experimental con resonancia magnética funcional se trataba de una tarea en la cual los participantes debían observar una serie de vídeos de personas utilizando distintas formas de gestión del dinero, mientras se obtenían imágenes funcionales de su cerebro. Además, después de cada vídeo, se les preguntaba el nivel de seguridad que les generaba la acción que acababan de observar, debiendo responder a la pregunta, *¿Qué seguridad te genera esta acción?*, en una escala del 1 al 4. Se seleccionaron siete situaciones que involucran distintas formas de intercambio de dinero y se prepararon dos vídeos de quince segundos de cada una. En cada vídeo se observaba a una persona realizando esa acción. Con el fin de posibilitar comparaciones con vídeos con contenido emocional, se incluyeron dos condiciones de vídeos agradables (paisajes relajantes) y desagradables (insectos y basura). Cada participante visionó cada vídeo dos veces. Las siete condiciones económicas seleccionadas fueron: sacar dinero de un cajero automático, pago en efectivo, pago con móvil, pago con reloj, pago con tarjeta, realización de una transferencia *online* y realización de una transferencia vía Paypal. Los individuos respondieron a preguntas sobre la seguridad y confianza de las alternativas de pago. Cuando se les preguntó *¿Qué seguridad le proporciona esta acción?* el efectivo y el cajero resultaron las más seguras (en consonancia con los resultados generales de la en-

cuesta), pero lo más relevante es que no se encontraron diferencias significativas en la seguridad atribuida a cada servicio de pago entre los grupos de individuos con distinto nivel de digitalización financiera. A escala cerebral, sin embargo, sí se observaron algunas diferencias de interés. Los resultados obtenidos permiten observar qué áreas del cerebro están vinculadas con la seguridad en el pago, o dicho de otro modo, las áreas que aparecen activadas, lo están más cuando la situación se percibe como más segura. A nivel global (sin dividir entre grupos) se encuentra que la seguridad se relaciona con mayor activación de áreas de la red cerebral por defecto, así como del lóbulo occipital, y de regiones subcorticales, y las cortezas motora y parietal inferior izquierdas. Por el contrario los vídeos donde se percibe

menor seguridad se asocian con la activación de la corteza motora derecha y la corteza parietal inferior derecha. Por tanto, la seguridad en los pagos se asocia a la activación de la red cerebral por defecto, del lóbulo occipital y de regiones subcorticales como el tálamo y el núcleo accumbens, en consonancia con otros estudios de neuroeconomía. Cuando comparamos entre los grupos, podemos observar como el grupo de mayor digitalización financiera (de uso semanal o mayor) en comparación con el que no usa medios digitales, activa más la región frontal superior, relacionada entre otras funciones con las funciones ejecutivas y, por ejemplo, la planificación y también activa más el caudado dorsal, una región relacionada con los hábitos de conducta (gráfico 4).

GRÁFICO 4
REGIONES QUE MUESTRAN UNA MAYOR ACTIVACIÓN EN EL GRUPO DE MAYOR USO DE MEDIOS FINANCIEROS DIGITALES COMPARADO CON LOS DE USO MEDIO Y ESCASO O NULO



Fuente: Carbó, Cuadros y Rodríguez (2019).

Junto con la seguridad que las personas puedan percibir de los distintos medios financieros digitales, es interesante evaluar si en su uso también influye la confianza que depositan en otras personas o en sistemas electrónicos que dan respuestas aleatorias. Con la idea de evaluar los sustratos cerebrales asociados a la confianza interpersonal, se utilizó el «juego de la confianza» (*trust game*) de modo similar a la implementada en su estudio por Baumgartner (2008) (5). De nuevo no hay diferencias estadísticamente significativas entre los grupos en el juego en sí, aunque sí se observa un cierto patrón por el cual las personas que no utilizan los medios financieros digitales ceden más dinero cuando se trata de una persona, que cuando se trata de una máquina, siendo el patrón al revés en los otros dos grupos. Con respecto al análisis cerebral, en lo que respecta a la confianza se encontró una amplia activación cerebral que incluía regiones somatosensoriales y motoras, del cíngulo anterior y posterior, el precuneus, el cerebelo, áreas visuales, el hipocampo y el núcleo accumbens. Este patrón es muy intenso en el grupo de uso semanal a diferencia de lo que sucede en los grupos de menos uso de medios digitales. En cuanto al procesamiento relacionado con los ensayos en los que se jugaba con la máquina, se obtiene a nivel global una activación de regiones frontolaterales. En este caso ocurre lo contrario que anteriormente siendo este patrón el menos intenso en el grupo de uso frecuente de medios digitales. Los resultados del estudio (aquí mostrados únicamente de forma parcial por simplicidad expositiva) sugieren que existen sustratos biológicos que fundamentan las diferencias en el uso

de los medios financieros y que son distintos en función de la frecuencia de uso.

