



Universidad de Oviedo

Facultad de Economía y Empresa

Máster en Administración y Dirección de Empresas

Trabajo de Fin de Máster

Impacto de los errores en el ámbito de las
recomendaciones publicitarias *online* basadas en
inteligencia artificial

AUTOR: David Pérez Ania

TUTORES: Ana Suárez Vázquez y Juan Antonio Trespalacios Gutiérrez

Oviedo, 4 de enero de 2025

Índice

1. Introducción	7
2. La Inteligencia Artificial y su Clasificación	13
2.1 Tipos de IA según su capacidad	14
2.2 Tipos de IA según la tecnología empleada	15
2.3 Tipos de IA según su propósito	15
2.4 Tipos de IA según su papel en el marketing	19
3. Inteligencia Artificial y el Mercado de Trabajo	22
4. Revisión Sistemática de la Literatura sobre Marketing e Inteligencia artificial	27
5. Implicaciones de la IA en el Marketing Estratégico	35
6. Implicaciones de la IA en el Marketing Operativo	41
6.1 Implicación de la IA en el Producto	41
6.2. Implicación de la IA en la Comunicación	43
6.3. Implicación de la IA en la Distribución	46
6.4. Implicación de la IA en el Precio	48
7. Consideraciones y Desafíos Éticos	50
8. Limitaciones de la IA en Marketing	57
9. Impacto de la Humanización de la IA en la Experiencia del Consumidor	59
10. Fallos en los Algoritmos: Efectos en el Comportamiento del Consumidor	68
11. Investigación Empírica	77
11.1. Objetivo de la investigación	77
11.2. Diseño del estudio empírico	81
11.3. Resultados	90
12. Conclusiones	96
12.1 Hallazgos principales	96
12.2 Implicaciones	98
12.3 Limitaciones y líneas de investigación futuras	99
Bibliografía	100
Anexo I: Tablas de Resultados	114
Anexo II: Cuestionario	124

Índice de figuras

FIGURA 1: Factores de mejora de la IA.....	8
FIGURA 2: Adopción y exploración de la IA por país.....	9
FIGURA 3: Relación entre el número de empleados y el uso de IA.....	10
FIGURA 4: Adopción de la IA por actividad económica.....	11
FIGURA 5: Evolución del tamaño del mercado de IA a nivel mundial.....	12
FIGURA 6: Distintas clasificaciones de la IA.....	13
FIGURA 7: <i>Gigafactory</i> de Tesla en Berlín.....	23
FIGURA 8: Evolución del PIB y del empleo.....	25
FIGURA 9: Cámara de IA mecánica recopilando datos.....	26
FIGURA 10: Tipología de las publicaciones.....	29
FIGURA 11: Línea temporal de artículos sobre IA y marketing.....	30
FIGURA 12: Mapa de coautoría dividido en clústeres.....	30
FIGURA 13: Mapa de cocitación por países.....	31
FIGURA 14: Los diez artículos más citados.....	32
FIGURA 15: Factores que determinan el atractivo de cada segmento.....	38
FIGURA 16: Ejemplo de implicaciones de la IA en la variable producto.....	43
FIGURA 17: Campaña creada por IA de Inditex.....	44
FIGURA 18: Campaña creada por IA de Toys “R” Us.....	45
FIGURA 19: Probador inteligente bajo el sistema Kinect de Microsoft.....	47
FIGURA 20: Jerarquía de riesgos de los sistemas de IA.....	53
FIGURA 21: Mapa visual sobre artículos relacionados con IA y humanización.....	60
FIGURA 22: Representación gráfica de la paradoja del valle inquietante.....	66
FIGURA 23: Línea temporal de producción científica.....	70
FIGURA 24: Métricas de la producción científica objeto de estudio.....	71
FIGURA 25: Mapa visual sobre artículos académicos relacionados con fallos en algoritmos y comportamiento del consumidor.....	72
FIGURA 26: Total mercado publicitario inversión real estimada.....	75
FIGURA 27: <i>Banner</i> publicitario.....	81
FIGURA 28: Actitud.....	85
FIGURA 29: Responsabilidad.....	85
FIGURA 30: Gravedad.....	86
FIGURA 31: Frustración.....	87
FIGURA 32: Desconfianza.....	87
FIGURA 33: Fluidez Tecnológica.....	88
FIGURA 34: Composición de la muestra según género.....	91
FIGURA 35: Composición de la muestra según edad.....	91

Índice de cuadros

CUADRO 1: Tipos de IA según sus capacidades.....	14
CUADRO 2: Tipos de IA según la tecnología empleada.....	15
CUADRO 3: IA predictiva vs IA generativa.....	18
CUADRO 4: Tipos de IA y su papel en el ciclo del marketing.....	21
CUADRO 5: Componentes primarios de la ecuación de búsqueda.....	28
CUADRO 6: Casos de éxito de la IA en comunicación política.....	37
CUADRO 7: Algunas de las magnitudes observadas por tipo de IA.....	40
CUADRO 8: Algunos de los mejores sistemas de IA para el marketing de contenidos.....	45
CUADRO 9: Métodos tradicionales de fijación de precios.....	48
CUADRO 10: Marco legal sobre privacidad.....	51
CUADRO 11: Principios éticos en la expansión de la IA.....	55
CUADRO 12: Componentes principales de la ecuación de búsqueda.....	69
CUADRO 13: Inversión real estimada en publicidad de medios controlados (en millones de euros)	75
CUADRO 14: Base principal de literatura consultada.....	77
CUADRO 15: Medida de las variables de escala.....	88

Resumen

Este trabajo de investigación estudia el desarrollo y las implicaciones de la inteligencia artificial en la dinámica empresarial actual. Mediante una revisión sistemática de la literatura se analiza cómo el marketing está evolucionando gracias a esta tecnología. La revisión explora cómo la inteligencia artificial está afectando al marketing en cualquiera de sus funciones y etapas, ya sea en la investigación, en la estrategia o en la acción comercial. También indaga acerca de la influencia de esta tecnología en la experiencia del consumidor y el proceso de compra. El análisis de la literatura académica lleva a proponer una investigación que busca explicar cómo los fallos en estos sistemas de inteligencia artificial afectan a la experiencia y al comportamiento del consumidor. En concreto, la investigación se centra en el efecto que tienen los errores en sistemas de recomendaciones publicitarias *online*. Este fenómeno se explora a través de un estudio cuantitativo basado en un experimento comercial. El estudio proporciona conclusiones e implicaciones relevantes para optimizar el uso de la inteligencia artificial en la gestión de los sistemas de recomendaciones publicitarias online, así como en el uso de herramientas de inteligencia artificial para fines comerciales.

Palabras Clave: Marketing, Publicidad online, Inteligencia artificial, Errores algorítmicos, Sistemas de recomendación, Comportamiento del consumidor.

Abstract

This research paper studies the development and implications of artificial intelligence in current business dynamics. Through a systematic review of the literature, it analyses how marketing is evolving thanks to this technology. The review explores how artificial intelligence is affecting marketing in any of its functions and stages, whether in research, strategy or commercial action. It also investigates the influence of this technology on consumer experience and purchasing process. The analysis of academic literature leads to proposing research that seeks to explain how failures in these artificial intelligence systems affect the consumer experience and behaviour. Specifically, the research focuses on the effect that errors have on online advertising recommendation systems. This phenomenon is explored through a quantitative study based on a commercial experiment. The study provides relevant conclusions and implications for optimizing the use of

artificial intelligence in the management of online advertising recommendation systems, as well as in the use of artificial intelligence tools for commercial purposes.

Keywords: Marketing, Online advertising, Artificial intelligence, Algorithmic errors, Recommendation systems, Consumer behavior.

1. Introducción

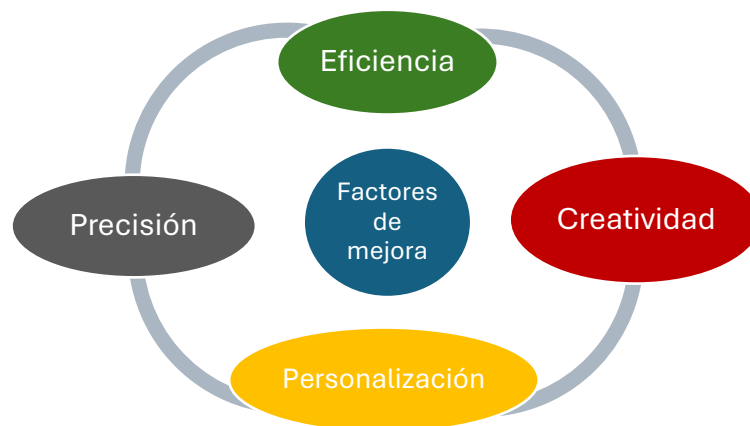
En los últimos años el desarrollo de la tecnología ha experimentado un crecimiento exponencial (ciberseguridad, computación en la nube, inteligencia artificial, *Internet of Things*, realidad virtual, robots, fabricación aditiva, computación cognitiva, *Big Data*, entre otros) (Rozo-García, 2020); tanto es así, que se han creado diversas herramientas tecnológicas avanzadas que desafían las expectativas convencionales. Este desarrollo está transformando la vida de las personas y, de modo más particular, afecta directamente al diseño y comercialización de los productos y a los mercados. Indudablemente ha desencadenado efectos positivos en el bienestar de la población, como puede ser el hecho de la democratización de la información gracias a Internet o la mayor accesibilidad por parte de los consumidores a una amplia gama de productos y servicios (Inman, Meyer, Schweidel, & Srinivasan, 2024). Por otro lado, también está provocando efectos contrarios a los intereses y derechos de los individuos y de la sociedad en general en temas como la privacidad, la desinformación, salud mental o la desigualdad digital (Saenz, 2024).

En concreto, el presente estudio se centra en las herramientas de inteligencia artificial (IA), tratando de abordar las implicaciones que esta tecnología tiene en el mundo empresarial y comercial, con la finalidad de reducir la incertidumbre futura acerca de cómo se implementará en nuestra sociedad. Esta tecnología está basada en la idea de que las computadoras pueden pensar como los seres humanos, es decir, se trata de una herramienta capaz de interpretar correctamente datos externos, aprender de dichos datos y utilizar esos aprendizajes para lograr objetivos y tareas específicas a través de una adaptación flexible (Kaplan & Haenlein, 2019). La IA está transformando el mundo a pasos agigantados. Tanto el ámbito empresarial (Quinto, Villodas, Montero, Cueva, & Vera, 2021) como el académico (Llorens-Largo, Vidal, & García-Peñalvo, 2023) están siendo impactados por estas tecnologías, ya que su utilización afecta de manera sustancial al nivel de productividad. Por ejemplo, en el campo de la medicina se utiliza la IA para diagnosticar enfermedades o para gestionar datos químicos, biológicos y genéticos en el desarrollo de fármacos (Kakhi, et al., 2022). En el mundo de las leyes, se utiliza para procesar y determinar sentencias rutinarias o para evaluar riesgos de reincidencia de los acusados (Universidad Europea, 2024). En el sector de la distribución, su uso permite mejorar la experiencia de compra a través de la personalización o el uso de *chatbots* en funcionamiento las 24 horas para resolver incidencias y gestionar pedidos o devoluciones.

En el sector del transporte se utiliza la IA para gestionar el tráfico de las ciudades de manera dinámica o para diseñar rutas que minimicen el tiempo de viaje (Pérez Rodríguez, 2022). En el sector industrial se emplea para automatizar procesos, para el control de calidad o para el mantenimiento predictivo de las máquinas a través de sistemas de análisis de datos inteligentes (Khang, Abdullayev, Hahanov, & Shah, 2024).

Estas son algunas de las funciones que actualmente realiza la IA en varios aspectos de nuestra sociedad. Observando su aplicación en distintos campos y sectores, se pueden definir cuatro factores de mejora: eficiencia, precisión, creatividad y personalización (figura 1) (Tolentino, 2024). Esta tecnología puede mejorar la eficiencia tanto a nivel estratégico como operativo, mejorar la precisión en la segmentación y la comunicación, fomentar la creatividad en la oferta de productos y servicios y permitir una mayor personalización para satisfacer las necesidades específicas de cada cliente (Kotler, Kartajaya, & Setiawan, 2021).

FIGURA 1: Factores de mejora de la IA

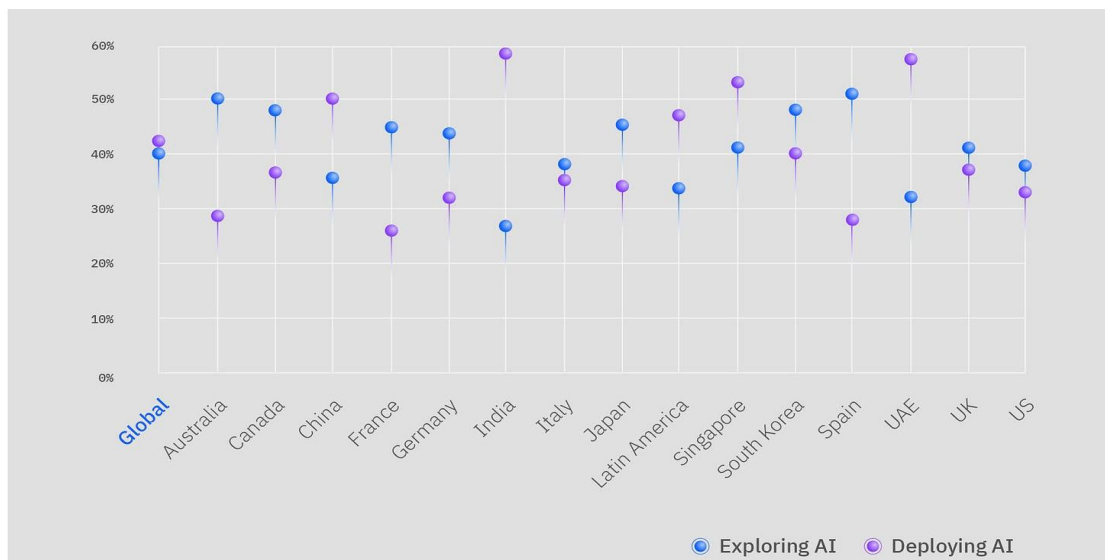


Fuente: elaboración propia a partir de Tolentino (2024)

Según un informe del año 2023 de la compañía IBM y Morning Consult, la adopción de la IA se mantiene estable en las grandes organizaciones a nivel global. Mientras en España, el 28% de las empresas de más de mil empleados afirma haber implantado la IA en su negocio y otro 51% está experimentando con esta tecnología a la espera de aplicarla en su actividad (IBM y Morning Consult, 2023). Las empresas de India (59%), China (50%), Singapur (53%) y Emiratos Árabes Unidos (58%) lideran el uso activo de la IA, frente a otros mercados más rezagados en la materia como España (28%), Australia (29%) y Francia (26%) (IBM y Morning Consult, 2023). En el siguiente gráfico se muestra la

adopción y exploración de la IA por cada país. Los puntos azules muestran el porcentaje de empresas de los distintos países que están explorando con esta tecnología, sin acabar de ponerla en práctica. Por otro lado, los puntos violetas representan el porcentaje de empresas que sí aplican la IA en su actividad y se benefician de ella.

FIGURA 2: Adopción y exploración de la IA por país

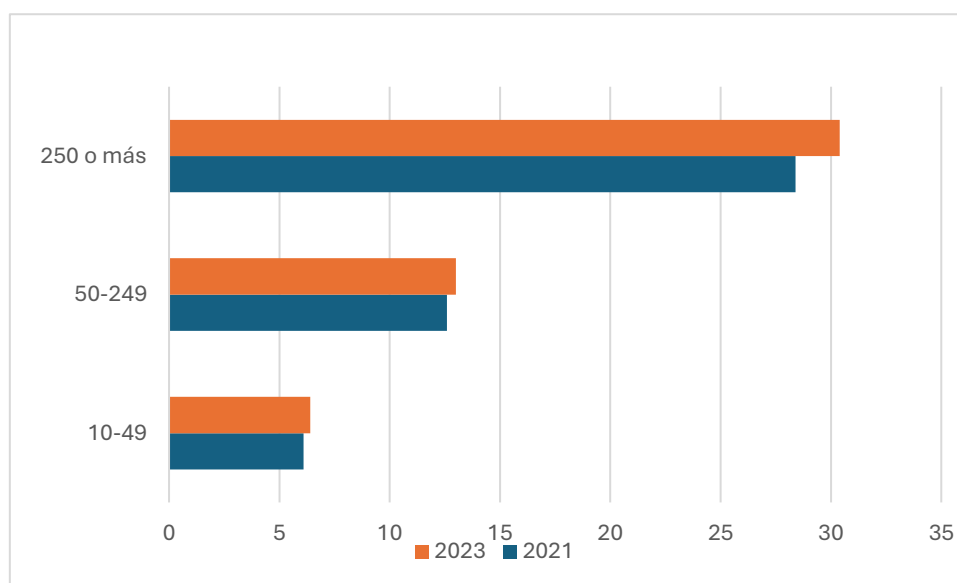


Fuente: IBM Global (2023)

Como se puede observar en el gráfico, el nivel de adopción entre países es muy dispar y no se percibe un patrón fijo entre la adopción y la exploración. Estos fenómenos pueden deberse a diferentes factores diferenciales entre países como la inversión en tecnología, la infraestructura disponible, la cultura imperante y las políticas gubernamentales.

En la figura 3 se puede observar la relación entre el tamaño de las empresas atendiendo al número de empleados y el uso de la IA en su actividad, percibiendo un incremento del año 2021 al 2023. Como era de esperar, las empresas más grandes cuentan con más recursos y, por tanto, su porcentaje de adopción de IA es mayor que el de las empresas con menos empleados. Mientras que el 30,4% de las empresas con 250 o más empleados adoptan esta tecnología, solo el 6,4% de las empresas que tienen entre 10 y 49 empleados la utilizan.

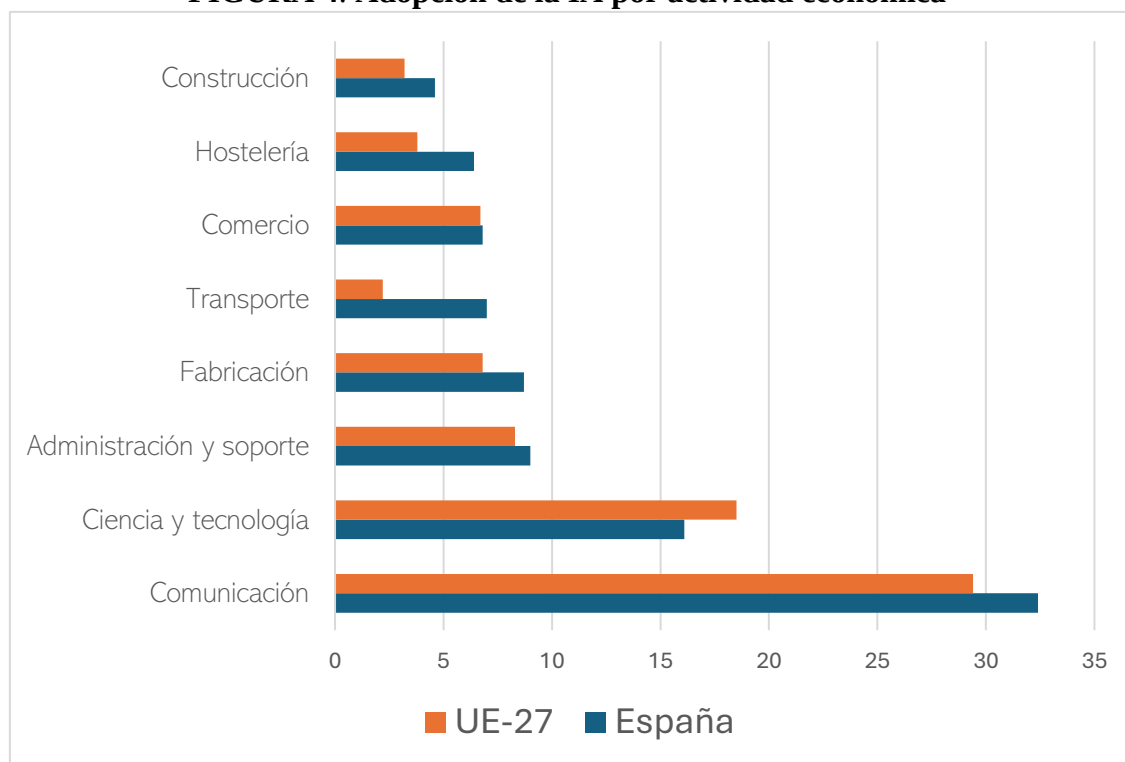
FIGURA 3: Relación entre el número de empleados y el uso de IA



Fuente: elaboración propia a partir de Eurostat (2023)

La adopción de IA varía significativamente entre las distintas actividades económicas. En la figura 4 se muestran datos de la adopción de IA por actividad económica en España y en la UE-27 del año 2023. En este sentido se observa que la mayor adopción se da en Comunicación, seguida de Ciencia y Tecnología y de Administración y Soporte. Los datos de España son muy similares a los de la media de la UE-27, si bien cabe destacar el caso de la actividad de Transporte, en la que en España la adopción es mucho más alta que la media europea.

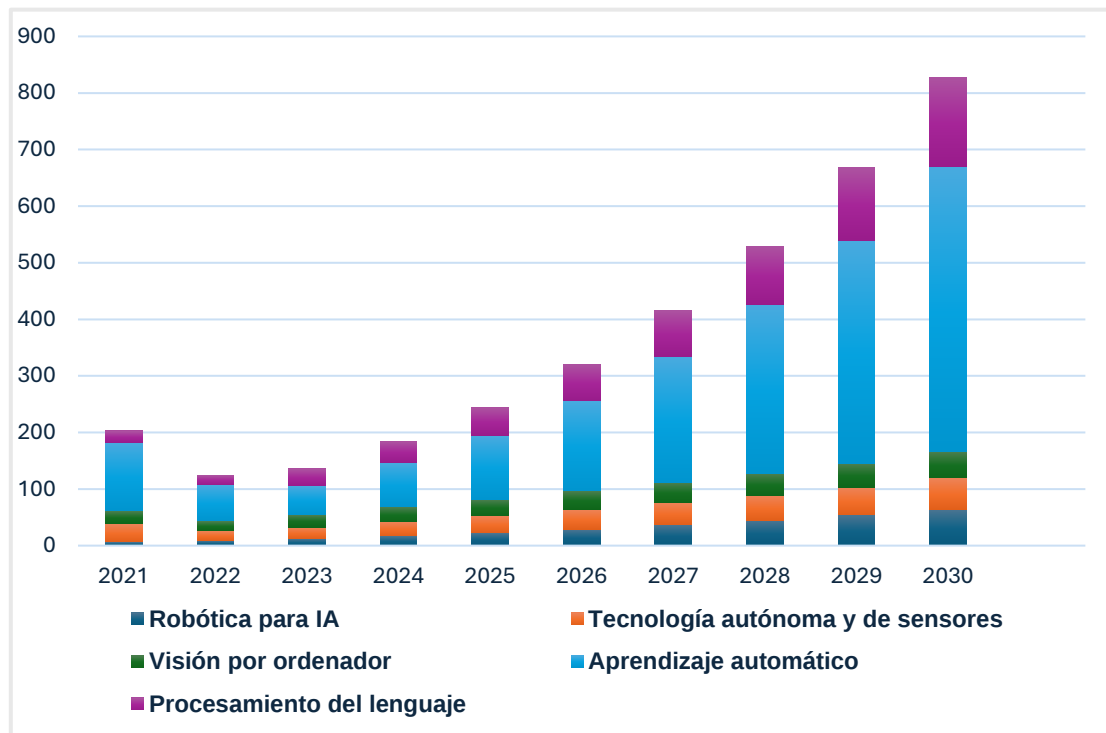
FIGURA 4: Adopción de la IA por actividad económica



Fuente: elaboración propia a partir de Eurostat (2023)

Como se puede observar en la figura 5 la IA es una industria tecnológica con grandes expectativas de proyección para los próximos años. La unidad de medida que se utiliza para el tamaño de mercado del gráfico son miles de millones de dólares americanos y se diferencia entre los siguientes segmentos: robótica para IA, visión por ordenador, tecnología autónoma y sensores, aprendizaje automático y procesamiento del lenguaje natural. El segmento de mayor tamaño es el del aprendizaje automático que domina por mucho la industria a lo largo de la predicción temporal. Por otro lado, en este análisis de cómo evolucionará la IA se observa un gran crecimiento de carácter exponencial en el segmento de procesamiento del lenguaje, pasando de 17 mil millones de dólares en el 2022 hasta 156 mil millones de dólares para el año 2030. Esta es la encargada de la interacción entre los ordenadores y el lenguaje humano, tarea fundamental para combinar este tipo de tecnologías con el trabajo humano. Empresas de todo el mundo están invirtiendo cada vez más en IA, para el año 2030 se espera que la industria tecnológica de sistemas de IA alcance los 826 mil millones de dólares (Fernández, 2024). También se espera que sean los sectores de salud, finanzas, manufactura y *retail* los que impulsen en mayor medida este crecimiento.

FIGURA 5: Evolución del tamaño del mercado de IA a nivel mundial



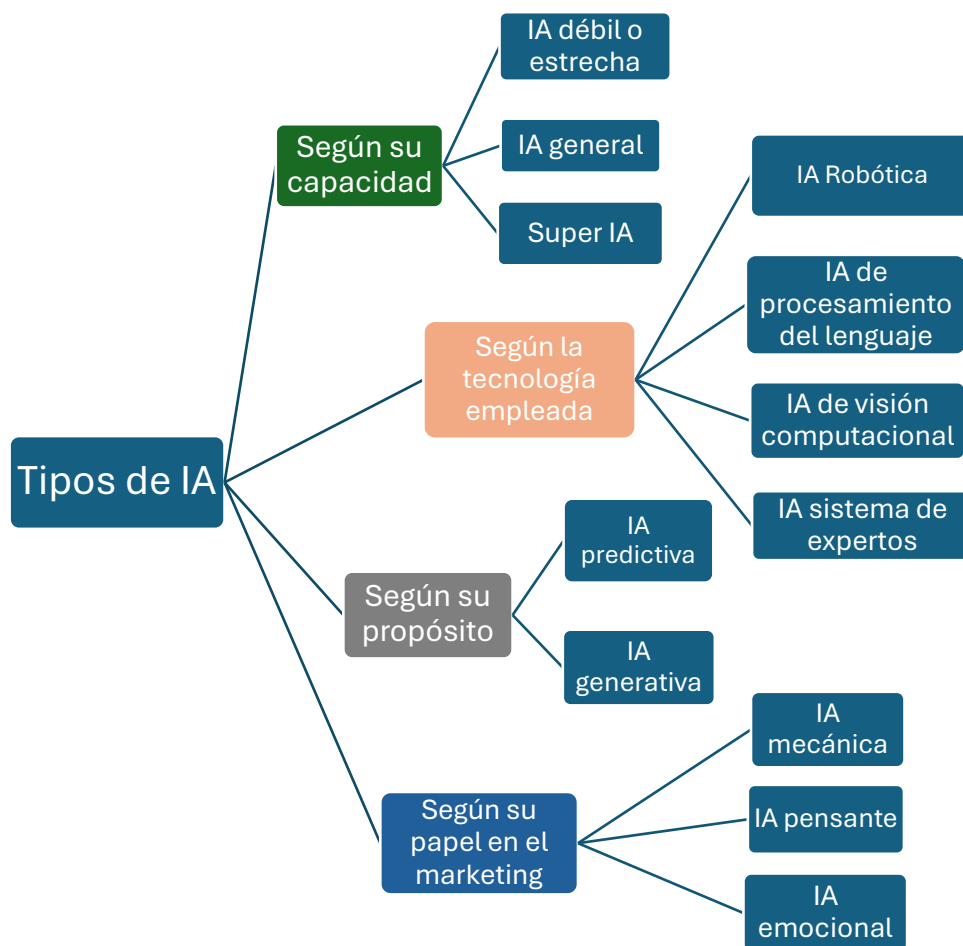
Fuente: elaboración propia a partir de Statista (2024)

La IA abre pues multitud de oportunidades y desafíos. Este trabajo se centra especialmente en el impacto de esta tecnología sobre la experiencia del consumidor. Para ello se comienza delimitando el concepto de IA exponiendo diferentes clasificaciones propuestas hasta la fecha (apartados 2 y 3). Se lleva a cabo una revisión sistemática de la literatura relativa a la aplicación de la IA en el campo del marketing (apartado 4) y se presentan las principales implicaciones del uso de esta tecnología en el ámbito comercial (apartados 5 y 6). Esta descripción teórica finaliza con consideraciones vinculadas con aspectos éticos y limitaciones al uso de la IA en el campo del marketing (apartados 7, 8 y 9). Una de estas limitaciones tiene que ver con la fiabilidad de los algoritmos que guían la toma de decisiones comerciales (apartado 10). La importancia de esta cuestión lleva a formular una investigación empírica sobre este tema. La investigación se basa en un experimento comercial (apartado 11). El trabajo concluye con una síntesis de su contenido, resultados, implicaciones, limitaciones y líneas futuras de investigación (apartado 12).

2. La Inteligencia Artificial y su Clasificación

En la literatura reciente se aprecia un notable interés por identificar qué tipos de IA existen y cuál es su efecto sobre las decisiones de marketing, tanto estratégicas como tácticas. Por ello, a continuación, se presentan diferentes criterios para clasificar las diversas tecnologías y aplicaciones que comprende la IA. Dichos criterios incluyen: capacidad, tecnología empleada, propósito y su papel en las decisiones de marketing. Estas clasificaciones permiten una mayor comprensión de las distintas tipologías de IA, mejorando así su comprensión y adecuación en contextos específicos. Acto seguido se muestra en la figura 6 un esquema de las distintas clasificaciones de IA.

FIGURA 6: Distintas clasificaciones de la IA



Fuente: elaboración propia a partir de Mercer & Trothen (2021), Norvig (2021), Huang & Rust (2021) y Hermann & Puntoni (2024)

2.1 Tipos de IA según su capacidad

Atendiendo a las capacidades de la IA en comparación con las propias de un humano promedio y su polivalencia en cuanto a realizar distintas tareas se pueden distinguir los diferentes tipos de IA que se detallan en el siguiente cuadro:

CUADRO 1: Tipos de IA según sus capacidades

	CAPACIDAD DE RESOLUCIÓN	COMPARACIÓN HUMANA
IA débil o estrecha	Resuelve tareas específicas dentro de un área específica	Por debajo de la capacidad humana, solo tareas específicas
IA general	Resuelve tareas en varias áreas de conocimiento	Iguala a los humanos en varias áreas
Super IA	Resuelve tareas en cualquier ámbito	Supera a los humanos en todas las áreas

Fuente: elaboración propia a partir de Mercer & Trothen (2021)

De acuerdo con la anterior clasificación, se observa que los tres tipos de IA planteados se corresponden con tres etapas evolutivas de la misma. En la actualidad se está alcanzando la segunda etapa en la que esta tecnología ya iguala en inteligencia al humano promedio mediante la denominada IA general (Teigens, Skalfist, & Mikelsten, 2020); pero cabe preguntarse ¿qué sucederá cuando el tercer tipo, la llamada super inteligencia artificial, aparezca? En una de sus últimas entrevistas, el profesor de informática inglés conocido como el padrino de la IA, Geoffrey Hinton (Hinton, 2024), afirma que existe una probabilidad del 50% de que la IA se vuelva más inteligente que los humanos en los próximos 20 años y que nunca antes hemos tenido que lidiar con cosas más inteligentes que nosotros. Esta es razón suficiente para analizar con suficiente antelación cómo será este fenómeno y estar más seguros de los cambios y sucesos que se deriven del mismo.

2.2 Tipos de IA según la tecnología empleada

Según la tecnología empleada, podemos distinguir entre cuatro tipos de IA (Norvig, 2021): la IA robótica, enfocada en la creación de robots que realicen tareas físicas y cognitivas; la IA de procesamiento del lenguaje, encargada de la interacción de computadoras y lenguaje humano; la visión computacional, cuya función es interpretar y comprender información visual del mundo; por último, los sistemas expertos capaces de emular la toma de decisiones de un experto humano en un campo específico. En el cuadro 2 se proponen ejemplos prácticos de la IA según la tecnología empleada.

CUADRO 2: Tipos de IA según su tecnología empleada

IA Robótica	Robots de servicios como por ejemplo <i>Pepper</i> desarrollado por <i>SoftBank Robotics</i>
IA de procesamiento de lenguaje	Sistemas de análisis de sentimientos como <i>IBM Watson Natural Language Understanding</i>
IA de visión computacional	Vehículos autónomos como el <i>Tesla Model S Autopilot</i> o el <i>Cruise AV</i>
IA de sistemas expertos	Asesoría legal automatizada como <i>Ross Intelligence</i> desarrollado en la Universidad de Toronto

Fuente: elaboración propia a partir de Norvig (2021)

2.3 Tipos de IA según su propósito

Seguidamente se distinguen dos enfoques o tipos de IA diferentes según su propósito: la IA predictiva y la IA generativa. La IA predictiva se ocupa del análisis de grandes cantidades de datos para anticipar tendencias y fenómenos futuros, proporcionando así una base sólida para la toma de decisiones estratégicas de todo tipo de organizaciones. En contraste, la IA generativa se encarga de la creación de contenidos aportando valor en tareas de innovación y creatividad (Gupta, Ding, Guan, & Ding, 2024). La integración de estos dos enfoques de IA está redefiniendo la manera en que las empresas compiten en los mercados y en cómo definen sus ventajas competitivas.

En la pasada década, la IA más utilizada ha sido la IA predictiva (Hermann & Puntoni, 2024). En el terreno empresarial, se usa como catalizador de mejora de la toma de decisiones. Gracias a su capacidad computacional de datos arroja luz en momentos de desconocimiento. Un ejemplo actual del uso de esta IA se da en el sector de las energías renovables. En esta industria el mantenimiento de las instalaciones de generación de energía juega un papel crucial de su éxito comercial, por lo que la asistencia de la IA predictiva a los inspectores de mantenimiento mejora significativamente la eficiencia y la precisión de estas tareas (Shin, Han, & Rhee, 2021). Los métodos de aprendizaje automático, como las máquinas de vectores de soporte y las redes neuronales profundas, son "máquinas de predicción" (Agrawal, Gans, & Goldfarb, 2018). Dentro del mundo del marketing, los profesionales utilizan estos algoritmos de IA predictiva para adaptar la oferta. Esto ocurre por ejemplo en el campo de comunicación comercial con la adaptación y personalización de los mensajes y tipos de publicidad en línea utilizados. Prácticamente, la totalidad de acciones que se realizan en línea mediante dispositivos digitales (móviles, tabletas, relojes inteligentes o computadoras) dejan huella; las llamadas *cookies* o migas digitales son esos pequeños fragmentos de información que surgen al realizar actividad en línea; se convierten en amplios datos digitales de los consumidores, los cuales, combinados con el poder computacional de la IA, facilitan “una comprensión sin precedentes de las necesidades únicas de los consumidores en relación con las expresiones específicas de la situación de motivaciones y preferencias más estables” (Matz & Netzer, 2017).

Asimismo, la sociedad está inmersa en la era de la información. Cada día se generan una media de 3,5 quintillones (1 quintillón es un uno seguido de 18 ceros) de bytes (EarthWeb, 2024). Herramientas de procesamiento de datos con inteligencia artificial predictiva son de gran relevancia ante este escenario, ya que, como Buxmann y Gebauer anticipaban en 1999 (Buxmann & Gebauer, 1999), la tecnología de la información es uno de los factores clave del éxito en una organización. Por esta razón, las compañías deben realizar importantes esfuerzos en tiempo e inversión para gestionar ese laberinto de datos, los cuales serán de utilidad para aumentar su ventaja competitiva en el mercado.

La información es poder y por esto en el campo del marketing deben ser los profesionales de la investigación del comportamiento del consumidor quienes conozcan y utilicen estos algoritmos de IA predictiva, para así ir un paso por delante de los datos e interpretarlos,

convirtiéndolos en información. Esta, después de un proceso de reflexión y contextualización, se integrará de manera coherente y significativa con el saber existente y acabará sintetizándose en conocimiento. Un ejemplo práctico de herramienta de IA predictiva es el *Amazon SageMaker*, que permite capturar, explorar y preparar datos, entrenando modelos muy precisos con los que realizar predicciones de demanda.

No solo en el sector comercial la IA predictiva está protagonizando transformaciones profundas al permitir decisiones más informadas y optimizadas basadas en análisis de datos avanzados, también se utiliza con frecuencia en todo tipo de sectores y organizaciones. A pesar de este hecho y de que los algoritmos sean capaces de tomar mejores decisiones que las humanas, no es así percibido por la generalidad de los consumidores, ya que muchos confían en mayor medida en las decisiones que les afectan realizadas por humanos (Dietvorst, Simmons, & Massey, 2018). Algunos de los motivos más relevantes de la aversión a los algoritmos se explican por la importancia de factores como la protección de datos, la privacidad o el sentimiento de estar explotado comercialmente por las marcas (Lefkeli, Karatas, & Gürhan-Canli, 2024). También se destacan en otras investigaciones ciertos factores moderadores que cambian la forma en la que los consumidores ven la IA predictiva, como, por ejemplo, el hecho de vivir en un país con una cultura colectivista o individualista (Rau, Li, & Li, 2009).

En el desarrollo de estas tecnologías, a partir del 2020 las innovaciones en este campo se centran en mayor medida en la IA generativa, que consiste en modelos de aprendizaje automático capaces de generar en muy poco tiempo imágenes, vídeos o textos adaptados a los requerimientos de la situación (Hermann & Puntoni, 2024). Algunas de los desarrollos de mayor éxito reciente son: *OpenAI*, con su nuevo GPT-4; DALL-E 2, para generar imágenes a partir de textos; o también *Jukedek*, que ahora es parte de TikTok para generar música. Como consecuencia de los progresos en la IA generativa, se destaca su capacidad transformativa, especialmente en la prestación de servicios (Hermann & Puntoni, 2024). Este tipo de tecnologías abre la posibilidad de delegar decisiones clave en la creación y prestación de servicios por parte de máquinas. Así, tareas que antes eran exclusivas de personas, tanto de atención directa al cliente como de organización del propio servicio, pueden ser desempeñadas por IA. Este nuevo escenario, donde la IA generativa irrumpe en el mundo empresarial, suscita la necesidad de generar

conocimiento en diversas áreas, entre las que se encuentran las relacionadas con el marketing.

En el cuadro 3 se contraponen las distintas características de la IA predictiva y la IA generativa. Los aspectos que se consideran en la comparación son: la definición, principales técnicas utilizadas, el objetivo, aplicaciones, ventajas y desafíos que plantean.

CUADRO 3: IA predictiva vs IA generativa

Aspecto	IA Predictiva	IA Generativa
Definición	Tecnología que utiliza modelos estadísticos y de aprendizaje automático para predicción de sucesos basándose en una gran cantidad de datos.	Tecnología que crea contenido nuevo y original a partir de patrones aprendidos de datos existentes.
Principales Técnicas	Regresión, árboles de decisión, redes neuronales profundas, máquinas de soporte vectorial.	Redes generativas adversariales, autoencoders, transformadores, modelos de lenguaje como el famoso GPT.
Objetivo	Predecir sucesos futuros y tendencias a partir de datos históricos.	Generar nuevo contenido, ya sea: texto, imágenes, música, arte...
Aplicaciones	-Predicción de demanda -Detección de fraudes -Diagnóstico médico -Mantenimiento predictivo	- Redacción de contenido -Generación de imágenes y arte -Composición de música -Creación de personajes y diálogos en videojuegos

Ventajas	- Mejora y agiliza la toma de decisiones - Aumenta la eficiencia operativa - Reduce costes y riesgos	- Fomenta la creatividad - Automatiza la creación de contenido - Personaliza experiencias de usuario
Desafíos	- “Aversión a los algoritmos” - Sensible a cambios en los datos - Puede ser complejo de interpretar	- Riesgo de generar contenido inapropiado - Propiedad intelectual - Requiere grandes cantidades de datos para el entrenamiento

Fuente: elaboración propia a partir de Mitchell (1997), Goodfellow (2016) y Witten (2016)

2.4 Tipos de IA según su papel en el marketing

En el mundo del marketing y en el mundo empresarial en general, las herramientas de IA ya están siendo integradas en el día a día de las organizaciones. Aquellas organizaciones que no se decidan por su aplicación estarán condenadas a caer gradualmente en la obsolescencia y ser superadas por las que han aplicado estas tecnologías (Sánchez, 2021). La falta de transformación tecnológica puede ir en detrimento de una capacidad de respuesta rápida y eficiente y, como consecuencia, de su competitividad en comparación con quienes utilicen la IA. En este sentido, las organizaciones que emplean la IA observan que su actividad está viéndose afectada tanto de manera interna como externa. En el ámbito interno, les permite realizar tanto tareas sencillas como complejas de forma más rápida, mejor y a menor coste; industrias intensivas en conocimiento como la consultoría, los servicios financieros y jurídicos están experimentando grandes cambios gracias a esta tecnología. Externamente, está cambiando la relación entre las empresas y sus grupos de interés, así como la dinámica de la sociedad en general (Kaplan & Haenlein, 2019).

En el mundo de la empresa se evidencia un creciente interés en clasificar las diversas formas de inteligencia artificial y analizar su influencia en las decisiones de marketing, abarcando tanto el ámbito estratégico como el táctico. Una referencia clave en este sentido es la diferenciación, propuesta por los profesores Huang y Rust, entre tres tipos de IA: mecánica, pensante y emocional (Huang & Rust, 2021).

- La **IA mecánica** es la encargada de la automatización de procesos y tareas repetitivas y rutinarias; en las actividades diarias se pueden identificar procedimientos o tareas susceptibles de ser sustituidas o apoyadas por una IA mecánica. Este tipo de IA encaja muy bien con la clasificación de IA anteriormente planteada de IA estrecha o débil y con la IA robótica, encargada de realizar tareas específicas. También es de gran utilidad para investigar mercados y en la planificación y desarrollo de estrategias de marketing. En la investigación de mercados se destaca su aplicación en la recolección de datos; en el campo de la estrategia es muy útil en el proceso de segmentación. Por último, en la acción de marketing cumple la función de estandarización de procesos.
- La **IA pensante** es aquella que cuenta con capacidades de razonamiento autónomo, aprendizaje continuo e interpretación contextual para así procesar datos no estructurados y llegar a una conclusión o respuesta. Teniendo en cuenta la clasificación de IA según sus capacidades, se identifica con la IA general. Este tipo de IA es sumamente útil tanto para la investigación de mercados como para el desarrollo y ejecución de estrategias de marketing. De este modo, en la investigación de mercados sirve para procesar los datos previamente recolectados por la IA mecánica. En la estrategia de marketing es útil para la orientación en referencia al objetivo. Por último, en la ejecución o acción de marketing toma relevancia en el ámbito de la personalización.
- La **IA emocional** es aquella que se dedica a procesar, comprender, analizar y replicar emociones humanas a partir de la observación de expresiones faciales, del tono de voz o patrones de comportamiento. Este tipo de IA resulta de gran utilidad tanto en la investigación de mercados, como en la estrategia y la acción de marketing. En concreto, en la investigación de mercados ayuda al conocimiento del consumidor. En la estrategia de marketing es útil para la toma de decisiones vinculadas con el posicionamiento. Por último, en la acción comercial su papel está en la gestión de las relaciones entre el cliente y la empresa.