VI. CONCLUSIONES

El análisis de la información ha encontrado nuevos campos de expansión en los avances científicos relacionados con la digitalización, y el mundo financiero es de particular interés en este tipo de investigaciones. En este artículo se analiza cómo los individuos adoptan medios digitales para sus actividades financieras, comparando los enfoques económicos tradicionales con dos técnicas de análisis de datos y de comportamiento recientes. Por un lado, se emplean métodos de aprendizaje automático para tratar de simular la secuencia de decisiones que llevan a una adopción y uso frecuente de medios financieros digitales. Por otro lado, se emplean técnicas de resonancia magnética funcional para estudiar la activación cerebral en el uso de servicios financieros con distinto grado de digitalización.

El análisis resume algunas de las investigaciones amplias que se están desarrollando en el seno del Observatorio de la Digitalización Financiera (ODF) de Funcas, con aplicaciones al caso español. Los resultados del análisis de aprendizaje automático sugieren que la consciencia sobre la variedad de los servicios digitales disponibles y la consulta de información financiera *online* son pasos previos al uso frecuente de medios digitales para transacciones financieras. En cuanto al análisis relativo a la activación cerebral, se encuentra que existen patrones biológicos con un desarrollo particularmente activo entre la población que más intensamente utiliza los canales

digitales para sus transacciones financieras.

En un tiempo en el que los proveedores de servicios financieros se esfuerzan por adecuar su oferta a los cambios en la demanda y en el que existe una apuesta decidida por una agenda digital, aportar nuevas vías para entender el camino por el cual los ciudadanos optan por la digitalización en cuestiones tan trascendentes como sus operaciones financieras se antoja de significativo interés científico y utilidad social.

NOTAS

(*) Otras afiliaciones: CUNEF y Bangor University.

(**) Otra afiliación: Universidad de Granada.

(1) Una aproximación exhaustiva de la evolución de la neuroeconomía puede encontrarse en GLIMCHER y FEHR (2013).

(2) Los detalles de las distintas encuestas pueden consultarse en https://www.funcas.es/_obsdigi/

(3) Los resultados aquí mostrados son parte de una investigación más general desarrollada en el ODF-Funcas, referenciada como CARBÓ *et al.* (2019a).

(4) Este apartado resume algunos resultados parciales de la investigación desarrollada para el ODF de Funcas por CARBÓ *et al.* (2019).

(5) En esta tarea los participantes comienzan cada ensayo con una cantidad de dinero fija, 12 euros, y deben elegir cuánto de ese dinero ceder a un segundo jugador, jugador B, que parte también de una situación inicial de 12 euros. La cantidad cedida se multiplicará por tres y en ese momento el jugador B puede elegir devolver una parte al primero. Para facilitar la tarea, las cantidades a ceder están restringidas a cuatro valores, (0, 4, 8 o 12 euros) y el jugador B siempre devolverá la mitad de lo recibido, en cuyo caso el jugador A siempre termina con más dinero que el inicial, o nada (0 euros). Los participantes eligen pulsando uno de los cuatro botones que se les proporcionan dentro de la resonancia magnética. En nuestro caso el juego se repite hasta un total de 24 ensayos, donde en la mitad de ellos el

jugador B será una persona, que devolverá el dinero en función de su interés, y en la otra mitad el jugador B será una máquina que aleatoriamente seleccionará qué cantidad devuelve, la mitad de lo recibido o nada. Los participantes no conocen la decisión del jugador B en cada ensayo, pero cuando se alcanza la mitad de la tarea, dos ensayos, los participantes reciben un *feedback* con el total de veces que el jugador B sí les ha devuelto dinero. De este modo se puede decir que cuando un participante está jugando contra una persona, se pone en marcha un proceso de confianza interpersonal en el cuál espera que la otra persona le devuelva algo de lo cedido y no actúa con egoísmo. Por el contrario cuando el jugador B sea una máquina, que asigna aleatoriamente su respuesta, estaremos ante un proceso de riesgo puesto que no tenemos elementos para predecir su comportamiento.