Dentro de este marco teórico, se diferencian claramente tres tipos de IA, aunque en la práctica estas distinciones tienden a ser un conjunto más difuso. Esto se debe, en gran

medida, a que los profesionales del marketing no pueden esperar a que la tecnología de la IA emocional avance lo suficiente. Por esta razón, recurren a la utilización de IA mecánica y IA pensante en tareas que corresponderían a la IA emocional, ya que esta IA aún no está completamente desarrollada.

A continuación, el cuadro 4 presenta el resumen de las aplicaciones de cada tipo de IA con su función en el ciclo del marketing de investigación-estrategia-acción, de acuerdo con la diferenciación propuesta por los profesores Huang y Rust en 2021:

CUADRO 4: Tipos de IA y su papel en el ciclo del marketing.

	Investigación de mercados	Estrategia de marketing	Acción de marketing
IA mecánica	Recolección de datos	Segmentación	Estandarización de tareas
IA pensante	Análisis de datos	Orientación de objetivos	Personalización
IA emocional	Comportamiento del consumidor	Posicionamiento	Relación cliente-empresa

Fuente: elaboración propia a partir del contenido de Huang & Rust (2021)

3. Inteligencia Artificial y el Mercado de Trabajo

Un tema destacado y de interés actual en el mundo de la economía de la empresa es la adopción de tecnología robótica inteligente para las operaciones. Los robots son máquinas mecánicas o programas informáticos intangibles que “realizan trabajo basado en reglas y tienden a ser configurables con características básicas como autenticación, seguridad, auditoría, registro y manejo de excepciones” (Wilson, 2015). El uso de estas máquinas inteligentes está repercutiendo en la economía actual y particularmente en el mercado de trabajo con la sustitución hombre-máquina. Un ejemplo de esto se da en el campo de la producción, con el auge de la relocalización de las plantas de productivas a sus países de origen. Este hecho está sucediendo debido a que el uso de robots hace que los costes de producción en China, España o Noruega sean los mismos, con lo cual se pierden las ventajas de la mano de obra barata y poco cualificada (Sharfaei, 2024).

Un ejemplo de esto es la nueva *Gigafactory* de la compañía Tesla en Grünheide, Berlín. Puede alcanzar un volumen de medio millón de coches al año, siendo su mayor planta productiva hasta el momento. Establecida en el continente europeo gracias a que emplea multitud de medios inteligentes para la producción le permite desarrollar altos niveles de eficiencia, reduciendo significativamente los costes operativos. Su CEO Elon Musk destaca que lo más especial de su fábrica no es su tamaño, sino cómo se administra, ya que combina la automatización con tecnologías de IA siendo un buen ejemplo de fábrica inteligente y de eficiencia operativa gracias a la IA. En la siguiente figura se muestra una imagen de la misma en funcionamiento:

FIGURA 7: Gigafactory de Tesla en Berlín



Fuente: *Getty Images* por Patrick Pleul y Jackson (2022)

La robótica también adquiere gran relevancia en el campo del marketing, en donde ha sido objeto de gran interés la investigación sobre su adopción en operaciones de servicio al cliente y la aceptación por parte de los empleados. La robótica ha ganado importancia en el ámbito de los servicios gracias a los avances en IA, si bien no se estima que eliminen masivamente puestos de trabajo, sino que se encarguen de tareas repetitivas, monótonas o alienantes (Xiao & Kumar, 2021). Así, los trabajadores humanos pueden centrarse en tareas más creativas e innovadoras (Brooks, 2014). Esta idea también se respalda mediante el estudio de Miles (2010), el cual indica que la innovación como creatividad deriva de los empleados de primera línea (Miles, 2010). Cabe destacar la existencia de multitud de opiniones de expertos en esta materia, muchas de ellas contrapuestas, por lo que no se ha llegado a un consenso sobre si la adopción de robots afectará al número total de la cifra de empleo negativamente o no.

En este contexto, existen dos líneas de pensamiento diferentes. La primera defendida por autores como el académico Miguel Ángel Gómez Salado, que muestra cómo la robotización inteligente de la economía es un fenómeno problemático y complejo, capaz de destruir puestos de trabajo de forma significativa. Tanto es así que propone crear una figura jurídica para que estas inteligencias robóticas coticen en la Seguridad Social; manteniendo así el estado de bienestar (Gómez Salado, 2018). Otro estudio de gran interés es el de Shengming Hu que analiza cómo la robotización puede desplazar a trabajadores

no cualificados desequilibrando la tradicional proporción entre trabajadores y capital (Hu, Lin, Liu, & Wang, 2024). Otra organización que se posiciona del mismo lado es el grupo de inversión y de valores Goldman Sachs, que en uno de sus últimos informes afirma que la IA podría reemplazar el equivalente a 300 millones de puestos de trabajo a jornada completa, sustituyendo así la cuarta parte de las tareas laborales de Estados Unidos y Europa consiguiendo aumentar la productividad y el PIB mundial en un 7% (Goldman Sachs, 2023). Otra de las fuentes más relevantes que señala una disminución en la cuantía total de trabajadores es la revista Forbes en uno de sus artículos, en donde además señala que los sectores más afectados serán: el sector de las finanzas y la banca, el sector del marketing y la comunicación y los servicios jurídicos; es decir, los denominados trabajadores de cuello blanco: administrativos, gestores y oficinistas (Johnson, 2023).

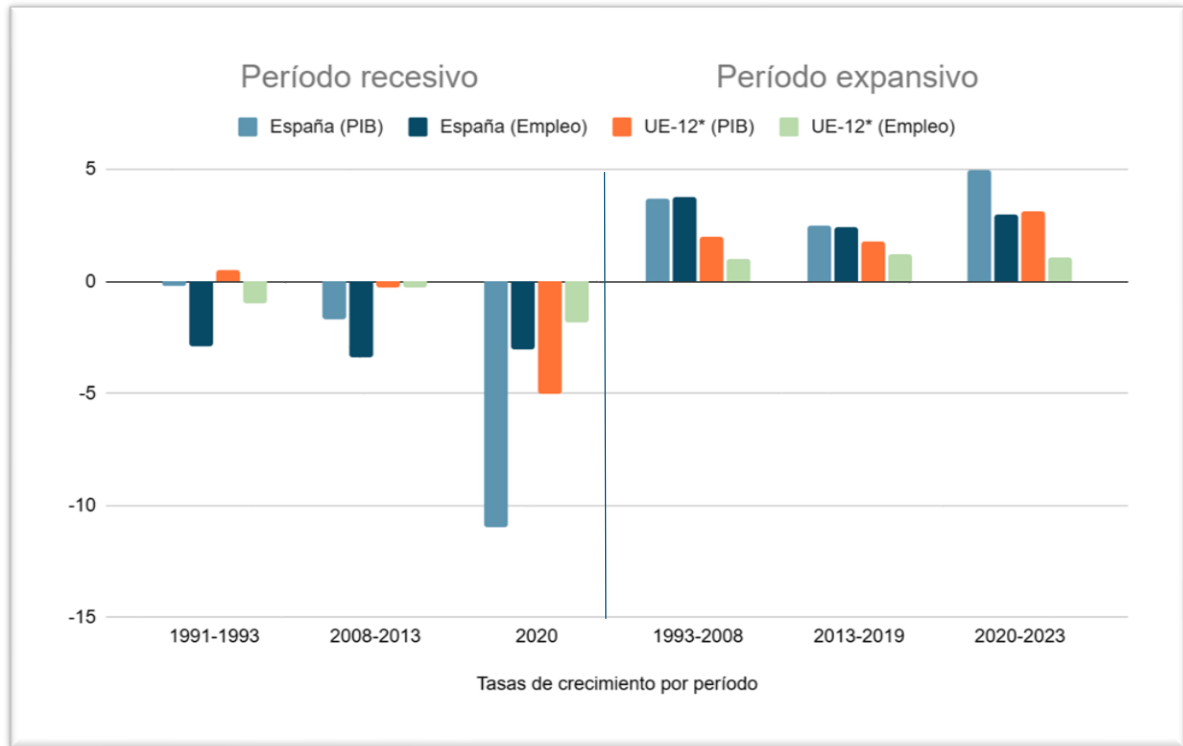
Por otro lado, encontramos artículos contrapuestos a esta idea, es decir, literatura que determina que no se van a producir consecuencias negativas en el nivel de empleo. Muchos de ellos centrados en que estos avances tecnológicos en IA ofrecerán oportunidades para la mejora de las competencias de los trabajadores y una profunda transformación del empleo gracias al gran aumento de la productividad (Ejsmont, 2021). Así, la automatización inteligente y el empleo quedarían en equilibrio gracias al reciclaje y la educación de los trabajadores. Ambas actividades marcarán el futuro de la fuerza laboral potenciando campos como la IA o el análisis de datos (Hien Nguyen, Ganix, & Iriarte, 2022). Además, son muchas las políticas actuales que fomentan el uso de la IA en la Unión Europea en la línea de no incidir negativamente en los mercados de trabajo y el mantenimiento del volumen del empleo generado; de esta manera se pone en práctica la causa principal y origen del derecho del Trabajo, actuar como protector del trabajador (Ahumada, 2023).

Las posturas contrapuestas evidencian que no hay un pronóstico preciso acerca de la incidencia de la IA en el mercado de trabajo. Pero lo que sí parece claro y tiene una mayor calidad argumental, es el hecho de que la mano de obra poco cualificada se irá reduciendo cada vez más y predominarán los trabajadores cualificados y polivalentes.

En la figura 8 se muestra la evolución de las tasas de crecimiento medio anuales del PIB y del empleo en España y la Unión Europea, en distintas etapas recesivas y expansivas. Se observa que con el paso del tiempo las tasas de crecimiento de empleo son menos sensibles que los cambios en el PIB ante expansiones o recesiones de la economía. Este hecho puede ser debido en gran medida al auge de la IA y otras tecnologías habilitadoras

4.0, que estabilizan el empleo en niveles más pequeños, pero menos volátiles o sensibles al ciclo económico.

FIGURA 8: Evolución del PIB y del empleo



Fuente: elaboración propia a partir de AMECO y EUROSTAT

La IA no solo juega el papel de sustituto del trabajador humano en el mercado de trabajo, sino que también es capaz de interpretar el papel de examinador del trabajador. Es capaz de llegar a exhaustivos niveles de análisis acerca de qué nivel de productividad desempeña cada trabajador en una empresa. Un ejemplo actual es el que se está dando en algunas empresas de comercio minorista estadounidenses donde a través cámaras inteligentes se realizan controles exhaustivos de las ventas y comportamientos de los empleados en su puesto de trabajo. Un ejemplo más concreto e ilustrativo de esta evidencia se da en algunas cafeterías donde un sistema de IA mecánica monitoriza todo lo que ocurre en el local mediante cámaras inteligentes. Estas cámaras son capaces de medir el tiempo que un barista tarda en preparar un café, el número de tazas que vende cada barista y algunas acciones higiénicas como el número de veces que cada barista se lava las manos. Con estos datos algunos *coffe shops* mejoran la eficiencia y el servicio al cliente en sus operaciones.

Este tipo de recopilación de datos a través de IA está generando polémica y debate acerca de este tipo de supervisión invasiva y privacidad. En la figura 9 se muestra la visión de una de esas cámaras que contabiliza el tiempo que cada cliente pasa en el establecimiento y el número de tazas que cada empleado prepara.

FIGURA 9: Cámara de IA mecánica recopilando datos



Fuente: NeuroSpot, 2023

4. Revisión Sistemática de la Literatura sobre Marketing e Inteligencia Artificial

La IA está transformando el mundo del marketing continuamente, proporcionándole herramientas nuevas capaces de desempeñar tareas que antes sólo podían realizar personas tras muchas horas de trabajo (Huang & Rust, 2021). El análisis de grandes cantidades de datos, la optimización y creación de campañas, la personalización avanzada o la recopilación de nuevos datos con facilidad son algunas de las recientes mejoras que la IA ha proporcionado al marketing (Huang & Rust, 2024). Las empresas son conscientes de este cambio e invierten recursos en estas tecnologías. Los sistemas de IA están revolucionando todos los campos que el marketing engloba: investigación, estrategia y acción (Huang & Rust, 2021). En este sentido, en este apartado se realiza una revisión sistemática de la literatura que aborda el impacto de la IA en el marketing, cuyo objetivo es sintetizar el conocimiento actual sobre esta temática, identificar tendencias emergentes, sub-áreas menos investigadas y aplicaciones sobre este conocimiento. De esta manera, se busca crear un marco que contribuya al avance de las prácticas empresariales realizadas a partir de sistemas de IA en el campo del marketing.

El *software* utilizado para la búsqueda de datos ha sido *Scopus*, una base de datos académica que permite el acceso a una gran cantidad de literatura científica de calidad y actualidad en el área del marketing y comportamiento del consumidor. Es una de las bases de datos más prestigiosa a nivel mundial, lo que garantiza la fiabilidad y la calidad de sus fuentes, haciéndola la más idónea para esta investigación. Además, esta base de datos tiene un uso bastante sencillo y permite el acceso a un gran número de resúmenes ampliados y metadatos, facilitando la evaluación y la relevancia de los artículos con la temática mencionada. Mientras que otras bases de datos como *Web of Science* cubren unas 21.000 revistas, *Scopus* cubre más de 25.000 por lo que la búsqueda es más amplia en esta base de datos. En la elección de los términos de búsqueda se han utilizado dos componentes primarios, uno relacionado con la IA y sus sinónimos o palabras afines, y otro componente para los términos relacionados con el marketing, el *branding* y el comportamiento del consumidor. Los componentes de búsqueda de la ecuación booleana realizada se muestran en el siguiente cuadro:

CUADRO 5: Componentes primarios de la ecuación de búsqueda

Componente 1	Componente 2
Artificial intelligence OR AI	Consumer behaviour
Intelligence Robots	Consum* trust
Machine Learning o ML	Consum* loyalty
Neural Networks	Consum* perception
Deep Learning	Brand trust
Natural Language Processing	Customer Relationship
Cognitive Computing	Brand Loyalty
Expert Systems	Marketing
	Consum* Experience
	Customer Experience
	Digital Marketing

Fuente: elaboración propia

La ecuación de búsqueda utilizada se realiza en inglés para abarcar la mayor variedad de estudios y artículos posibles. Este idioma es el predominante en el conocimiento académico, de manera que la literatura en inglés es la más relevante y está actualizada. A continuación se muestra la ecuación de búsqueda empleada:

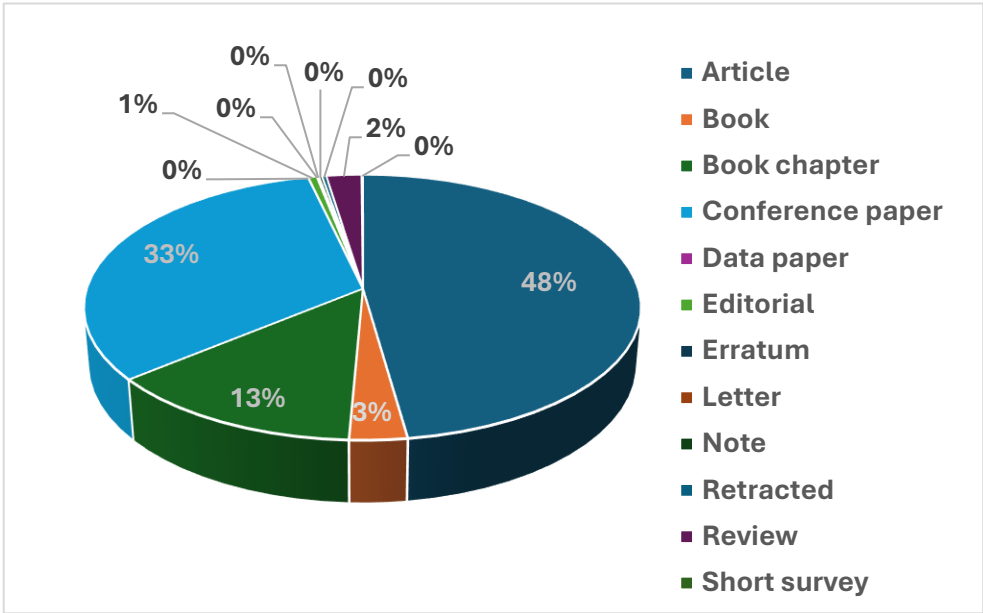
```

TITLE-ABS-KEY ( ( "Artificial intelligence" OR "AI" OR "Intelligence
Robots" OR "Machine Learning" OR "ML" OR "Neural Networks" OR "Deep
Learning" OR "Natural Language Processing" OR "Cognitive
Computing" OR "Expert Systems" ) AND ( "Consumer behaviour" OR "Consumer
trust" OR "Customer trust" OR "Consumer loyalty" OR "Customer
loyalty" OR "Consumer perception" OR "Brand trust" OR "Customer
Relationship" OR "Brand Loyalty" OR "Marketing" OR "Consumer
Experience" OR "Customer Experience" OR "Digital Marketing" ) ) AND ( LIMIT-
TO ( SUBJAREA , "BUSI" ) OR LIMIT-TO ( SUBJAREA , "DECI" ) OR LIMIT-
TO ( SUBJAREA , "ECON" ) ) AND ( EXCLUDE ( LANGUAGE , "Chinese" ) OR
EXCLUDE ( LANGUAGE , "Turkish" ) OR EXCLUDE ( LANGUAGE , "German
" ) )

```

Tras realizar esta búsqueda han aparecido un total de 5.327 documentos en el periodo 1950-2024. Este número, posteriormente se redujo a 5.177 documentos, ya que algunos de los documentos iniciales carecían de autor y nacionalidad, con lo que no aportaban información completa para el análisis bibliométrico. Del total de publicaciones científicas un 48% son artículos, un 33% actas de conferencias, un 13% capítulos de libros, un 3% son libros y un 2% revisiones bibliográficas. En la figura 10 se ilustran estos datos mediante un gráfico de sectores:

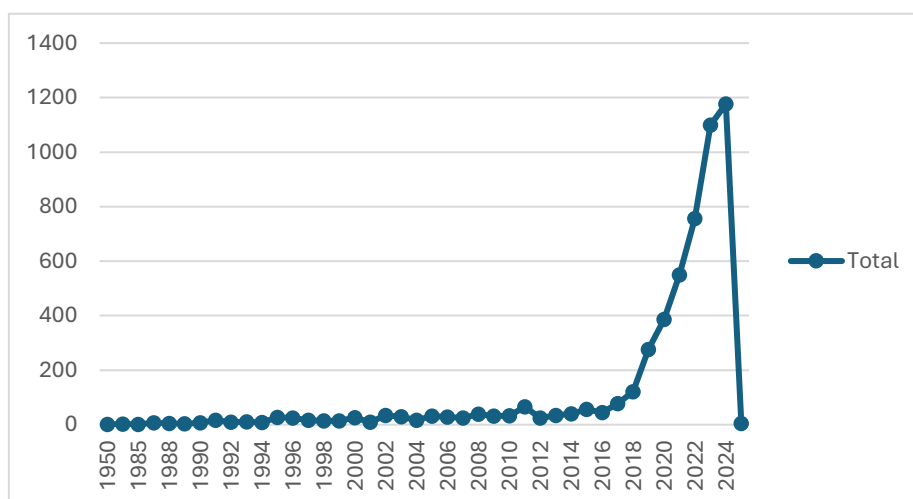
FIGURA 10: Tipología de las publicaciones



Fuente: elaboración propia a partir de la base de datos de *Scopus*

A continuación, en la figura 11 se muestra un gráfico sobre la evolución temporal de las publicaciones académicas de marketing e IA. Pese a que su origen se remonta muchos años atrás, se observa que el grueso de la producción académica se ha desarrollado principalmente entre 2018 y 2024. Esto es debido a que la mayor expansión tecnológica de los sistemas de IA se ha producido en los últimos años.

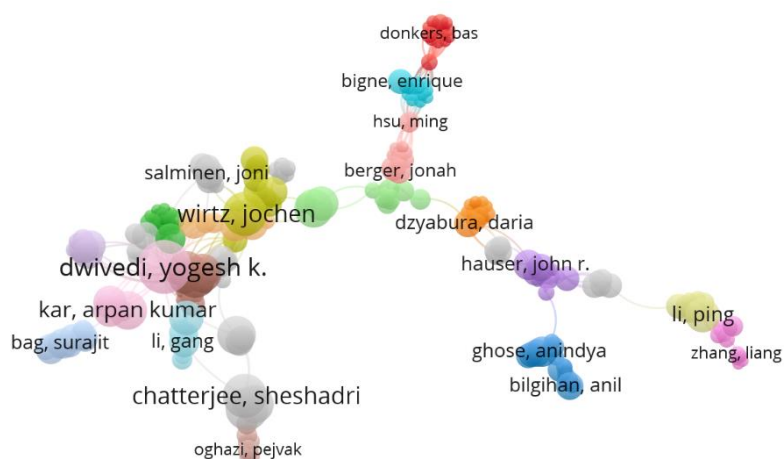
FIGURA 11: Línea temporal de artículos sobre IA y marketing



Fuente: elaboración propia a partir de la base de datos de Scopus

En lo sucesivo se analizan los autores según sus vínculos de coautoría, con el objetivo de encontrar colaboraciones entre autores, indicando quiénes publican conjuntamente sobre el tema de manera frecuente. En la siguiente figura se muestra el mapa de coautoría creado con programa *VosViewer* a partir de la base de datos de *Scopus*, donde se diferencian un total de 26 clústeres de coautoría.

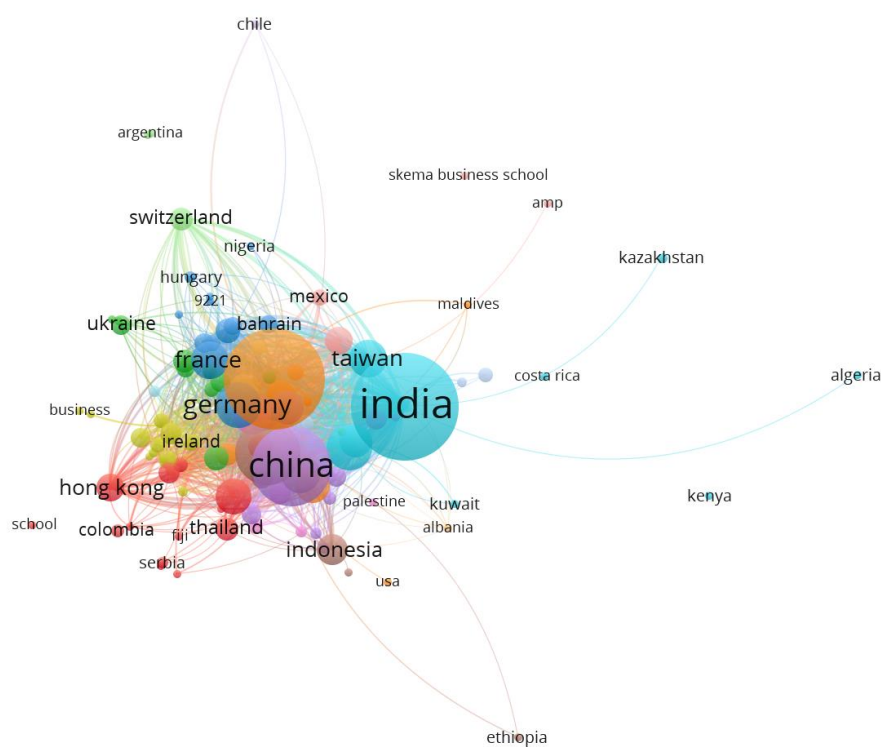
FIGURA 12: Mapa de coautoría dividido en clústeres



Fuente: elaboración propia mediante el software *VosViewer*

La producción científica sobre marketing e IA se reparte en 106 países diferentes clasificados en 16 clústeres según su relación de citación. Las obras académicas con más repercusión (medido en número de citas) se encuentra en China, India y EE. UU. Este análisis se ha realizado mediante el *software VosViewer*, donde se ha cargado la base de datos extraída de la plataforma *Scopus*. A continuación, en la figura 13 se muestra el mapa de cocitación de países en artículos acerca de marketing e IA.

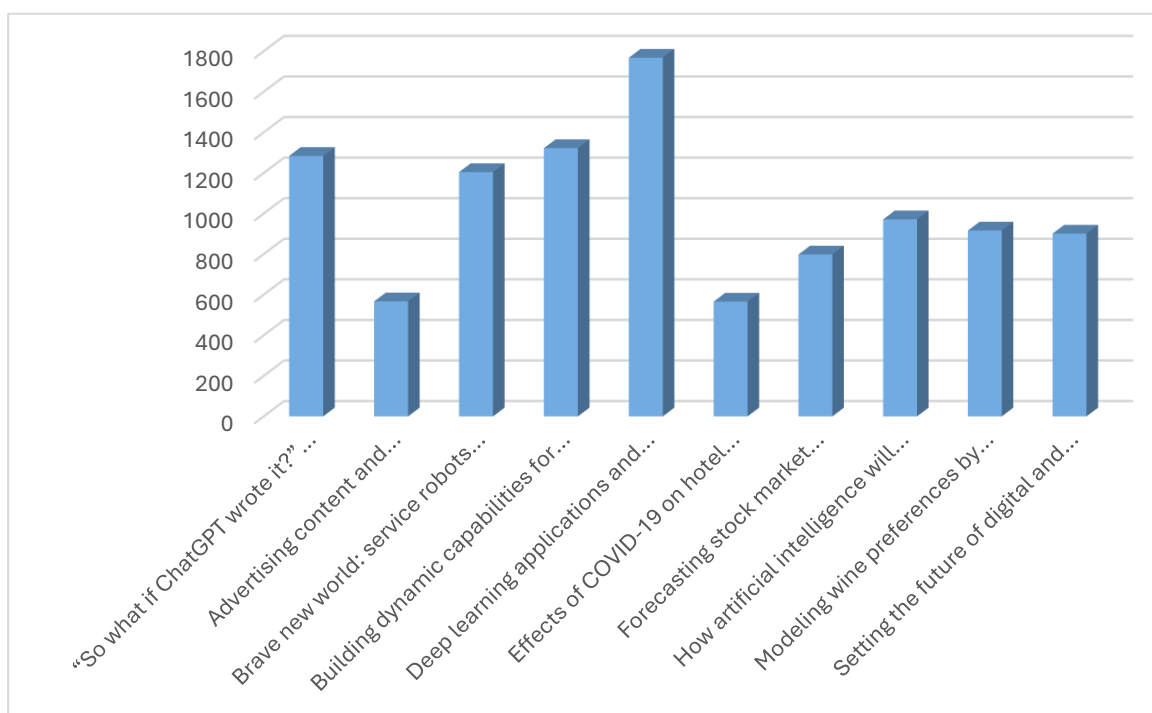
FIGURA 13: Mapa de cocitación por países



Fuente: elaboración propia mediante el *software VosViewer*

El análisis bibliométrico realizado ha identificado los diez artículos más citados en el campo de la IA aplicada al marketing. Estos artículos han tenido un impacto significativo en la literatura y suponen los cimientos sobre los cuales se ha construido gran parte de la investigación actual. A continuación, en la figura 14 se muestra un gráfico de barras con los diez textos más citados seguido de una tabla que resume su contenido y muestra su número de citas de mayor a menor:

FIGURA 14: Los diez artículos más citados



Fuente: elaboración propia a partir de la base de datos de *Scopus*

Título	Autoría y año de publicación	Temática	N.º de citas
Deep learning applications and challenges in big data analytics	Najafabadi M.M.; Villanustre F.; Khoshgoftaar T.M.; Seliya N.; Wald R.; Muharemagic E. (2015)	Aplicaciones del <i>Deep Learning</i> y la precisión de sus modelos de análisis	1.768

Building dynamic capabilities for digital transformation: An ongoing process of strategic renewal	Warner K.S.R.; Wäger M. (2019)	Se enfoca en la renovación estratégica a causa de entornos cambiantes	1.322
“So, what if ChatGPT wrote it?” Multidisciplinary perspectives on opportunities, challenges and implications of generative conversational AI for research, practice and policy	Dwivedi Y.K.; Kshetri N.; Hughes L.; Slade E.L.; Jeyaraj A.; Kar A.K.; Baabdullah A.M.; Koohang A. (2023)	Explora las oportunidades, los retos y la repercusión de la IA generativa conversacional	1.284
Brave new world: service robots in the frontline	Wirtz J.; Patterson P.G.; Kunz W.H.; Gruber T.; Lu V.N.; Paluch S.; Martins A. (2018)	Estudia la experiencia del cliente en interacción con robots de servicio	1.204
How artificial intelligence will change the future of marketing	Davenport T.; Guha A.; Grewal D.; Bressgott T. (2020)	Se focaliza en como la IA transforma el mundo del marketing	971
Modeling wine preferences by data mining from physicochemical properties	Cortez P.; Cerdeira A.; Almeida F.; Matos T.; Reis J. (2009)	Investiga como la minería de datos puede modelar las preferencias del consumidor de vino	916
Setting the future of digital and social media marketing research: Perspectives and research propositions	Dwivedi Y.K.; Ismagilova E.; Hughes D.L.; Carlson J.; Filieri R.; Jacobson J.; Jain V.; Karjaluoto H.; Kefi H.; Krishen A.S.; Kumar V.; Rahman M.M.; Raman R.;	Propone distintas áreas clave y perspectivas para el marketing digital y las redes sociales	901

	Rauschnabel P.A.; Rowley J.; Salo J.; Tran G.A.; Wang Y. (2021)		
Forecasting stock market movement direction with support vector machine	Huang W.; Nakamori Y.; Wang S.-Y. (2005)	Estudia el uso de máquinas de soporte vectorial para predicción	798
Advertising content and consumer engagement on social media: Evidence from Facebook	Lee D.; Hosanagar K.; Nair H.S. (2018)	Analiza distintos tipos de publicidad en redes sociales y sugiere estrategias para mejorar la efectividad en el marketing	567
Effects of COVID-19 on hotel marketing and management: a perspective article	Jiang Y.; Wen J. (2020)	Analiza las evidencias del marketing hotelero tras la pandemia.	566

Fuente: elaboración propia a partir de la base de datos de *Scopus*

La IA está transformando el mundo del marketing y, por tanto, se estudia cada vez más en el mundo académico la dinámica y la relación de estos dos campos, siempre tratando de observar las oportunidades y enfrentar los desafíos que la IA trae a la sociedad, y más en concreto al mundo de la economía y la empresa. Como resultado de la revisión sistemática de la literatura se observa una amplia variedad de campos donde aún queda por investigar, conocer y definir variables. En los siguientes apartados se analizan los aportes de esta tecnología en la estrategia y en la acción de marketing, partiendo de la base del anterior análisis bibliométrico.

5. Implicaciones de la IA en el Marketing Estratégico

Como es bien sabido, en el ámbito empresarial se define estrategia como un “patrón de toma de decisiones coherente, unificado e integrador dirigido al logro de una ventaja competitiva sostenible en el tiempo” (Navas López & Guerras Martín, 2023). La toma de decisiones que se identifican dentro del marketing estratégico son las de evaluación de factores internos y externos, la segmentación del mercado, elección de los mercados objetivos, definir la propuesta de valor y posicionarse frente a la competencia (Aaker & McLoughlin, 2010). Así, la estrategia de marketing busca poner en línea las capacidades de la empresa con las necesidades que demanda el mercado, buscando la creación de valor para ambas partes. Según un análisis de McKinsey & Company, que examina 400 casos de uso de IA en 19 industrias y 9 áreas comerciales, se concluye que los dominios con el mayor valor potencial de la IA se concentran en las áreas de marketing y ventas (Chui, et al, 2018). De un estudio posterior la misma compañía, McKinsey & Company, se destaca cómo la IA generativa tiene el potencial de generar una importante cantidad de valor añadido, principalmente en el área del marketing, al ser capaz de mejorar la interacción con los clientes, mejorar la cadena de suministro y personalizar experiencias. (McKinsey, 2023).

Una característica importante de la IA es, como se ha mencionado anteriormente, su necesidad de una enorme cantidad de datos. Por esto, las industrias que mantienen un contacto frecuente con un gran número de clientes y producen grandes cantidades de datos de transacciones y atributos de los clientes son las que pueden verse más afectadas por el uso de la IA, por ejemplo, la banca, el turismo o el *retail* (Davenport, Guha, Grewal, & Bressgott, 2020). La capacidad de procesamiento de datos de la IA pensante puede ayudar en gran medida a predecir qué comprarán los clientes (IA predictiva), lo que reduce la incertidumbre y mejora la eficiencia de la toma de decisiones estratégicas. Por otro lado, son la IA mecánica y la IA emocional las que deben encargarse de la obtención de esos datos, nutriendo así a la IA pensante (Huang & Rust, 2021).

La IA juega un importante papel en la evaluación de factores internos (debilidades y fortalezas) y externos (oportunidades y amenazas). La IA es capaz de procesar grandes cantidades de datos lo que le permite identificar patrones y tendencias que pueden ser

pasadas por alto mediante el criterio humano. Así, esta tecnología tiene una gran capacidad de identificar debilidades y fortalezas dentro de las organizaciones. De la misma manera, es capaz de detectar posibles competidores emergentes, predecir cambios en el mercado o en el comportamiento de los usuarios y oportunidades de inversión. Todos ellos factores externos para tener en cuenta en la toma de decisiones (Kumar & Reinartz, 2018).

Dado que la segmentación del mercado persigue definir grupos homogéneos de consumidores con características y comportamientos similares está estrechamente relacionada con la IA, ya que permite una mayor comprensión y personalización de los segmentos. Así, a través del aprendizaje automático puede determinar patrones de comportamiento del consumidor complejos y crear grupos de clientes muchos más específicos (Wedel & Kannan, 2016). De esta manera, la asignación de recursos del marketing es mucho más eficiente, ya que le permite conocer la forma óptima con la que dirigirse a cada consumidor errando menos en su mensaje. Uno de los campos que más ha utilizado la segmentación mediante herramientas de IA en esta última década ha sido en la comunicación. En la comunicación empresarial, se utiliza la segmentación para proponer mensajes más relevantes y atractivos para un público (Kreiss & McGregor, 2018), del que se busca la conversión (un *lead*, una suscripción, una compra, ...). Destaca la gran capacidad de la IA para analizar, observar y aprender a partir de un gran conjunto de datos.

Trasladando lo anterior a ejemplos prácticos, en el artículo “Revolucionando la política: El papel omnipresente de la IA en la segmentación y el targeting de campañas modernas” del consultor de marketing Francisco José Viudes Fernández se presentan varios casos de éxito de la IA en campañas de comunicación políticas (Fernández , 2023). A continuación, se recogen algunos de estos en el siguiente cuadro.

CUADRO 6: Casos de éxito de la IA en comunicación política

Campaña	País	Objetivo
Macron 2017	Francia	Mediante un <i>chatbot</i> basado en IA se recogieron opiniones de los votantes franceses para así adaptar el discurso de la manera más efectiva.
Donald Trump 2016	EE. UU.	Crear un perfil detallado de los votantes estadounidenses utilizando sus perfiles de Facebook para entregar mensajes personalizados a los distintos segmentos. Esta segmentación fue realizada por la compañía <i>Cambridge Analytica</i> .
Trudeau 2015	Canadá	Identificar a los votantes canadienses indecisos para así lanzarles mensajes persuasorios.
Obama 2012	EE. UU.	Fue la pionera en microsegmentación basada en IA, con el fin de categorizar a los votantes en función de su probabilidad de votar a Obama, para después crear mensajes personalizados por segmentos.

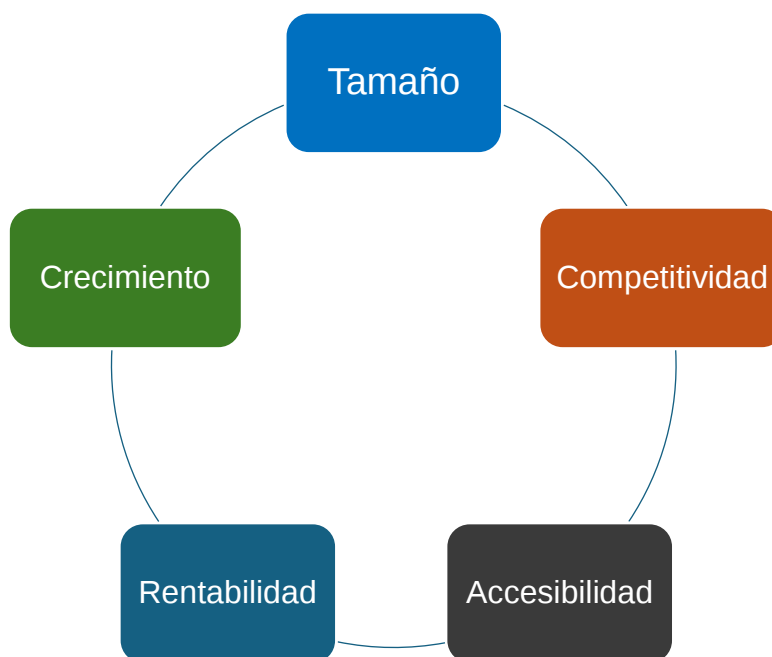
Fuente: elaboración propia a partir del contenido de Fernández (2023)

Un ejemplo actual en el terreno empresarial acerca de segmentación de mercados mediante herramientas de IA es la última innovación en publicidad de *Amazon: Ad Relevance*. Esta es capaz de segmentar usuarios sustentándose en comportamientos y señales de navegación dentro de las propias plataformas de Amazon, sin utilizar cookies de terceros (Puro Marketing, 2024). Gracias a este tipo de IA se optimiza cada vez más, realizando segmentaciones más precisas, lo que desencadena en un mayor retorno de la inversión publicitaria.

No solo afecta a la variable comunicación, estas mejoras de precisión que la IA proporciona a la segmentación también se utilizan para el método de precios demográficos. Esta técnica de fijación de precios genera controversia debido a que puede protagonizar discriminaciones algorítmicas.

Después del proceso de segmentación, entra en juego la elección del mercado objetivo. Para ello se evalúa cómo de atractivo es cada segmento atendiendo a factores como el tamaño, el crecimiento, competitividad, rentabilidad y accesibilidad (figura 15) (Dowling, 2004). A la hora de tomar la decisión de qué segmentos escoger la IA puede colaborar de dos formas. La primera mediante la simplificación y el análisis de grandes cantidades de datos para así contar con datos más sencillos con los que tomar decisiones más informadas; la IA predictiva es la más adecuada para este proceso. La segunda manera que tiene la IA para facilitar la elección del mercado objetivo es mediante la simulación de distintos escenarios para distintos segmentos. Así, sistemas de IA como las redes neuronales o el aprendizaje automático permiten a las empresas evaluar diferentes escenarios comparando entre los segmentos más factibles, para así, finalmente, adaptar su estrategia y satisfacer mejor las necesidades de estos.

FIGURA 15: Factores que determinan el atractivo de cada segmento



Fuente: elaboración propia a partir de Dowling (2004)

Uno de los conceptos clave dentro de la estrategia de marketing es el posicionamiento. Como define Philip Kotler en su manual Marketing Management, el posicionamiento es "el acto de diseñar la oferta y la imagen de una empresa para ocupar un lugar distintivo en la mente del mercado objetivo" (Kotler & Keller, 2016). Para posicionarse en el

mercado hay que conocer qué necesidades tienen los consumidores y cuáles son las que más se asemejan a las que la empresa puede ofrecer. Para conocer las necesidades de los consumidores se necesita información, la cual, puede ser recopilada por la IA mecánica y la IA emocional.

La IA mecánica puede analizar las interacciones de los usuarios en plataformas digitales, como clics, tiempos de permanencia en páginas, y patrones de navegación. La herramienta *Google Analytics* utiliza la IA mecánica para agrupar y analizar estos datos, ayudando a las empresas a comprender tendencias de comportamiento a gran escala (Lens, 2024). Por otro lado, la IA emocional se centra en detectar y analizar emociones humanas, a través del tono de voz, expresiones faciales o patrones de texto. Las emociones juegan un papel crucial en los procesos de pensamiento racional, influyendo de manera significativa en la toma de decisiones del consumidor. Tanto un exceso como una carencia de emociones pueden alterar estos mecanismos, afectando la capacidad del consumidor para evaluar opciones y tomar decisiones informadas (Picard, 1997).

Una visión completa del consumidor solo se consigue combinando la IA mecánica y la IA emocional, es decir, combinando datos objetivos con la comprensión de las emociones humanas. Conocer qué es lo que hacen los consumidores y cómo se sienten al respecto es muy importante para tomar decisiones de marketing informadas. En el cuadro 8 se muestran algunas de las magnitudes que mide cada tipo de IA en el proceso de captar información.

CUADRO 7: Algunas de las magnitudes observadas por tipo de IA

IA Mecánica	IA Emocional
Historial de páginas o tiendas visitadas y duración de cada sesión de compra	Expresiones faciales y lenguaje corporal
Tasa de conversión, es decir, porcentaje de usuarios que realizan una acción.	Análisis de sentimientos en textos (comentarios, reseñas o publicaciones en redes sociales)
Datos demográficos sobre usuarios (edad, género, ...)	Tono de voz (velocidad, ritmo, entonación)
Interacciones en redes sociales (comentarios, “me gusta”, reacciones, compartidos)	Patrones y movimientos oculares
Tasa de rebote, es decir, número de usuarios que abandonan una web o una tienda tras entrar en ella.	Frecuencia cardíaca y sudoración
Análisis del modelo de compra (frecuencia, tipo de productos, valor medio de compra, dispositivos utilizados)	Análisis de Electroencefalografía, es decir, análisis de la actividad cerebral.

Fuente: elaboración propia a partir de Picard (1997), Grewal, Roggeveen, & Nordfält (2017) y Huang & Rust (2021).

6. Implicaciones de la IA en el Marketing Operativo

El marketing operativo se encarga de la ejecución de las estrategias formuladas previamente por el marketing estratégico. En esta acción de marketing, donde tradicionalmente se distinguen las políticas de producto, precio, comunicación y distribución, se encuentra especial cabida e implicación de las herramientas de IA. Esto se debe a su capacidad de aplicación para realizar tareas concretas orientadas al corto plazo para mejorar la consecución de objetivos fijados por las empresas, contribuyendo significativamente a desarrollar cómo la empresa "pone el producto correcto en el lugar correcto, al precio correcto, en el momento correcto" (Summa, 2019).