BIBLIOGRAFÍA

- ALALWAN, A., DWIVEDI, Y. K. y RANA, N. P. (2017). Factors influencing adoption of mobile banking by Jordanian bank customers: Extending UTAUT2 with trust. *International Journal of Information Management*, 37(3), pp. 99-110.
- ALDÁS MANZANO, J., LASSALA NAVARRÉ, C., RUIZMAFÉ, C. y SANZ BLAS, S. (2009). Key drivers of internet banking services use. *Online Information Review*, 33(4), pp. 672-695.
- BAGOZZI, R. P. (2007). The Legacy of the Technology Acceptance Model and a Proposal for a Paradigm Shift. *Journal of the Association for Information Systems*, 8(4), pp. 244-254.
- BART, Y., SHANKAR, V., SULTAN, F. y URBAN, G. L. (2005). Are the drivers y role of online trust the same for all web sites y consumers? A large-scale exploratory empirical study. *Journal of Marketing*, 69, pp. 133-152.
- BAUMGARTNER, T., HEINRICH, M., VONLANTHEN, A., FISCHBACHER, U. y FEHR, E. (2008). Oxytocin shapes the neural circuitry of trust y trust adaptation in humans. *Neuron*, 58(4), pp. 639-650.
- BENARTZI, S. y THALER, R. (2007). Heuristics y biases in retirement savings behavior. *Journal of Economic Perspectives*, 21, pp. 81-104.
- BISHOP, C. M. (2016). Pattern Recognition and Machine Learning. *Information Science and Statistics*, Vol. 53.
- BREITER, H. C., AHARON, I., KAHNEMAN, D., DALE, A. P. y SHIZGAL, P. (2001). Functional imaging of neural responses to expectancy and experience of monetary gains and losses. *Neuron*, 30, pp. 619-639.
- CAMERER, C., LOEWENSTEIN, G. y PRELEC, D. (2005). Neuroeconomics: how neuroscience can inform economics. *Journal of Economic Literature*, 43, pp. 9-64.
- CAMPBELL, J. Y. (2006). Household finance. *Journal of Finance*, 61, pp. 1553-1604.
- (2016). Restoring rational choice: the challenge of consumer financial regulation. *American Economic Review*, 106, pp. 1-30.
- CAMPBELL, D. y FREI, F. (2010). Cost Structure, Customer Profitability, and Retention Implications of Self-Service Distribution Channels: Evidence from Customer Behavior in an Online Banking Channel. *Management Science*, 56(1), pp. 4-24.
- CARBÓ VALVERDE, S., CUADROS, P. y RODRÍGUEZ, F. (2019). *A machine learning approach to the digitalization of bank customers: evidence from random and causal forests*, <https://www.ssrn.com/abstract=3195286>
- CARBÓ VALVERDE, S., LACOMBA, J., LAGOS, F., RODRÍGUEZ, F. y VERDEJO, J. (2019). *A neurological characterization of financial digitalization*. Mimeo.
- CASALÓ, L. V., FLAVIÁN, C. y GUINALÍU, M. (2007). The role of security, privacy, usability and reputation in the development of online banking. *Online Information Review*, 31(5), pp. 583-603.
- CHENG, T. C. E., LAM, D. Y. C., y YEUNG, A. C. L. (2006). Adoption of Internet Banking: An Empirical Study in Hong Kong. *Decision Support Systems*, 42(3), pp. 1558-1572.
- DAHLBERG, T., GUO, J. y J. ONDRUS (2015). A critical review of mobile payment research. *Electronic Commerce Research and Applications*, 14(5), pp. 265-284.
- DAVIS, F. D., BAGOZZI, R. P. y WARSHAW, P. R. (1989). User Acceptance of Computer Technology: A Comparison of Two Theoretical Models. *Management Science*, 35(8), pp. 982-1003.
- DELGADO, M. R., FRANK, R. H. y PHELPS, E. A. (2005). Perceptions of moral character modulate the neural systems of reward during the trust game. *Nature Neuroscience*, 8(11), pp. 1611-1618.
- DIMOKA, A. (2010). What does the brain tell us about trust y distrust? Evidence from a functional neuroimaging study. *MIS Quarterly*, 34(2), pp. 373-396.
- ELLIOTT, R., FRISTON, K. J. y DOLAN, D. J. (2000). Dissociable neural responses in human reward systems. *The Journal of Neuroscience*, 20(16), pp. 6159-6165.
- FARERI, D. S., CHANG, L. J. y DELGADO, M. R. (2012). Effects of direct social experience on trust decisions and neural reward circuitry. *Frontiers in Neuroscience*, 6(148), pp. 1-17.
- FRYDMAN, C. y CAMERER, C. F. (2016). The psychology y neuroscience of financial decision making. *Trends in Cognitive Sciences*, 20, pp. 661-675.
- GLIMCHER, P. (2002). Decisions, decisions, decisions: choosing a biological science of choice. *Neuron*, 36, pp. 323-332.
- GLIMCHER, P. W. y FEHR, E. (2013). *Neuroeconomics: Decision Making y the Brain*. Elsevier Science, 2nd edition.
- HÄUSLER, A. N., KUHNEN, C. M., RUDORF, S. y WEBER, B. (2018). Preferences and beliefs about financial risk taking mediate the association between anterior insula activation and self-reported real-life stock trading. *Nature –Scientific Reports*, 8 (11207), pp. 1-13.
- HERNÁNDEZ-MURILLO, R., LLOBET, G., y FUENTES, R. (2010). Strategic online banking adoption. *Journal of Banking and Finance*, 34(7), pp. 1650-1663.