A continuación, se realiza un desglose con algunas de las implicaciones y mejoras que esta tecnología proporciona en cada una de las partes mencionadas del marketing operativo:

6.1 Implicación de la IA en el Producto

Esta herramienta encuentra espacio en múltiples aspectos relacionados con el producto, incluyendo su diseño, la personalización de ofertas y la innovación en el desarrollo de nuevos productos. En la parte del diseño de productos entra en juego la IA mecánica, ya que una de sus principales implicaciones y campos en los que proporciona mejoras es en la estandarización de procesos. En cuanto a la personalización de la oferta, cobra gran importancia la IA pensante, que con su capacidad de procesamiento de datos es capaz de adaptar la oferta a cada cliente con gran precisión y eficacia. Comparando las tasas de conversión entre los clientes que reciben ofertas personalizadas y aquellos que no las reciben, se observa que las recomendaciones personalizadas tienen un impacto positivo en la tasa de conversión de los clientes (Rivera Montaña, 2023). Además, los servicios de recomendación personalizada basados en IA son muy útiles para los consumidores con un consumo más variado, ya que les simplifica en gran medida la decisión de qué y cuánto consumir (Seung-Eun Kim & Lehmann, 2024). Sus opciones de compra se reducen y así consiguen optimizar su toma de decisiones. Gracias a su gran capacidad de procesamiento

de datos, la IA pensante es capaz de identificar con precisión patrones, preferencias y comportamientos individuales, lo que permite a las empresas crear perfiles de clientes más completos y detallados generando una mayor satisfacción de los mismos, lo que trae como consecuencia una mejora del retorno de la inversión en tecnología. (Creynen, Matthyssens, & Van Bockhaven, 2017). En el desarrollo de nuevos productos, la IA generativa puede crear diseños en busca del prototipo perfecto para el cliente y la IA predictiva por su parte puede realizar pronósticos de las ventas. Hay más de 40 aplicaciones distintas de la IA en el desarrollo de nuevos productos como se muestra en uno de los artículos del profesor Cooper (Cooper , 2023). Para sintetizar se distinguen tres áreas objetivo en las cuales la IA ofrece mejoras en el desarrollo de nuevos productos (Cooper R. , 2024):

- Generar ideas, crear y probar conceptos de productos (IA generativa).
- Construir una simulación de negocio inicial que traerá mejores decisiones de inversión (IA predictiva).
- Acelerar la creación y desarrollo de los nuevos productos (IA generativa y predictiva).

Un ejemplo real de una compañía que ha utilizado la IA para desarrollar un nuevo producto es Coca-Cola que en 2017 mediante IA y Big Data sacó al mercado el nuevo sabor Cherry Sprite (Marr, 2017). El producto creado mediante IA se muestra en la siguiente figura:

FIGURA 16: Ejemplo de implicaciones de la IA en la variable producto



Fuente: Marketplace de Amazon

6.2. Implicación de la IA en la Comunicación

El principal uso de esta tecnología en la variable comunicación del marketing operativo se da en el llamado marketing de contenidos. El marketing de contenidos es una estrategia que busca la interacción entre la empresa y su público objetivo, ofreciendo valor para los usuarios mediante contenidos valiosos, relevantes y atractivos, con el propósito de crear una percepción positiva de la empresa o producto principalmente entre su público objetivo (Murillo Andrade & Vizuite-Muñoz, 2024). Esta estrategia de comunicación se puede considerar dentro del marco del marketing de relaciones, más en concreto con la herramienta de relaciones públicas y el contenido orgánico donde no se paga por la divulgación del contenido creado, pero sí se asumen los costes de su elaboración. Dicha elaboración es cada vez menos costosa gracias a la IA generativa, la cual simplifica mucho esta tarea, haciéndola asequible para cualquier tipo y tamaño de empresa. Por otra parte, esta forma de comunicarse con los clientes es muy eficiente ya que, no consume muchos recursos, siendo una de las mejores maneras de comunicarse con el cliente. En 2024, donde los consumidores están saturados de publicidad, estos contenidos proporcionan una vía más amigable de comunicación, constituyéndose como un canal

eficaz para lograr los objetivos del marketing de relaciones, facilitando la humanización de la marca, mejorando la experiencia del producto y empoderando a las audiencias mediante la cesión de información (Abeza, O'Reilly, Finch, Séguin, & Nadeau, 2018).

Un ejemplo actual es el de la compañía Inditex que ya ha lanzado su primera campaña reinterpretada por IA en su enseña Stradivarius. Como se observa en la siguiente figura los modelos y los diseños son completamente virtuales.

FIGURA 17: Campaña creada por IA de Inditex



Fuente: Web Marketing Directo (Reina, 2023)

Otro ejemplo reciente es el de *Toys “R” Us* que el pasado junio ha lanzado su primer anuncio generado completamente con IA. Para ello ha utilizado el sistema Sora de *OpenAI*, que ha conseguido un magnífico anuncio que nos demuestra cómo la IA está transformando la publicidad llevando la creatividad a un nuevo nivel. A continuación, se muestra el fotograma central del anuncio.

FIGURA 18: Campaña creada por IA de Toys “R” Us



Fuente: prensa digital el Publicista (2024)

En el cuadro 8 se recogen distintos sistemas de IA con mucho potencial, en lo que ha marketing de contenidos se refiere. Estos son algunos de los sistemas que los profesionales del marketing utilizan para diseñar e implementar campañas de contenidos más personalizadas, productivas y predictivas. En este ámbito los sistemas de IA utilizados en marketing engloban tanto la IA generativa como la IA predictiva.

CUADRO 8: Algunos de los mejores sistemas de IA para el marketing de contenidos

Sistema de IA	Función/es principales
OpenAI GPT-4	Generación de textos
Copy.ai	Generación de contenido publicitario
INK Editor	Optimización del SEO mediante palabras clave
Cortex	Ayuda en la toma de decisiones sobre creación, implementación y optimización de marketing de contenidos.
Acrolinx	Proporciona orientación inmediata y personalizada para crear contenido de alto rendimiento.

Fuente: Web Marketing AI Institute (Roetzer, 2021)

6.3. Implicación de la IA en la Distribución

En la gestión de canales de distribución se distinguen dos enfoques: el de la rivalidad y conflicto de poder de negociación entre fabricante y distribuidor o el enfoque de cooperación donde ambos buscan soluciones conjuntas a los problemas de distribución. La IA en esta área del marketing es muy útil automatizando procesos de predicción de comportamientos, ya que puede emplearse en los dos enfoques de gestión de la distribución (Martínez-Ortega & Medina-Chicaiza, 2020). Tiene un mayor potencial en el *trade marketing*, es decir, en la colaboración entre fabricantes y distribuidores tanto en distribución física como en *merchandising*; logrando así una mejor alineación de todos los flujos de información entre los distintos participantes de la cadena de suministros (Respuesta Eficiente al Consumidor o ERC). Además, también es capaz de mejorar la gestión de las acciones comerciales de la distribución optimizando los procesos de venta y postventa. En el modelo DAST acerca de la atmósfera de una tienda se distinguen cuatro tipos de influencias: diseño, ambiente, posibilidad de prueba y social (Roggeveen, Grewal, & Schweiger, 2020). A través de estas influencias, el minorista puede controlar la experiencia que el cliente desarrolla en la tienda, teniendo en cuenta los distintos puntos de contacto por los que el cliente pasa en su proceso de compra *offline*.

La IA cobra gran importancia en el tercer tipo de influencia, la posibilidad de prueba, ya que mediante realidad aumentada o realidad virtual es capaz de mejorarla y facilitarla. Así, esta tecnología puede aumentar el valor de diferentes estrategias del comercio minorista, ya esté centrada en incrementar los beneficios del cliente, a través de una experiencia de compra mejorada, o dirigida a reducir los costes mediante una compra sin fricciones. Una herramienta de IA generalizada, que es capaz de reducir las fricciones tanto en compras *online* como en establecimiento físico son los *chatbots*, es decir, *bots* conversacionales capaces de interactuar con los usuarios. De hecho, ya tienen un impacto significativo en la evaluación del servicio y en la compra del cliente, siendo determinantes en el proceso de compra según su grado de calidez y de antropomorfismo (Li, Gan, & Zheng, 2023). En compras en línea, esta tecnología es ya común e influye positivamente en el comportamiento de compra; además, consigue proporcionar información útil a los *retailers* para que así hagan predicciones más certeras del comportamiento del consumidor (Bhagat, Chauhan, & Bhagat, 2023).

Tras el cierre masivo de tiendas físicas debido al crecimiento del comercio electrónico y a cambios en los hábitos de consumo (Helm, Kim, & Riper, 2020), la nueva normalidad del sector *retail* consiste en una reducción y transformación de los establecimientos, los cuales apostarán por la experiencia de compra integrando en ellos tecnología como la IA. En el marketing 5.0 se une el marketing 3.0 centrado en el ser humano y el marketing 4.0 centrado en la tecnología, desembocando en la tecnología para la humanidad; ya no existe un entorno virtual y otro tradicional, ambos convergen gracias a la IA (Kotler, Kartajaya & Setiawan, 2021). Por ejemplo, en el sector de la moda, *North Face* utiliza la IA cognitiva de IBM Watson para ayudar a los clientes a encontrar su abrigo perfecto mediante de una serie de preguntas sobre dónde llevarán el abrigo y qué harán. Otro ejemplo, es el de American Eagle con sus vestidores interactivos los clientes escanean los artículos que desean y pueden ver lo que hay de *stock*, así no tienen que salir buscar un empleado y coger otra talla (Altuve, 2019).

En la figura 19 se observa cómo el software de IA Kinect de Microsoft integra la tecnología en la experiencia de compra física mediante un probador inteligente. Este tipo de tecnologías integradas en tiendas físicas que revolucionan la posibilidad de prueba probablemente sean muy comunes en los próximos años, la experiencia *phygital* es la siguiente tendencia en desarrollo del sector de la distribución.

FIGURA 19: Probador inteligente bajo el sistema Kinect de Microsoft



Fuente: WSL Branded Content (2016)

6.4. Implicación de la IA en el Precio

Se puede afirmar que el precio es uno de los factores que más influye a la hora de realizar una compra, ya sea física u *online*. Determinar el precio ideal, es decir, aquel que logre vender el producto durante el mayor tiempo posible con el mayor margen deseado (Pérez & Pérez, 2006), nunca ha sido tarea fácil. La gran disponibilidad de herramientas de IA que emplean técnicas de aprendizaje automático junto con los numerosos datos que los consumidores arrojan, forman una vía sólida de obtener una ventaja competitiva comercial a través de la variable precio. Gracias a esto, los procesos de toma de decisiones estratégicas como el precio se simplifican en todas las industrias (Sestino & De Mauro, 2021). En el siguiente cuadro se muestran los distintos métodos o formas tradicionales que las empresas utilizan para fijar sus precios.

CUADRO 9: Métodos tradicionales de fijación de precios

Métodos basados en el coste	Es muy objetivo y loable para lograr una rentabilidad fija, pero poco eficiente ya que no tiene en cuenta otras variables.
Métodos basados en la competencia	Dentro de un sector son las empresas grandes las que marcan la pauta del precio y las demás las siguen.
Métodos basados en el valor percibido	Se fundamentan en el comportamiento del consumidor y su percepción del producto.

Fuente: sintetizado a través de Pérez & Pérez (2006)

En la anterior tabla se observa que ninguno de los métodos tradicionales tiene en cuenta suficientes variables como para lograr el mejor precio posible, tanto para la empresa como para el consumidor. Sin embargo, a través de la IA, más en concreto de la IA pensante, se pueden procesar todos los datos necesarios para la variable precio. Esta tecnología permite fijar cuánto deben de cobrar por sus productos y servicios las empresas, ya que cruzan datos acerca de la sensibilidad del cliente, de los precios de la competencia e incluso sobre los parámetros de suministro (De Mauro, Sestino, & Bacconi, 2022). Es ya

muy común el uso de precios dinámicos, es decir, la fijación de precios en tiempo real atendiendo a una amplia gama de variables y situaciones; el sector pionero en este método ha sido el sector del turismo (alojamiento y transporte). Los precios dinámicos se fijan por la interacción entre la oferta y la demanda, no solo por una parte del mercado, por lo que supone una decisión más fundamentada (Martínez María- Dolores, 2008). Es preciso subrayar que la decisión del precio está muy relacionada con el posicionamiento, por lo que no sólo que se deben utilizar criterios técnicos para su determinación, sino también se debe analizar cómo la marca quiere que el mercado la perciba y como la está percibiendo.

Otra práctica que se puede englobar dentro de los precios dinámicos son los precios demográficos. Esta práctica consiste en ajustar los precios de los productos y servicios en función de las características demográficas de los clientes (Kotler & Armstrong, 2022). Por ejemplo: el género, edad, lugar de residencia, estado civil o nivel de ingresos. Con la llegada de la IA se ha simplificado la labor en análisis de datos, esto junto con el mayor acceso a bases de datos de los consumidores hacen que las empresas puedan segmentar en gran medida sus mercados revolucionando su capacidad de discriminación de precios (Duani, Barasch, & Morwitz, 2024). Esta práctica es cada vez más común y controvertida, no solo cambia la manera de fijar los precios sino también el sujeto que los fija. Son los algoritmos los que se encargan de estas tareas en lugar de los humanos. Una de las industrias que tradicionalmente más ha utilizado este modelo de fijación de precios es la de las aseguradoras (Lindholm, 2024).

7. Consideraciones y Desafíos Éticos

Aunque estas tecnologías pueden ser fuente de indudables oportunidades, también se comienzan a identificar los problemas o tensiones que se pueden derivar de su aplicación. Las capacidades de la IA están en constante crecimiento y con ello su adopción. Por esto, también se deben analizar minuciosamente las posibles amenazas a la seguridad derivadas del mal uso de esta tecnología. Respecto a la seguridad digital, se destaca que la IA mediante su capacidad de automatización puede mejorar la eficacia y el alcance de los ciberataques actuales; además, también fomenta la aparición de nuevas formas de agresión gracias a esta tecnología. Algunos ejemplos son: el uso de IA generativa para suplantación de identidad, la piratería informática automatizada o el envenenamiento de datos. En cuanto a la seguridad física, la IA puede atacar contra ella si se involucra en ataques con drones u otros sistemas de armas autónomos o en ataques ciber físicos como la colisión de vehículos autónomos (Brundage, et al. 2018). Un gran peligro que se deriva de una característica inherente a los sistemas más avanzados de inteligencia artificial como Watson IBM, Siri o Alexa, es que su código es inescrutable. Esto se refiere a que los algoritmos no pueden ofrecer una explicación detallada acerca de cómo llegan a un resultado, ya que el programa evoluciona continuamente de manera que la herramienta computacional no es clara. Solo se entienden los datos ingresados y los resultados obtenidos, pero no el procedimiento que subyace, como si de una caja negra se tratase. Con lo cual estas herramientas pueden vulnerar derechos fundamentales teniendo en cuenta evaluaciones discriminatorias de género o de raza, entre otras (Lambrecht & Tucker, 2021). Esto se conoce como discriminación estructural algorítmica (Corvalán, 2018).

La irrupción de las redes sociales en el día a día ha transformado la forma de comunicarse y de compartir información; antes de ellas estos intercambios de información eran muy limitados. Por esto, la información personal del usuario está expuesta a ser explotada mediante IA con el fin de obtener rédito económico, ya sea vendiéndola o utilizándola con relativa facilidad. Este hecho invade la privacidad de los usuarios y la protección de la información sensible, que se pierden en la lectura de las extensas políticas de privacidad de las redes sociales y páginas web, aceptando unas reglas que desconocen (Artos, 2022). No solo en el ámbito digital la IA es capaz de recopilar grandes fuentes de datos, sino que

también es capaz de hacerlo en otras situaciones cotidianas, como puede ser al ir a un centro comercial o al poner música en tu propia casa (Pérez, 2020).

La IA debe ser desarrollada y empleada de manera que respete y proteja la privacidad de las personas, asegurando el cumplimiento de las leyes y normativas vigentes. El marco legislativo que regula cómo las empresas y organizaciones pueden recopilar, almacenar y utilizar datos personales, y establecen los derechos de los individuos es algo a tener en cuenta si se habla del desarrollo de la IA y la privacidad. Por esto, en el siguiente cuadro se presentan las principales leyes relacionadas con este tema, tanto a nivel nacional como internacional.

CUADRO 10: Marco legal sobre privacidad

Legislación	Lugar de aplicación	Ámbito de aplicación	Objeto
Ley Orgánica 3/2018, de Protección de Datos Personales y Garantía de los Derechos Digitales	España	Cualquier tratamiento de datos personales automatizado y no automatizado.	Garantizar los derechos digitales de la ciudadanía.
Reglamento General de Protección de Datos 2016/679 UE	Unión Europea	Aplicable únicamente a las personas físicas en su tratamiento de datos personales.	Protección de las personas físicas en lo que respecta al tratamiento de sus datos personales y a la libre circulación de estos datos en la Unión Europea y el Espacio Económico Europeo.
Propuesta de Reglamento ePrivacy	Unión Europea	Privacidad en el mundo digital y las comunicaciones electrónicas.	Ampliar la protección de la privacidad a un abanico más amplio de comunicaciones electrónicas.

Convención 108 del Consejo de Europa	Internacional	Aplica a todas las personas, independientemente de su nacionalidad o residencia, cuyos datos personales estén siendo tratados por sistemas automatizados.	Establece principios esenciales sobre la protección de la privacidad y la libertad personal en el contexto del tratamiento de datos.
Organización para la Cooperación y Desarrollo Económicos	Internacional	Es un instrumento jurídico no vinculante, pero sí que representa un marco para las políticas de los distintos países que conforman la OCDE.	Propone la adopción de una serie de principios para una gestión responsable y de confianza de la

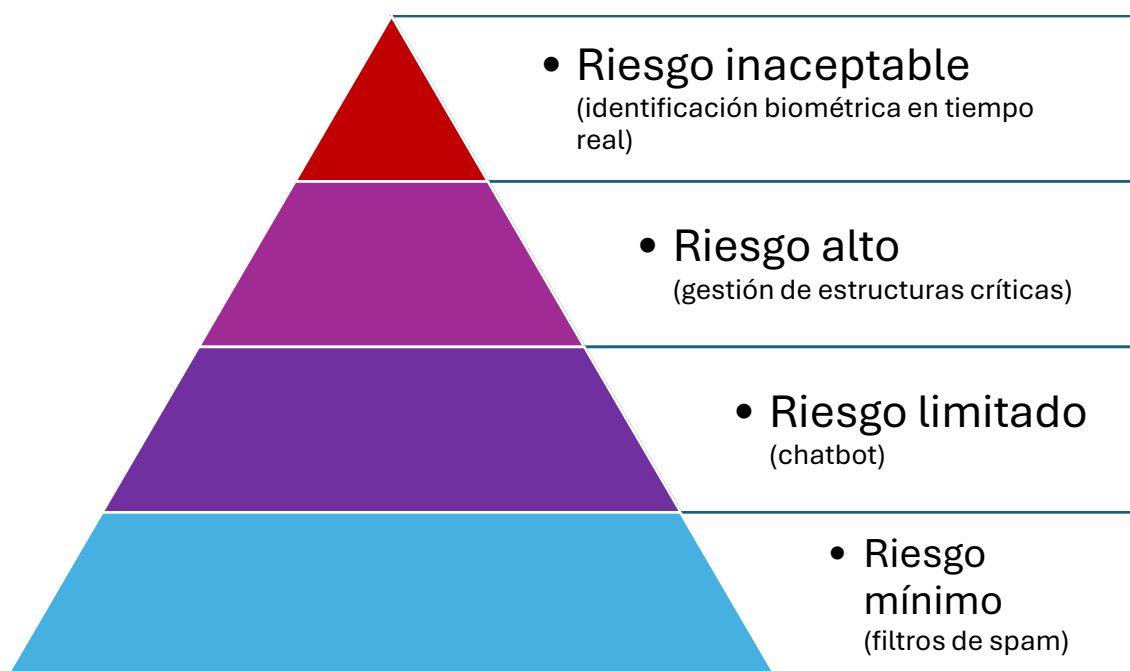
Fuente: Council of Europe (1981), Diario Oficial de la Unión Europea (2016), Web Oficial de la UE (2017), Boletín Oficial del Estado Español (2018) y (Padín, 2023)

Atendiendo al cuadro anterior vale la pena resaltar que fuera de Europa las regulaciones en privacidad y protección de datos son muy dispares o inexistentes. Esto hace que los usuarios y consumidores digitales sean vulnerables a un mal uso de sus datos personales. También afecta a las empresas, las cuales ven con mayor dificultad sus operaciones internacionales por la necesidad de adaptación a las distintas legislaciones vigentes. No obstante, es cierto que en algunos países han adoptado marcos legislativos inspirados en la legislación europea, pero sin llegar a alcanzar el mismo nivel de rigor. La privacidad y la protección de datos se percibe aún como algo secundario fuera de Europa, por lo que en plena era digital continúa siendo un problema a nivel global la violación de privacidad y mal uso de datos personales.

Durante los primeros meses del 2024 la IA ha sido regulada en la Unión Europea expresamente mediante una ley, la Ley de IA 2024/1689. El Parlamento Europeo la adoptó en marzo y el Consejo aprobó dicha ley en mayo. Esta es la primera regulación integral del mundo sobre IA, donde se define como sistema de IA a “aquel que opera con

elementos de autonomía y que, basándose en datos y entradas obtenidos de humanos o máquinas, infiere cómo alcanzar unos objetivos propuestos, usando para ello técnicas basadas en el aprendizaje-máquina o en lógica y conocimiento, y genera como salida contenidos, predicciones, recomendaciones o decisiones que influyen en el entorno con el que el sistema interactúa” (Ministerio de Asuntos Económicos y Transformación Digital, 2024). Dicha ley propone que los diferentes sistemas de IA existentes sean analizados y clasificados según el riesgo que suponen para los usuarios. Se plantean cuatro niveles de peligro, cada cual con un mayor nivel de regulación según el riesgo asociado a su aplicación: riesgo inaceptable, riesgo alto, riesgo limitado y riesgo mínimo o nulo. En la siguiente figura se muestra el orden jerárquico utilizado en la legislación europea para calificar el riesgo de los distintos sistemas de IA.

FIGURA 20: Jerarquía de riesgos de los sistemas de IA



Fuente: elaboración propia a partir de la información de la web de la Comisión Europea (2024)

- **Riesgo inaceptable:** son aquellos sistemas de IA que se consideran una amenaza para las personas. Como, por ejemplo, sistemas de IA de puntuación social, es decir, que clasifiquen personas según su estatus, comportamiento o características personales. También el reconocimiento biométrico en tiempo real y la

manipulación cognitiva del comportamiento de personas o grupos vulnerables. Todos ellos son prohibidos.

- **Riesgo alto:** son aquellos sistemas de IA que afectan negativamente a la seguridad o a los derechos fundamentales. Algunos ejemplos de sistemas IA con alto riesgo son: gestión y explotación de estructuras críticas, educación y formación profesional, empleo gestión de trabajadores y acceso al autoempleo, prestación de servicios privados esenciales y servicios públicos, aplicación de la ley, gestión de la migración, asilo y control de fronteras o asistencia en la interpretación jurídica y legal. Todos estos sistemas de IA serán evaluados antes de comercializarse y controlados durante su ciclo de vida.
- **Riesgo limitado:** son aquellos que, aunque no representen riesgo contra la seguridad o los derechos fundamentales, si requieren cierto nivel de supervisión y de transparencia. Por ejemplo, los chatbots, sistemas de recomendación en línea u otras aplicaciones de IA que no sean decisivas para la seguridad. También en la creación de contenidos de interés público deben identificarse los textos, imágenes, audios y vídeos con la etiqueta que aclare que han sido generados mediante IA.
- **Riesgo mínimo o nulo:** son aquellos que no están sujetos a ninguna obligación ya que no suponen apenas riesgo para el bienestar de los usuarios. Un ejemplo de estos son aplicaciones como videojuegos habilitados para IA, filtros de spam o filtros de fotografía en redes sociales. Casi todos los sistemas de IA utilizados actualmente en la UE entran en esta categoría.

Otra tensión que deriva de la expansión de la IA es la desigualdad y la brecha digital entre los países ricos y países pobres. Esto se debe a que las economías más avanzadas captarán más inversiones, desencadenando en consecuencias negativas para el empleo en los países en desarrollo. Así, al reemplazar la fuerza laboral por tecnología, estos países perderán una de sus pocas oportunidades de hacer crecer y capitalizar sus economías (Alonso, Kothari, & Rehman, 2020).

Esta revolución tecnológica también podría generar un aumento de la brecha digital. Algunos sectores de la sociedad podrían quedarse atrás debido a un aumento de su desventaja digital respecto a las personas que utilizan la IA, afectando incluso a sus oportunidades educativas, calidad de vida y salud (Bentley, Naughtin, McGrath, & Irons, 2024).

Ante todas estas preocupaciones éticas que la IA plantea en la sociedad, surgen distintos enfoques y maneras de guiar el desarrollo y la implementación de la IA. Un artículo muy interesante publicado en la revista científica *Harvard Data Science Review* es el de Luciano Floridi y Josh Cowls en el año 2019. En este se presenta un marco de cinco principios éticos que deben guiar la expansión de la IA en la sociedad. En el siguiente cuadro se muestra una síntesis de los cinco principios (Floridi & Cowls, 2019).

CUADRO 11: Principios éticos en la expansión de la IA

Beneficencia	Su finalidad debe ser promover el bienestar de las personas y tener un impacto positivo en la sociedad.
No maleficencia	No debe ser utilizada para causar perjuicios y debe tener mecanismos de prevención de posibles riesgos.
Autonomía	Debe respetar la autonomía de los usuarios y de los agentes a los que afecte, sin interrumpir la capacidad de decisión humana.
Justicia	Debe ser justa y equitativa, sus beneficios deben ser distribuidos de manera justa, evitando las desigualdades.
Explicabilidad	Los sistemas de IA deben ser transparentes y comprensibles, es decir, sus decisiones y acciones deben estar debidamente justificadas.

Fuente: elaboración propia a partir de Floridi & Cowls (2019)

La legislación vigente a menudo se encuentra rezagada en comparación con la realidad de las aplicaciones negativas de la IA, recogidas en muchos casos en la literatura académica, que establece las pautas, directrices y consideraciones fundamentales para el

bien social en materia de IA. En este sentido se debería tener en cuenta las investigaciones y las publicaciones académicas, a fin de incluir consideraciones éticas en el marco de una regulación actualizada. Se trata de garantizar que el desarrollo de la IA se realice de manera justa, transparente y segura, atendiendo siempre a los cuatro desafíos éticos anteriormente desarrollados: privacidad y protección de datos, transparencia y capacidad de ser explicados (debido a su naturaleza de caja negra), sesgo y discriminación algorítmica e impacto socioeconómico.

8. Limitaciones de la IA en Marketing

Como se ha explicado en apartados anteriores, son notables los avances y las mejoras que la IA ha introducido en el ámbito del marketing, tanto en lo que respecta al marketing operativo como al marketing estratégico. Pero esta tecnología también presenta limitaciones, las cuales no sólo son de carácter técnico, sino también ético. Por lo tanto, es imprescindible que los profesionales del marketing tengan presente estas limitaciones y utilicen la IA con un enfoque ético y consciente de sus posibles limitaciones. A continuación, se enumerarán algunas de las principales limitaciones de la IA en su aplicación al mundo del marketing según el *Marketing Artificial Intelligence Institute* (Roetzer, 2021):

1. La disponibilidad de datos enriquecidos es una condición necesaria para que la IA se pueda aplicar a nivel práctico. Por lo tanto, si no se disponen de datos o hay posibilidad de recopilarlos la aplicación práctica de la IA se verá limitada a la cantidad y al rigor de estos.
2. La predicción y análisis fiables pueden no ser ciertos, el uso de algoritmos altamente complejos puede despistar a los profesionales del marketing acostumbrados a modelos estadísticos para predecir resultados, lo que limita las intuiciones humanas.
3. Reemplazar al humano es muy difícil en ciertas tareas, aún se debe guardar cautela y esperar que los sistemas de IA 100% autónomos se perfeccionen. Mientras que esto sucede se debe contemplar el uso de ciertas aplicaciones de IA que puedan mejorar la labor humana de manera complementaria.
4. Desconfianza por parte de los usuarios, este hecho también se conoce como aversión a los algoritmos. En ocasiones se percibe el uso de estas tecnologías como deshumanizadoras, lo que genera rechazo y miedo en ciertos contextos que afectan al consumidor.

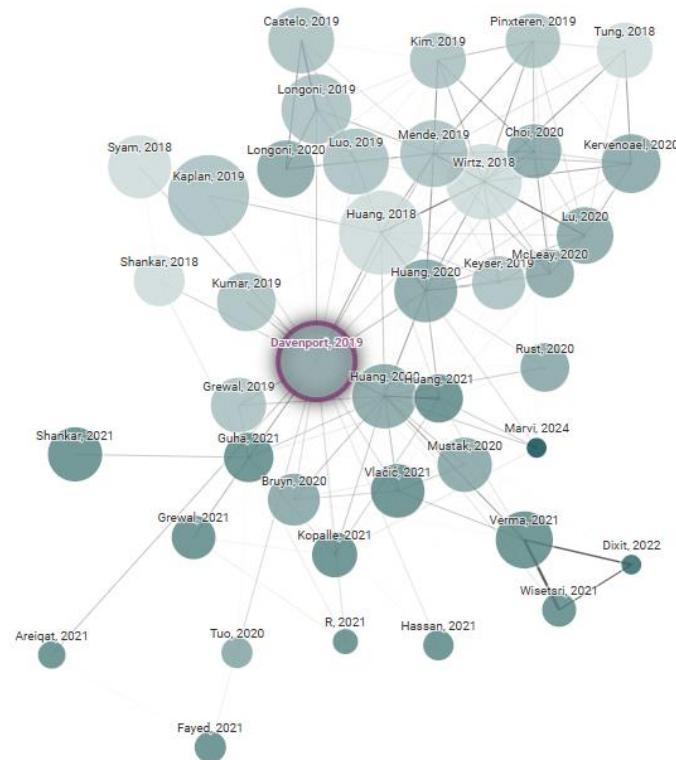
5. Limitaciones de índole ético como la privacidad, transparencia o seguridad comentadas en el anterior epígrafe.

Estas limitaciones tienen un efecto negativo en muchas de las respuestas del cliente y en la aplicación por las empresas y los empleados. Las respuestas cognitivas, el beneficio percibido y la confianza se ven negativamente afectadas a causa de las anteriores limitaciones; lo mismo pasa con las respuestas afectivas de actitud y satisfacción y con las conductuales compra, lealtad y bienestar de los clientes (Barari, Casper Ferm, Quach, Thaichon, & Ngo, 2024). En consecuencia, los responsables de marketing deben tener presentes los inconvenientes de usar los sistemas de IA como propuesta de valor para así tratar de minimizar sus posibles efectos adversos en la experiencia del cliente.

9. Impacto de la Humanización de la IA en la Experiencia del Consumidor

La humanización de los sistemas de IA y su nivel de utilidad para el consumidor son aspectos que están generando un gran debate en el marco de la investigación acerca del comportamiento del consumidor. El hecho de que los sistemas de IA se asemejen mucho al trato humano puede aumentar o disminuir la utilidad que el consumidor experimenta dependiendo del contexto y la situación de compra o consumo. Para comprobar cuál es la situación actual de la investigación acerca del impacto de la humanización de la IA en la experiencia del cliente se ha utilizado el *software Connected Papers*. Este *software* es muy útil para obtener una visión intuitiva de la producción académica sobre una temática en concreto y encontrar artículos clave que sean de interés. A tal fin, se ha elegido como base un artículo de origen (que aparece con color morado en el mapa de la figura 21), *“How artificial intelligence will change the future of marketing”* de los autores T. Davenport, Abhijit Guha, D. Grewal y Timma Bressgott. A partir de este trabajo original se ha creado un gráfico visual que muestra la publicación central y todos los estudios relevantes en el mismo campo de investigación. La elección se ha realizado en función del impacto y al alcance de la publicación, así como de su calidad académica. En la siguiente figura se muestra el mapa visual de los artículos más relevantes y con más rigor de esta temática que trata de humanización de la IA y el futuro del marketing.

FIGURA 21: Mapa visual sobre artículos relacionados con IA y humanización



Fuente: elaboración propia a partir del software Connected Papers

Para analizar la experiencia del consumidor con relación a sus interacciones con sistemas de IA, se debe realizar una clasificación que defina y confronte los distintos tipos de interacciones que se pueden dar entre la empresa y el consumidor. Dependiendo del contexto y la situación de consumo, se van a distinguir los siguientes tipos de interacciones de los consumidores con productos, servicios y marcas: interacciones de alta y de baja intimidad, interacciones transaccionales y relacionales, interacciones utilitarias y hedónicas, interacciones automatizadas y humanas, interacciones sincrónicas y asincrónicas, interacciones proactivas y reactivas, interacciones sociales y solitarias y, por último, interacciones personalizadas y estandarizadas.

- Alta intimidad vs Baja intimidad

El grado de intimidad se refiere al nivel de cercanía que experimenta el consumidor en el proceso de compra respecto a la empresa o marca; no se refiere a la distancia física, sino al sentimiento o a la emoción. Se puede distinguir entre interacciones de alta y de baja

intimidad. Las de alta intimidad son aquellas interacciones en las que el consumidor experimenta una implicación emocional durante el proceso de compra; la personalización y la relación a largo plazo suelen marcar este tipo de interacciones. Un ejemplo de compra de alta intimidad son los productos de salud, servicios de consultoría o productos bancarios.

Por otro lado, las interacciones de baja intimidad son aquellas en las que el consumidor no experimenta cercanía en el proceso de compra, se trata de interacciones impersonales y suelen estar muy automatizadas. Un ejemplo de compras de baja intimidad serían las compras de productos básicos como detergentes, pilas o papel higiénico. La personalización, el contacto directo y la confianza en la marca son los tres factores clave de la intimidad en el proceso de compra (Fournier, 1998).

- Transaccionales vs Relacionales

Tiempo atrás el marketing se centraba en el intercambio entre compradores y vendedores como puras transacciones sin relación alguna (Dwyer, Schurr, & Oh, 1987). En la actualidad, se hace más hincapié tanto en los desarrollos teóricos como en la práctica en el desarrollo de relaciones a largo plazo con los clientes. Por esto las compras puramente transaccionales cada vez tienen menor importancia. Podemos definir compra transaccional como aquella cuyo objetivo principal es el mero intercambio puntal. Se centra en la inmediatez y no busca una relación a largo plazo entre consumidor y marca. Normalmente este tipo de transacciones son rápidas, eficientes y con un bajo compromiso emocional (Drew, 2023).

En oposición a estas se encuentran las compras de tipo relacional, orientadas en la relación a largo plazo entre cliente y empresa. La calidad del producto y del servicio son muy importantes en este tipo de interacciones donde la fidelidad del cliente es el objetivo.

La principal diferencia entre estos dos tipos de interacciones es la visión del tiempo. Mientras una busca una venta rápida centrada en el corto plazo haciendo hincapié en la conveniencia y el precio. La otra se enfoca en la búsqueda de una relación a largo plazo, basada en la fidelidad y confianza ante la marca (Buttle & Maklan, 2012).

- Compra utilitaria vs Compra hedónica

Esta distinción se centra en la funcionalidad que desempeña la compra. La compra utilitaria se basa en resolver un problema o cubrir una necesidad de carácter básico, buscando simplemente la practicidad del producto o del servicio. Este tipo de compras suelen darse bajo un proceso racional, donde se priman los atributos relacionados con el precio, eficiencia y durabilidad (Solomon, 2016). Un ejemplo de compra de carácter utilitario es la de repostar combustible para un vehículo, donde se busca principalmente el precio, la conveniencia y que el producto cumpla con las expectativas funcionales que se esperan de él.

Por otro lado, la compra hedónica se ve motivada por la búsqueda de placer personal, disfrutando de experiencias emocionales positivas a través del proceso de compra y consumo o uso. La decisión de compra en este tipo de interacciones está basada en deseos y emociones (Babin, Darden, & Griffin, 1994). Un ejemplo de este tipo de interacción se da en los restaurantes de lujo, donde los consumidores pagan por disfrutar de una experiencia gastronómica donde el valor para el cliente reside en la experiencia emocional y sensorial.

En cuanto a esta distinción de interacciones cabe destacar que abundan las combinaciones de compras utilitarias y hedónicas. En el anterior ejemplo del restaurante no solo se satisface el deseo hedónico, sino que también la necesidad utilitaria básica de comer. La idea principal que subyace en este tipo de distinción es conocer si se cubre una necesidad o un deseo con contenido emocional.

- Automatizadas vs Humanas

Las interacciones automatizadas son las que se gestionan a través de máquinas diseñadas para ser eficientes, rápidas y estandarizadas. Los sistemas *clic & collect*, los asistentes virtuales, los *chatbots*, los procesos de pago automáticos, los sistemas de recomendación a través de IA son algunas de los sistemas que gestionan este tipo de interacciones. El vínculo y comunicación entre clientes y empresas se ha visto incrementado en los últimos

años gracias a estas tecnologías, ya que proporcionan una atención al cliente mejorada e incluso en ocasiones más personalizada (Bhattaru, Goli, Swetha, & Soujanya, 2024).

En las interacciones humanas se puede observar que los agentes de las mismas son dos personas en todo momento. Son claves en situaciones de muy altos niveles de personalización o cuando se requiere tacto y empatía (Grewal & Levy, 2009). En este tipo de interacción también pueden intervenir sistemas tecnológicos, pero con objeto de apoyo y no como sujeto principal de la interacción.

- Sincrónicas vs Asincrónicas

La interacción entre la empresa y el consumidor transcurre en tiempo real, las respuestas del intercambio son inmediatas. Así, se fomenta una conversación dinámica, lo que logra mayor atractivo para el cliente debido a que el objeto de la interacción se resuelve con mayor rapidez (Holloway & Beatty, 2008). Puede darse con contacto personal directo o virtualmente. Por ejemplo, este tipo de interacción se da desde en una conversación con un dependiente en una tienda física o cuando el consumidor utiliza un *chatbot* para responder a sus dudas sobre un pedido realizado y quiere respuestas inmediatas.

Las asincrónicas son aquellas que no suceden en tiempo real, es decir, el consumidor lanza un mensaje o una solicitud y recibirá una respuesta más tarde (Wei, 2022). Un ejemplo de esto se da cuando un consumidor solicita una visita de un apartamento que ha visto en un portal de inmuebles, a través, de un correo electrónico o el cumplimiento de un formulario.

- Proactivas vs Reactivas

Las interacciones proactivas son aquellas en las que la empresa toma la iniciativa de la interacción, poniéndose en contacto con el consumidor antes de que este lo solicite. De esta manera la empresa se adelanta antes de que al cliente le surja un problema, necesidad o deseo. Actualmente, esta interacción se da frecuentemente en el comercio online donde se notifican automáticamente productos o servicios recomendados, a través de distintas plataformas online. Esta proactividad puede mejorar la experiencia del cliente e incluso aumentar su retención, pero si es demasiado intensa o frecuente puede generar el efecto

adverso. Para anticiparse a las necesidades del cliente se debe contar con información previa del mismo, así como con una alta capacidad de predicción, lo que requiere de sistemas de IA.

En contraste, las interacciones reactivas ocurren cuando al consumidor se le plantea una necesidad y se pone en contacto con la empresa, la cual, en consecuencia, responde. Una respuesta rápida por parte de la empresa mejora la satisfacción y la lealtad del cliente. Los sistemas de IA son muy útiles en este tipo de interacciones debido a rápida capacidad de procesamiento y respuesta, mayor que la de un humano.

- Sociales vs Solitarias

Las interacciones sociales son aquellas en las cuales los consumidores comparten su proceso de compra y su experiencia con otras personas. Se puede dar tanto en plataformas *online* como compartiendo la experiencia de compra en tienda física. La influencia social es muy importante en este tipo de interacción, ya que empresa y consumidor no interactúan solos, los consejos y recomendaciones de terceras personas intervienen en el proceso de compra. En relación con este tipo de interacción surge el concepto de comercio social el cual se define como "actividades relacionadas con el intercambio que ocurren en, o son influenciadas por, la red social de un individuo en entornos sociales mediados por computadoras, donde las actividades corresponden a las etapas de reconocimiento de necesidades, pre-compra, compra y post-compra de un intercambio focal" (Yadav, de Valck, Henning-Thurau, Hoffman, & Spann, 2013).

En contraposición se encuentran las interacciones de compra solitarias, donde el consumidor no experimenta ninguna influencia directa de otras personas, no busca validación ni participación de otras personas en su proceso de compra. Cada vez este tipo de interacción ocurre con menor frecuencia debido a la creciente popularidad de las redes sociales y el marketing de influencias (Gonzalez Marin, Guiracocha Arriciaga, Cueva Estrada, & Sumba, 2024), que intervienen en alguna de las etapas del proceso de compra (Wang & Yu, 2017). Un ejemplo de compra solitaria se daría cuando un consumidor busca herramientas en una tienda online privada sin consultar reseñas ni interactuar con otras personas durante todo el proceso de compra.

- Personalizadas vs Estandarizadas

La personalización es la acción de diseñar, producir y ofrecer ciertos productos y servicios que repliquen o se aproximen lo máximo posible a las preferencias o necesidades de los consumidores. De esta manera el cliente reduce las posibles fricciones y el tiempo del proceso de compra, disminuyendo así su carga cognitiva. Esto se logra, gracias a que la empresa utiliza información basada en datos personales y comportamientos anteriores de cada cliente para ofrecer una experiencia superior (Chandra, Verma, Marc Lim, Kumar, & Donthu, 2022).

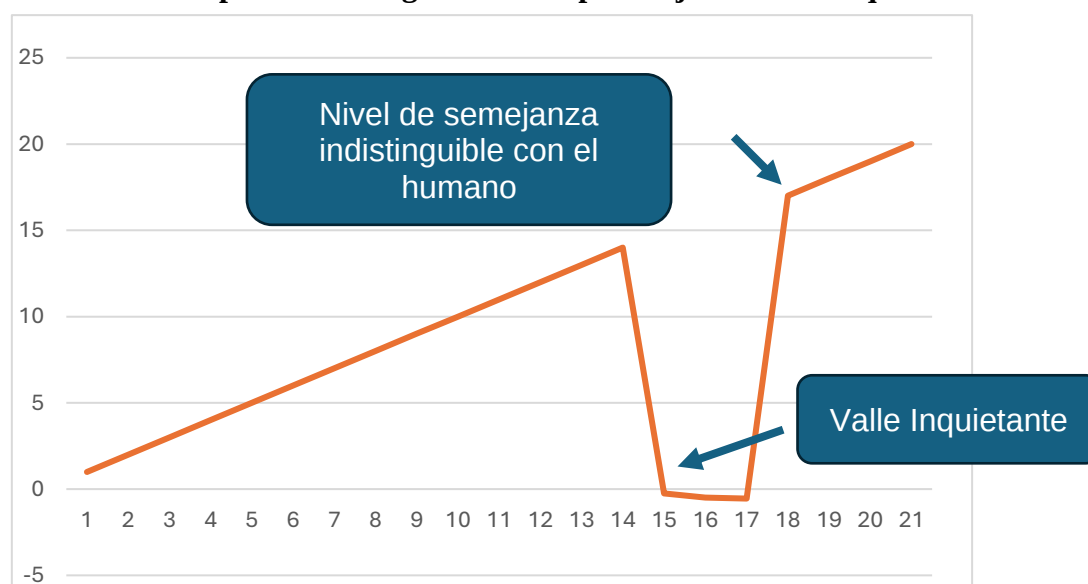
Por el contrario, las interacciones estandarizadas se desarrollan de manera uniforme, es decir, se desarrollan de la misma manera independientemente de quien sea o quienes sean los consumidores. Se utilizan principalmente para ventas y procesos masivos de repetición, en los que la eficiencia es un factor clave de la interacción. Un ejemplo de esto se da cuando se plantea algún problema con algún servicio y al ponerse en contacto vía telefónica con el departamento de atención al cliente la respuesta inicial es igual para todos los usuarios; aunque su situación sea diferente reciben el mismo mensaje de la misma manera.