<p>HOEHLE, H., SCORNAVACCA, E. y HUFF, S. (2012). Three decades of research on consumer adoption and utilization of electronic banking channels: A literature analysis. <i>Decision Support Systems</i>, 54(1), pp. 122-132.</p> <p>HUANG, J., MAKOJU, E., NEWELL, S. y GALLIERS, R. D. (2003). Opportunities to learn from «failure» with electronic commerce: A case study of electronic banking. <i>Journal of Information Technology</i>, 18(1), pp. 17-26.</p> <p>HUBERT, M., FLORACK, A., LINZMAJER, M. y KENNING, P. (2013). Neural correlates of impulsive buying tendencies during perception of product packaging. <i>Psychology & Marketing</i>, 30(10), pp. 861-873.</p> <p>HUETTEL, S. A., STOWE, C. J., GORDON, E. M., WARNER B. T. y PLATT, M. L. (2006). Neural signatures of economic preferences for risk y ambiguity. <i>Neuron</i>, 49, pp. 766-775</p> <p>JARUWACHIRATHANAKUL, B. y FINK, D. (2005). Internet banking adoption strategies for a developing country: the case of Thailand. <i>Internet Research</i>, 15(3), pp. 295-311.</p> <p>KESHARWANI, A. (2019). Do (how) digital natives adopt a new technology differently than digital immigrants? A longitudinal study. <i>Information and Management</i> (August 2016), pp. 103-170.</p> <p>KEYS, B. J. POPE, D. G. y POPEC, J. C. (2016). Failure to refinance. <i>Journal of Financial Economics</i>, 122, pp. 482-499.</p> <p>KING-CASAS, B., TOMLIN, D., ANEN, C., CAMERER, C.F., QUARTZ, S. R. y MONTAGUE, P. R. (2005). Getting to know you: reputation y trust in a two-person economic exchange. <i>Science</i>, 308(5718), pp. 78-83.</p> <p>KNUTSON, B. y BOSSAERTS, P. (2007). Neural Antecedents of Financial Decisions. <i>Journal of Neuroscience</i>, 27, pp. 8174-8177.</p> <p>KNUTSON, B., FONG, G., BENNETT, S., ADAMS, C. y HOMMER, D. (2003). A region of mesial prefrontal cortex tracks monetarily rewarding outcomes: characterization with rapid event-related fMRI. <i>Neuroimage</i>, 18, pp. 263-272.</p>	<p>KRUEGER, F., McCABE, K., MOLL, J., KRIEGESKORTE, N., ZAHN, R. y STRENZIOK, M. (2007). Neural correlates of trust. <i>Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America</i>, 104(50), pp. 20084-20089.</p> <p>KUHNEN, C. M. y KNUTSON, B. (2005). The neural basis of financial risk taking. <i>Neuron</i>, 47(5), pp. 763-770.</p> <p>— (2011). The Influence of Affect on Beliefs, Preferences, y Financial Decisions. <i>Journal of Financial Quantitative Analysis</i>, 46, pp. 605-626.</p> <p>LAUKKANEN, T. (2016). Consumer adoption versus rejection decisions in seemingly similar service innovations: The case of the Internet and mobile banking. <i>Journal of Business Research</i>, 69(7), pp. 2432-2439.</p> <p>LEE, M. C. (2009). Factors influencing the adoption of internet banking: An integration of TAM and TPB with perceived risk and perceived benefit. <i>Electronic Commerce Research and Applications</i>, 8(3), pp. 130-141.