Es de gran relevancia distinguir entre el tipo de interacción y el tipo de sistema de IA que se utiliza en cada interacción en particular. De este modo la reacción del consumidor no será igual ante un determinado sistema de IA, si está comprando un billete de tren (interacción estandarizada) o si está buscando servicios de consultoría para su vida (interacción de alta intimidad). La apariencia física, la calidez y la competencia de los robots de servicios basados en IA son factores que afectan a la lealtad y al valor percibido por el consumidor. La semejanza humana hace que el robot se perciba como un valor añadido que afecta positivamente al valor que aporta el servicio. Si un robot demuestra calidez, es decir, incorpora gestos, un tono de voz amigable y/o frases empáticas, puede influir en las expectativas relacionales al generar un componente emocional. Sin embargo, la competencia determinante que el robot de IA proporciona es mayormente percibida por el usuario como una mejora del valor funcional (Belanche , Casaló, Schepers, & Flavián, 2021). En base a esta evidencia podemos determinar que los robots de IA con cierto grado de calidez son más útiles para interacciones de tipo relacional que

para las transaccionales. Por otro lado, los robots con formas semejantes a la humana y con un buen nivel de competencia aportarían valor tanto en interacciones relacionales como en las transaccionales.

En contraposición a lo anterior, otra línea argumental de publicaciones académicas evidencia que la antropomorfización de los robots puede desencadenar actitudes negativas hacia los mismos. A raíz de esto, se debe considerar la colaboración de gerentes e investigadores para determinar cuál es el nivel óptimo de antropomorfismo que aporta más valor (Young Kim, Schmitt, & Magnenat Thalmann, 2019). Este planteamiento se identifica con la paradoja del “valle inquietante” propuesta por el científico Masahiro Mori en 1970 (Mori, 1970), la cual sugiere que cuanto más similares se vuelven los robots a los humanos, nuestra respuesta emocional hacia ellos mejora, pero solo hasta cierto punto donde comienzan a generar incomodidad en las personas. Se conoce como paradoja del valle inquietante debido a su representación gráfica que se muestra en la siguiente figura, donde el eje X representa la semejanza humana y el eje Y la respuesta emocional humana positiva. Después del valle surge de nuevo la respuesta emocional positiva, ya que el nivel de semejanza es tal, que el robot se vuelve indistinguible con el ser humano.

FIGURA 22: Representación gráfica de la paradoja del valle inquietante



Fuente: elaboración propia

Respecto a la expansión de los robots conversacionales, los denominados *chatbots*, en las compras de clientes se ha estado observando su potencial comercial y nivel de rechazo por los clientes en varios ámbitos. En esta labor de estudio se ha determinado que los

chatbots que no se revelan como tales ante el cliente sino como operadores humanos, son tan efectivos como trabajadores competentes. No obstante, en las interacciones donde los robots revelan su identidad artificial antes de que se produzca el proceso de compra reduce la tasa de compra de manera muy significativa. Este hecho concluiría que los *chatbots* son competentes objetivamente pero no subjetivamente debido a la percepción humana contra las máquinas (Luo, Tong, Fang, & Qu, 2019).

En adicción a lo anterior, una gran parte de los consumidores mantienen la creencia de que las máquinas y los algoritmos carecen de habilidades para realizar tareas subjetivas (Castelo, Bos, & Lehmann, 2019). Por naturaleza los consumidores prefieren tareas objetivas para los algoritmos antes que subjetivas, es decir, la aversión a los algoritmos depende de la tarea o interacción. Por esto, aumentar la semejanza humana afectiva es una buena opción para el uso de algoritmos en tareas subjetivas.

10. Fallos en los Algoritmos: Efectos en el Comportamiento del Consumidor

Los sistemas de IA se basan en algoritmos que no están exentos de un cierto nivel de sesgo o de error (Mehrabi, et al. , 2021). La producción y distribución de contenido incorrecto o erróneo repercute en el comportamiento del consumidor, especialmente en el entorno digital. Los consumidores, como fruto de acciones que responden a algoritmos, pueden recibir publicidad de productos que no son aplicables en su vida, recomendaciones basadas en compras puntuales que se sacan de contexto o anuncios de productos que no se corresponden con sus preferencias o valores. Este fenómeno no supone una limitación de la IA como tal, sino que, más bien, se relaciona con fallos en el análisis de datos y en el proceso de segmentación. Los algoritmos no interpretan de manera adecuada los comportamientos y características del consumidor generando contenido incorrecto y afectando a su experiencia y comportamiento. Este suceso también puede afectar a la relación entre marca y consumidores, alterando la confianza y lealtad de los consumidores (Balaji, Jha, Sengupta, & Krishnan, 2018).

Para introducir el tema se realiza una revisión sistemática de la literatura mediante un análisis bibliométrico. La finalidad consiste en recopilar, analizar y sintetizar de manera estructurada y objetiva la investigación publicada sobre el tema de los fallos en los algoritmos y comportamiento del consumidor. Se define a partir de esta tarea una base teórica sólida para el estudio empírico identificando vacíos en la investigación y la posibilidad de nuevos avances en la misma. El *software* utilizado para la búsqueda de datos ha sido *Scopus*, al igual que en la revisión sistemática presentada previamente sobre inteligencia artificial y marketing. Para la búsqueda sistemática se han establecido dos términos, uno acerca de fallos en los algoritmos (teniendo en cuenta sus sinónimos) y otro término relacionado con la experiencia y comportamiento del consumidor. Los componentes de búsqueda de la ecuación booleana realizada son dos y se muestran en el siguiente cuadro:

CUADRO 12: Componentes principales de la ecuación de búsqueda

Componente 1	Componente 2
Algorithm failure	Consumer behaviour
Algorithmic error	Consum* trust
Algorithm malfunction	Consum* loyalty
Algorithm mistake	Consum* perception
Algorithm fault	Brand trust
Algorithm inaccuracy	Customer Relationship
x	Brand Loyalty
x	Marketing
x	Consum* Experience
x	Customer Experience

Fuente: elaboración propia

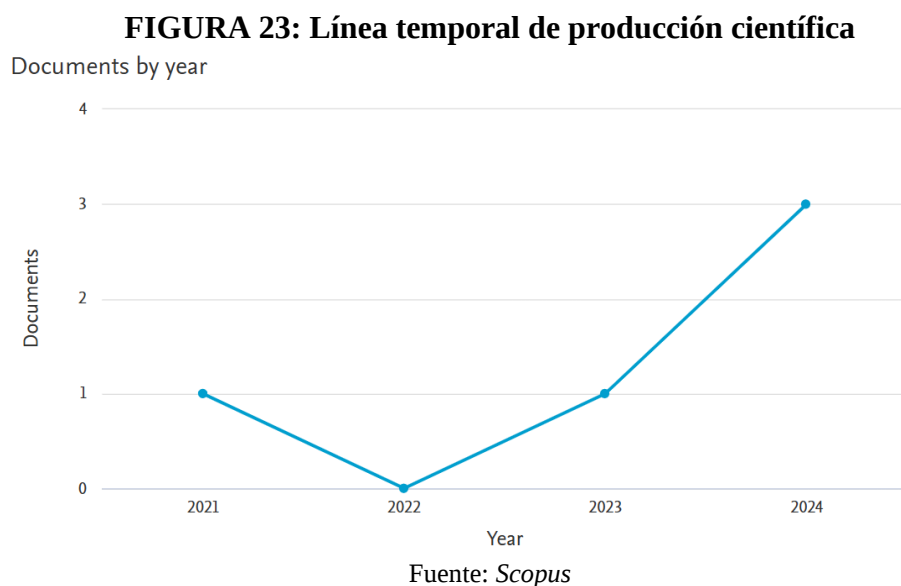
Se han usado todos estos componentes para garantizar que el alcance de la búsqueda sea el adecuado, recogiendo la totalidad de artículos disponibles sobre el tema específico. La ecuación de búsqueda utilizada finalmente es la siguiente:

ALL ("algorithm failure" OR "algorithmic error" OR "algorithm malfunction" OR "algorithmic mistake" OR "algorithmic fault" OR "algorithmic inaccuracy" AND "consum* behavior" OR "consum* trust" OR "consum* loyalty" OR "consum* perception" OR "brand trust" OR "customer relationship" OR "brand loyalty" OR "marketing" OR "consum* experience" OR "customer experience")

Tras esta búsqueda han aparecido un total de once documentos, de los cuales varios no se correspondían con el área de conocimiento de la economía y empresa. Por esto, la búsqueda se limitó a “Ciencias Sociales”, “Negocios, Gestión y Contabilidad” y “Arte y Humanidades” dejando un total de cinco artículos publicados. La ecuación de búsqueda evolucionó a la siguiente:

ALL ("algorithm failure" OR "algorithmic error" OR "algorithm malfunction" OR "algorithmic mistake" OR "algorithmic fault" OR "algorithmic inaccuracy" AND "consum* behavior" OR "consum* trust" OR "consum* loyalty" OR "consum* perception" OR "brand trust" OR "customer relationship" OR "brand loyalty" OR "marketing" OR "consum* experience" OR "customer experience") AND (LIMIT-TO (SUBJAREA , "SOC") OR LIMIT-TO (SUBJAREA , "BUSI") OR LIMIT-TO (SUBJAREA , "ARTS"))

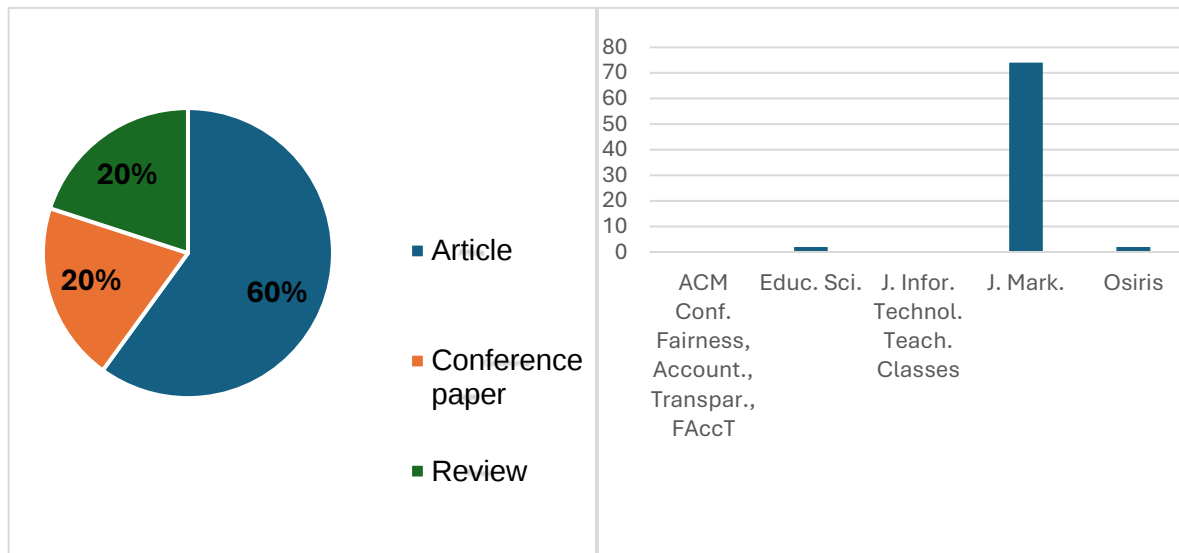
El análisis bibliométrico realizado tiene el objetivo de explorar el impacto de los artículos acerca de fallos en los algoritmos y el comportamiento del consumidor. Analizando la totalidad de publicaciones científicas sobre este tema a lo largo del tiempo, se observa que es un tema muy reciente, del que se han identificado un total de cinco artículos entre el año 2021 y el año 2024. En la siguiente figura se muestra una línea temporal con la totalidad de artículos publicados acerca del tema.



En la figura 24 se muestra que tres de las publicaciones científicas que coinciden con la temática son artículos, otra se trata de revisión de literatura y otra es un acta de conferencia. Por otro lado, atendiendo al número total de citas se observa que todas se concentran en la revista Journal of Marketing y provienen esencialmente del artículo “When Algorithms Fail: Consumer’s Responses to Brand Harm Crises Caused by Algorithm Errors” de los autores Raji Srinivasan y Gülen Sarial-Abi del año 2021 que

acumula un total de 74 citas. De estas citas destacan la temática de los chatbots, los precios discriminatorios, el antropomorfismo en servicios y las crisis de marca solventadas por la IA.

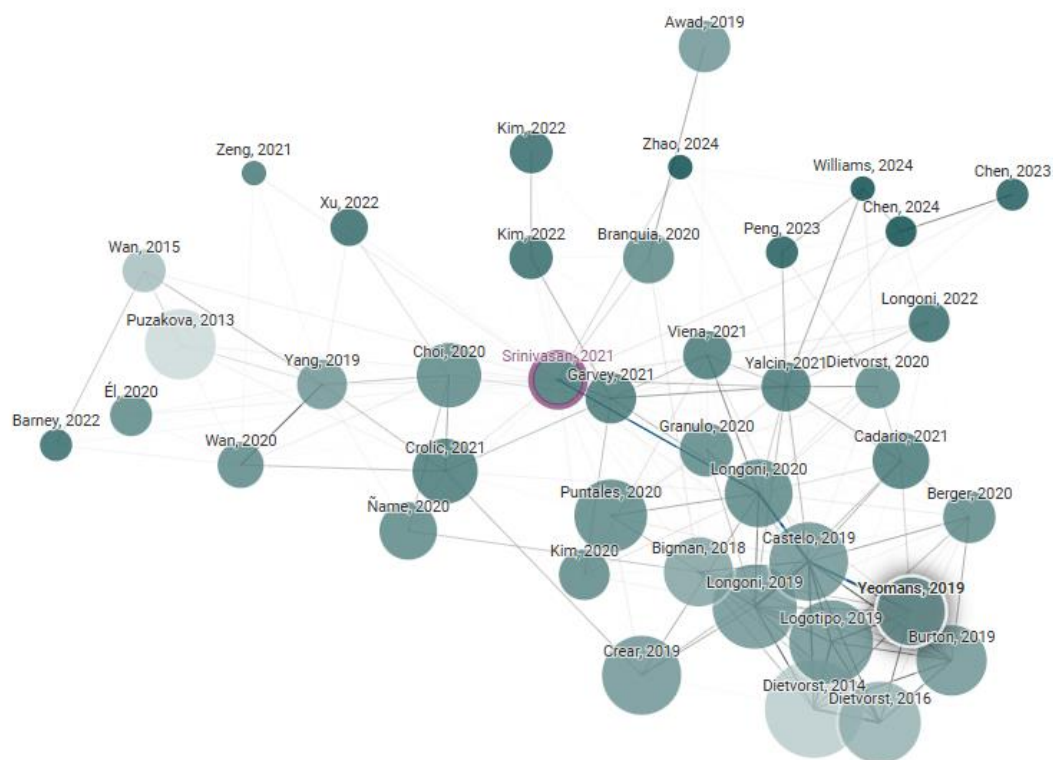
FIGURA 24: Métricas de la producción científica objeto de estudio



Fuente: elaboración propia a partir de la base de datos de Scopus.

Una vez determinado el artículo base de la investigación, “*When Algorithms Fail: Consumer’s Responses to Brand Harm Crises Caused by Algorithm Errors*”, se ha utilizado el *software* Connected Papers para profundizar en el análisis. A partir de este *software*, se crea un gráfico visual que muestra todos los estudios relevantes que tienen algún punto de unión con el artículo matriz y, por tanto, con este campo de investigación acerca de fallos en los algoritmos y marketing. La elección del artículo base se ha realizado en base al impacto y al alcance del artículo. En la figura 25 se muestra el mapa visual de los artículos académicos que más relación guardan con esta temática que trata de fallos en los algoritmos de IA y marketing. Este mapa cuenta con un rango más amplio de producción académica que los cinco artículos anteriores, ya que no presentan la misma temática. Muestra otras tendencias estrechamente relacionadas con el tema, pero no se trata de artículos exclusivamente dedicados a fallos en los algoritmos y comportamiento del consumidor. El artículo de base aparece en color morado en el centro del mapa.

FIGURA 25: Mapa visual sobre artículos académicos relacionados con fallos en algoritmos y comportamiento del consumidor



Fuente: elaboración propia a partir del software de Connected Papers

Los resultados de este análisis bibliométrico arrojan que hay dos grandes tendencias académicas que se relacionan con los fallos en los algoritmos y el comportamiento del consumidor. La primera tendencia que se identifica trata sobre la aversión a los algoritmos y la confrontación del humano con máquinas inteligentes (Castelo, Bos, & Lehmann, 2019), (Longoni, Bonezzi, & Morewedge, 2019), (Logg, Minson, & Moore, 2018). La segunda se centra en el antropomorfismo robótico y los robots de servicio (Yang, Aggarwal, & McHill, 2019), (Wan & Chen, 2020), (Zhang, A., & A. Klesse, 2024). Después, se observan otras temáticas relacionadas, pero más dispersas respecto al tema como los coches autónomos (Hill, 2020), los sistemas de recomendación (Yeomans & Kleinberg, 2019) y el comportamiento ético (Kim, Lee, & Duhachek, 2022).

La conclusión que se puede sacar acerca de esta revisión sistemática es que las investigaciones actuales tienden a centrarse en aspectos más generales sobre sistemas de IA y no tanto en fallos de los algoritmos de IA. Esta carencia de estudios genera una gran oportunidad para investigaciones posteriores. El uso de IA y los algoritmos, cada vez más implantados en las dinámicas empresariales, pueden traer daños reputacionales a causa

de fallos en los mismos. Dichos fallos pueden alterar la relación cliente-empresa por lo que se necesita comprender este tipo de dinámicas con el fin de mejorar la recuperación del consumidor y disminuir sus efectos negativos (Song et al., 2023).

Una vez realizada la revisión sistemática de la literatura se observa que existe una importante laguna acerca del tema de fallos en los algoritmos y comportamiento del consumidor. Son muchos los artículos académicos actuales que demuestran cómo los algoritmos provenientes de sistemas de IA crean valor para el consumidor (Aastha, Kuldeep, & Preeti, 2024), habiendo sido estudiados los aciertos de algoritmos base de sistemas de recomendación (Junhai & Yiman, 2021).

El éxito de los sistemas de recomendación personalizados con IA se puede explicar por medio de un marco teórico propuesto por el psicólogo estadounidense Barry Schwartz. La conocida como “La paradoja de la elección”, que explica la tendencia humana a mostrar un mayor grado de insatisfacción con las decisiones cuanta mayor sea el número de alternativas para elegir (Schwartz, 2004). De esta manera reducir las opciones de compra puede disminuir significativamente la ansiedad de los consumidores y mejorar su experiencia en el proceso de compra. El beneficio principal de los sistemas de recomendaciones personalizadas radica en que ahorran tiempo de búsqueda y simplifican la decisión de compra. De la misma forma, cabe esperar que si las recomendaciones no son correctas el consumidor perderá su tiempo y condicionará su comportamiento y experiencia de compra negativamente (Srinivasan, Anderson, & Ponnayolu, 2002). Sin embargo, los fallos de los sistemas de IA no siempre afectan negativamente a la relación entre el consumidor y la empresa. En las interacciones en línea basadas en texto, es decir, en el uso de *chatbots*, los errores tipográficos son bien percibidos por los usuarios de esta tecnología. Esto se debe a que el error tipográfico y su posterior corrección hace que los consumidores vean a estos sistemas de IA como más humanos y en consecuencia más útiles (Bluvstein, Zhao, Barasch, & Schroeder, 2024).

La temática de los fallos en los algoritmos ha recibido atención escasa por parte del mundo académico, a pesar de su evidente importancia y su impacto en la experiencia del consumidor. Algunos de los artículos mencionados anteriormente demuestran que la reacción del consumidor ante un fallo del algoritmo es menos negativa si se mejora la interpretabilidad de este (Chen, 2024). También, se relaciona el antropomorfismo de los *chatbot* con el nivel de ira del cliente (Crolc, Thomaz, Hadi, & Stephen, 2021) o que las crisis de marca causadas por algoritmos registran respuestas menos negativas por parte

de los consumidores (Srinivasan & Gülen, 2021). Debido a la rápida evolución tecnológica estos problemas no están siendo objeto principal de estudio académico, otros fenómenos como el *machine learning* o los sistemas de procesamiento del lenguaje opacan este tipo de estudios.

A pesar de los avances en IA e inteligencia algorítmica, cada vez se plantean más problemas de este tipo en la vida de los consumidores. Especialmente con las recomendaciones publicitarias digitales que en muchas ocasiones no se ajustan a las preferencias o necesidades del consumidor, llegando a afectar su actividad online de manera intrusiva y obstructiva (Beatson, Roy, & Finsterwalder, 2021). Lo que ocurre es que estos fallos en publicidad algorítmica pocas veces son detectados como fallos tecnológicos por el propio consumidor, hecho el cual dificulta su estudio y análisis. Por su parte la publicidad digital crece cada año en España. Según el último informe de InfoAdex, el cuál mide y analiza la inversión publicitaria en distintos medios y sectores del país, la inversión en publicidad digital supone un 47,6% del total de inversión en medios controlados. Protagonizando así un incremento del 5,2% respecto al año 2022 y alcanzando los 2.810,4 millones de euros. A continuación, se presenta el desglose de la inversión real estimada en publicidad en España.