</p> <p>LU, M. T., TZENG, G. H., CHENG, H. y HSU, C. C. (2015). Exploring mobile banking services for user behavior in intention adoption: using new hybrid MADM model. <i>Service Business</i>, 9(3), pp. 541-565.</p> <p>LOUREIRO, S., RÜDIGER KAUFMANN, H. y S. RABINO (2014). Intentions to use and recommend to others. <i>Online Information Review</i>, 38(2), pp. 186-208.</p> <p>MCKENNA, B., TUUNANEN, T. y GARDNER, L. (2013). Consumers' adoption of information services. <i>Information and Management</i>, 50(5), pp. 248-257.</p> <p>O'DOHERTY, J., DAYAN, P., SCHULTZ, J., DEICHMANN, R., FRISTON, K. y DOLAN, R. J. (2004). Dissociable roles of ventral and dorsal striatum in instrumental conditioning. <i>Science</i>, 16(304) (5669), pp. 452-454.</p> <p>PREUSCHOFF, K., BOSSAERTS, P. y QUARTZ, S. R. (2006). Neural differentiation of expected reward y risk in human subcortical structures. <i>Neuron</i>, 51(3), pp. 381-390.</p>	<p>POUSTTCHI, K. y DEHNERT, M. (2018). Exploring the digitalization impact on consumer decision-making in retail banking. <i>Electronic Markets</i>, 28(3), pp. 265-286.</p> <p>RIEDL, R., MOHR, P., KENNING, P., DAVIS, F. y HEEKEREN, H. (2014). Trusting humans y avatars: abrain imaging study based on evolution theory. <i>Journal of Management Information Systems</i>, 30(4), pp. 83-114.</p> <p>RUDORF, S., PREUSCHOFF, K. y WEBER, B. (2012). Neural Correlates of Anticipation Risk Reflect Risk Preferences. <i>The Journal of Neuroscience</i>, 32(47), pp. 16683-16692.</p> <p>SONNEMANN, U. CAMERER, C. F., FOX, C. R. y LANGER, T. (2013). How psychological framing affects economic market prices in the lab and field. <i>Proceedings of the National Academy of Sciences U.S.A.</i>, 110(29), pp. 11779-11784.</p> <p>SUSANTO, A., CHANG, Y. y HA, Y. (2016). Determinants of continuance intention to use the smartphone banking services. <i>Industrial Management & Data Systems</i>, 116(3), pp. 508-525.</p> <p>SZOPI SKI, T. S. (2016). Factors affecting the adoption of online banking in Poland. <i>Journal of Business Research</i>, 69(11), pp. 4763-4768.</p> <p>TAM, C. y OLIVEIRA, T. (2019). Does culture influence m-banking use and individual performance? <i>Information and Management</i>, 56(3), pp. 356-363.</p> <p>WANG, Y. D. y EMURIAN, H. H. (2005). An overview of online trust: concepts, elements, y implications. <i>Computers in Human Behavior</i>, 21(1), pp. 105-125.</p> <p>YOON, H. S. y BARKER, L. M. (2013). Development of a quantitative model of the impact of customers' personality and perceptions on Internet banking use. <i>Computers in Human Behavior</i>, 29(3), pp. 1133-1141.</p> <p>YUSUF DAUDA, S. y J. LEE (2015). Technology adoption: A conjoint analysis of consumers' preference on future online banking services. <i>Information Systems</i>, 53, pp. 1-15.</p>
---	---	--