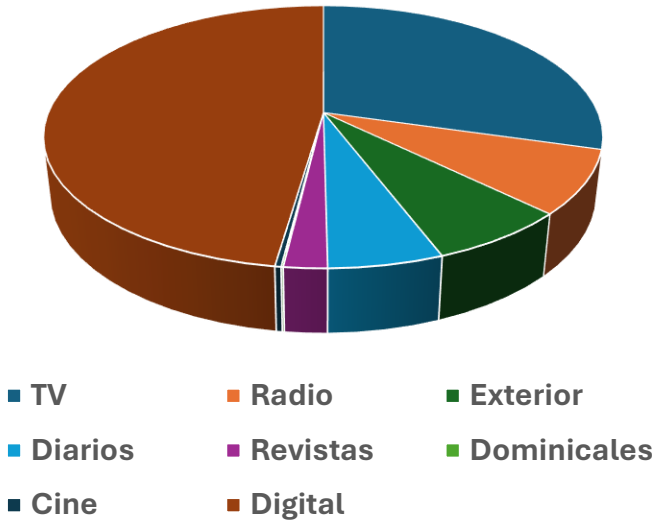
CUADRO 13: Inversión real estimada en publicidad de medios controlados (en millones de euros)

INVERSIÓN REAL ESTIMADA (en millones de euros) Todos los medios - años 2021 / 2022 / 2023					
MEDIOS CONTROLADOS		2021	2022	2023	%23/22
Cine	Cine	12,5	21,1	20,5	-3,2
Diarios	Diarios	335,9	340,0	332,9	-2,1
Dominicales	Dominicales	9,0	9,2	8,3	-9,5
Exterior	Exterior	289,6	350,2	406,7	16,1
Digital	Search	873,0	926,5	951,5	2,7
	Websites (display + video)	948,5	1.016,8	1.069,7	5,2
	RR. SS. (display + video)	660,7	727,4	789,3	8,5
	Total Digital	2.482,2	2.670,7	2.810,4	5,2
Radio	Radio	415,4	447,2	461,3	3,2
Revistas	Revistas	120,1	123,3	126,0	2,2
Televisión	Canales de pago	99,7	78,8	76,4	-3,1
	TV. autonómicas	88,1	92,5	94,2	1,8
	TV. locales	2,3	2,3	2,3	1,5
	TV. nacionales en abierto	1.586,1	1.519,5	1.480,0	-2,6
	TV. conectada	15,5	37,2	82,2	120,9
	Total Televisión	1.791,7	1.730,3	1.735,0	0,3
SUBTOTAL MEDIOS CONTROLADOS		5.456,4	5.692,0	5.901,2	3,7

Fuente: InfoAdex (2024)

En la figura 26 se muestra un gráfico acerca de las ponderaciones en inversión digital en España, destacando el enorme peso de la publicidad digital sobre las demás partidas.

FIGURA 26: Total Mercado Publicitario Inversión Real Estimada



Fuente: InfoAdex (2024)

La creciente inversión y expansión de la industria de publicidad digital junto con el impulso en la personalización y eficiencia de las campañas que los algoritmos prometen son los dos factores que justifican la importancia del estudio de los fallos algorítmicos en el contexto de la publicidad digital. Cuando estos algoritmos fallan, la percepción de la marca se ve afectada y puede provocar efectos adversos en el comportamiento del consumidor (Srinivasan & Gülen, 2021). La eficiencia de las campañas de marketing digital depende en gran medida de los algoritmos, ya que son capaces de dirigir y adaptar el contenido publicitario a las preferencias de los usuarios. Siempre bajo el objetivo de optimizar costes y captar el interés de los consumidores. A pesar de ser una herramienta en expansión y de gran eficacia, los algoritmos publicitarios cometen errores, ya sea debido a una insuficiencia de datos o a un entrenamiento de este con datos incorrectos (Hammett, 2019). También presentan ciertas limitaciones basadas en la ética y la privacidad que se han desarrollado en apartados anteriores. En consecuencia, el tema sobre el que versará el estudio empírico serán los efectos que causan los fallos de algoritmos publicitarios en el comportamiento del consumidor.

11. Investigación Empírica

Una vez situado el tema objeto de este Trabajo Fin de Máster, se procede a llevar a cabo una investigación empírica, con el fin de profundizar en el conocimiento disponible acerca del efecto que los fallos en los algoritmos de IA pueden provocar en el comportamiento del consumidor.

11.1. Objetivo de la investigación

Investigaciones previas han puesto de manifiesto el efecto que los fallos en los algoritmos de IA pueden tener sobre aspectos concretos del comportamiento de compra. Así, se ha analizado el impacto de esos fallos sobre cuestiones como la imagen de marca (Srinivasan & Gülen, 2021; Chen, 2024). También se ha estudiado la importancia de analizar el contexto y el nivel de enfado del consumidor en situaciones en las que la IA falla (Crolic, Thomaz, Hadi, & Stephen, 2021). En el cuadro 14 se recoge el resumen de estas investigaciones que permite afirmar la todavía escasa presencia de trabajos que analicen el efecto de los fallos en los algoritmos en el caso concreto de la publicidad personalizada, aspecto que será el objeto de esta investigación.

CUADRO 14: Base principal de literatura consultada

Autores	Objeto de estudio	Metodología	Resultados
Srinivasan & Gülen (2021)	Crisis de imagen de marca provocada por fallos en los algoritmos	Ocho estudios experimentales donde los sujetos opinan sobre diversas situaciones de crisis de marca	Se demuestra la hipótesis principal, la cual afirma que los consumidores responden menos negativamente si la crisis de marca es causada por un algoritmo (frente a una persona)

Chen (2024)	Fallos de los algoritmos mediante IA explicable	Cuatro estudios experimentales cuantitativos miden variables de percepción del consumidor antes y después de que se les plantee el error en el algoritmo	Los consumidores se muestran menos severos cuando el fallo se les explica mediante una IA
Crolic, Thomaz, Hadi, & Stephen (2021)	Efectos del antropomorfismo de los chatbots en función del nivel de ira del cliente	Información secundaria y cuatro estudios experimentales donde se plantean distintos estados emocionales del consumidor para comprobar cómo evoluciona su satisfacción	El estado emocional de enojo tiene un mayor efecto negativo en la satisfacción del cliente cuando el <i>chatbot</i> presenta un mayor grado de rasgos humanos. Se concluye también la importancia del contexto
Wien & Peluso (2021)	Estudio de las recomendaciones personalizadas	Tres experimentos comparan las recomendaciones humanas con las de los sistemas de IA observando en qué tipo de productos estas recomendaciones son más efectivas y cuál es el nivel de	Se concluye que para las compras hedónicas las recomendaciones humanas son más eficaces, por lo que cuanto más humanizados estén los sistemas de IA que realizan este tipo de recomendaciones,

		humanización de la IA	mayor eficacia tendrán
--	--	--------------------------	---------------------------

Fuente: elaboración propia a partir de los autores citados

El objetivo de esta investigación es examinar y comprender qué decisiones toman los individuos cuando se producen fallos en los algoritmos publicitarios que originan recomendaciones de productos o servicios inadecuadas o irrelevantes para ellos. A fin de comprender las consecuencias de fallos en los algoritmos se plantea la siguiente pregunta de investigación:

PI1: ¿Cuál es el efecto de los errores algorítmicos en el comportamiento del consumidor en el ámbito de la publicidad digital personalizada?

En concreto, se pretende analizar el efecto de los errores en los algoritmos sobre las variables: actitud, frustración, gravedad, responsabilidad y desconfianza. Esto lleva a plantear las siguientes subpreguntas de investigación:

PI1a. ¿Afectan los errores en los algoritmos utilizados en publicidad digital personalizada a la actitud hacia ellos?

PI1b. ¿Afectan los errores en los algoritmos utilizados en publicidad digital personalizada a la frustración de las personas usuarias?

PI1c. ¿Afectan los errores en los algoritmos utilizados en publicidad digital personalizada a la gravedad del error en la recomendación?

PI1d. ¿Afectan los errores en los algoritmos utilizados en publicidad digital personalizada a la responsabilidad del error en la recomendación?

PI1e. ¿Afectan los errores en los algoritmos utilizados en publicidad digital personalizada a la confianza en la empresa que realiza la recomendación?

Además, se quiere analizar si ese posible efecto de los algoritmos depende del contenido publicitario del que se trate. A este respecto, se considera la diferencia entre contenido

hedónico y contenido utilitario (Wien & Peluso, 2021), lo que lleva a proponer la siguiente pregunta de investigación:

PI2. ¿Existen diferencias en el efecto de los errores en los algoritmos entre contenidos publicitarios hedónicos y contenidos publicitarios utilitarios?

PI2a. ¿Existen diferencias en el efecto de los errores en los algoritmos sobre la actitud según se trate de contenidos publicitarios hedónicos o utilitarios?

PI2b. ¿Existen diferencias en el efecto de los errores en los algoritmos sobre el nivel de frustración según se trate de contenidos publicitarios hedónicos o utilitarios?

PI2c. ¿Existen diferencias en el efecto de los errores en los algoritmos sobre la gravedad percibida según se trate de contenidos publicitarios hedónicos o utilitarios?

PI2d. ¿Existen diferencias en el efecto de los errores en los algoritmos sobre la responsabilidad según se trate de contenidos publicitarios hedónicos o utilitarios?

PI2e. ¿Existen diferencias en el efecto de los errores en los algoritmos sobre la confianza hacia la empresa según se trate de contenidos publicitarios hedónicos o utilitarios?

Por último, se plantea la posible existencia de diferencias en los resultados en función del perfil del consumidor. Para ello se consideran las siguientes variables: género, edad, experiencia previa, fluidez tecnológica y frecuencia con la que los usuarios experimentan fallos en los sistemas de recomendación publicitaria basada en algoritmos.

11.2. Diseño del estudio empírico

Con el objeto de dar respuesta a las preguntas de investigación planteadas se ha llevado a cabo un estudio empírico por medio de un experimento comercial. En concreto, se propone un experimento por medio de escenarios que permitan analizar la reacción de los consumidores ante un supuesto fallo en la recomendación de un anuncio publicitario personalizado en base a algoritmos. En el caso que concierne esta metodología es de gran utilidad, ya que la alternativa de observación directa en este tipo de situaciones donde el algoritmo falla sería de difícil implementación.

Así, se plantea una situación donde un usuario navega por la red y recibe un estímulo publicitario. En concreto, la publicidad que recibe es un anuncio de un coche, compuesto por una imagen del vehículo y un texto. En la figura 27 se puede observar el estímulo empleado, en el que de forma intencionada no se utiliza ninguna marca en concreto para minimizar el posible sesgo que podría derivarse del hecho de que emociones preexistentes hacia ella distorsionaran los resultados del experimento.

FIGURA 27: *Banner* publicitario



Fuente: elaboración propia a partir de CanvaAI

La situación planteada en el experimento simula un suceso común en el día a día de la mayoría de los consumidores. Gracias a esto, los entrevistados se sentirán fácilmente

identificados con la situación y expresarán mejor sus creencias y opiniones acerca de este fenómeno. En consonancia con las preguntas de investigación previamente descritas se propone el uso de cuatro escenarios. Así, el experimento se plantea como un diseño intersujetos de tipo 2 (mensaje: hedónico/utilitario) $\times$ 2 (recomendación publicitaria: errónea/ acertada). Este diseño lleva a diferenciar entre los siguientes escenarios:

- **Escenario 1:** un algoritmo de publicidad digital falla y envía un anuncio publicitario a un usuario de redes sociales para el que dicho contenido publicitario es irrelevante o inadecuado. En concreto, el producto que se oferta en el anuncio es un coche nuevo. El usuario que recibe la publicidad no tiene licencia ni necesita un coche, ya que vive en una ciudad cerca de su trabajo. El mensaje publicitario planteado se centra en los beneficios tangibles del vehículo, en concreto, en su funcionalidad, eficiencia y versatilidad. Este mensaje publicitario evoca beneficios utilitarios del producto. El texto que se plantea es el siguiente:

Imagina que vives en una ciudad, cerca de tu trabajo, y rara vez necesitas desplazarte, por lo que no tienes licencia de conducir y no necesitas un coche. Un día, mientras navegas por redes sociales, te aparece el anuncio de un coche nuevo que se muestra a continuación. Su mensaje es el siguiente: "El aliado perfecto para tu vida: eficiencia imbatible, funcionalidad inteligente y la versatilidad que necesitas para cada viaje"

- **Escenario 2:** un algoritmo de publicidad digital falla y envía anuncios publicitarios a un usuario de redes sociales para el que dicho contenido publicitario es irrelevante. En concreto, el producto que se oferta en el anuncio es un coche nuevo. El usuario que recibe la publicidad, al igual que en el Escenario 1, no tiene licencia ni necesita un coche, ya que vive en una ciudad cerca de su trabajo. El mensaje publicitario se centra en los beneficios hedónicos del producto, como la satisfacción sensorial, la emoción y el placer de

conducción del vehículo. El mensaje es puramente hedónico, a diferencia de en el Escenario 1. El texto que se plantea es el siguiente:

Imagina que vives en una ciudad, cerca de tu trabajo, y rara vez necesitas desplazarte, por lo que no tienes licencia de conducir y no necesitas un coche. Un día, mientras navegas por redes sociales, te aparece el anuncio de un coche nuevo que se muestra a continuación. Su mensaje es el siguiente: "Sé el dueño de la carretera: disfruta de cada kilómetro con su gran potencia y diseño elegante".

- **Escenario 3:** un algoritmo de publicidad digital acierta y envía anuncios publicitarios a un usuario de redes sociales para el que el contenido publicitario encaja perfectamente con sus necesidades actuales. En concreto, el producto que se oferta en el anuncio es un coche nuevo. El usuario que recibe la publicidad está buscando un nuevo coche, ya que el suyo es demasiado antiguo y no deja de darle problemas. El mensaje publicitario planteado se centra en los beneficios tangibles del vehículo, en concreto, se centra en su funcionalidad, eficiencia y versatilidad. Este mensaje publicitario evoca beneficios utilitarios del producto. El texto que se plantea es el siguiente:

Imagina que tu coche actual es demasiado antiguo y te está dando demasiados problemas, por esto, estás buscando uno nuevo. Un día, mientras navegas por redes sociales, te aparece un llamativo anuncio de un coche nuevo que encaja a la perfección con lo que estás buscando. El mensaje del anuncio es el siguiente: "El aliado perfecto para tu vida: eficiencia imbatible, funcionalidad inteligente y la versatilidad que necesitas para cada viaje".

- **Escenario 4:** un algoritmo de publicidad digital acierta y envía anuncios publicitarios a un usuario de redes sociales para el que dicho contenido publicitario encaja perfectamente con sus necesidades actuales. En concreto, el producto que se oferta en el anuncio es un coche nuevo. El usuario que recibe

la publicidad está buscando un nuevo coche, ya que el suyo es demasiado antiguo y no deja de darle problemas. El mensaje publicitario se centra en los beneficios hedónicos del producto, como la satisfacción sensorial, la emoción y el placer de conducción del vehículo. El mensaje es puramente hedónico, a diferencia del descrito en el Escenario 3. El texto que se plantea es el siguiente:

Imagina que tu coche actual es demasiado antiguo y te está dando demasiados problemas, por esto, estás buscando uno nuevo. Un día, mientras navegas por redes sociales, te aparece un anuncio de un coche nuevo que encaja a la perfección con lo que estas buscando. El mensaje del anuncio es el siguiente: "Sé el dueño de la carretera: disfruta de cada kilómetro con su gran potencia y diseño elegante"

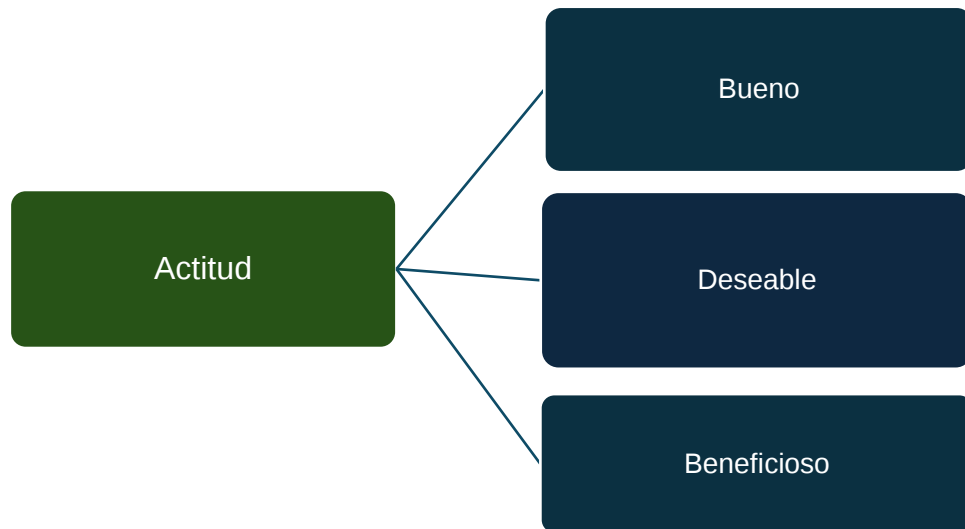
De acuerdo con los objetivos de la investigación y los escenarios previamente descritos en el estudio, por medio de cuestionarios *online*, se recoge información acerca de las variables que se describen seguidamente.

Variable 1_experiencia: se refiere a la experiencia previa con situaciones como la descrita en el escenario planteado.

Variable 2_frecuencia: indica el número de veces que los consumidores han experimentado la situación descrita en el escenario.

Variable 3_actitud: señala la actitud del consumidor acerca de las recomendaciones publicitarias basadas en algoritmos conforme a los tres adjetivos descritos en la figura 28.

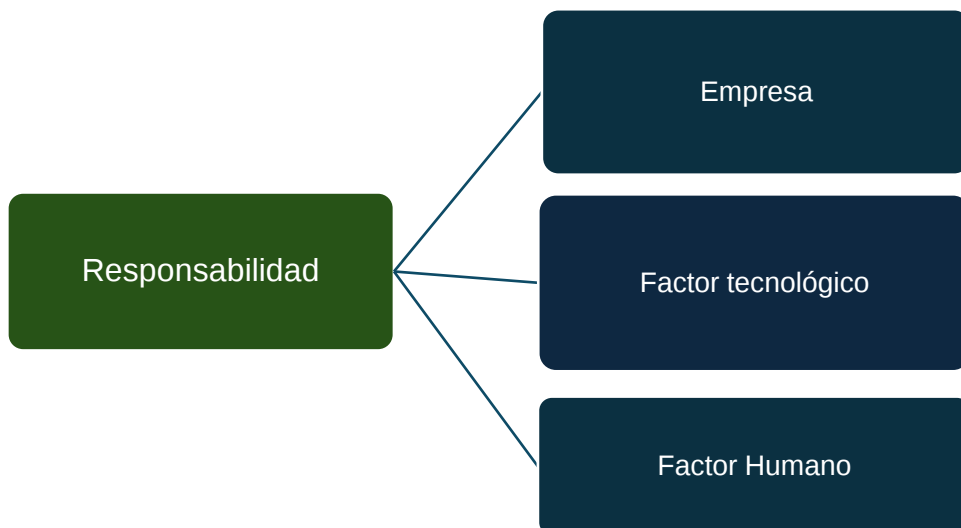
FIGURA 28: Actitud



Fuente: elaboración propia a partir de Ahluwalia, Burnkrant, & Unnava (2000) Swaminathan, Page, & Gürhan-Canli (2007)

Variable 4_responsabilidad: señala en qué medida el consumidor responsabiliza del acierto o del error en la recomendación publicitaria a la empresa, a su tecnología o al factor humano (Srinivasan & Gülen, 2021).

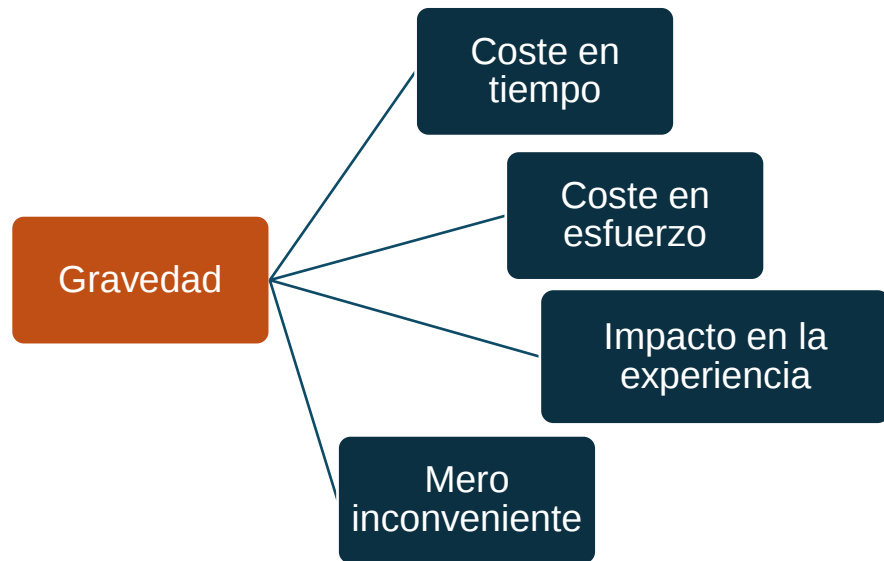
FIGURA 29: Responsabilidad



Fuente: elaboración propia a partir de Srinivasan & Gülen (2021)

Variable 5_gravedad: busca conocer el nivel de gravedad asociado a los errores en las recomendaciones publicitarias. En la figura 30 se explica esta variable.

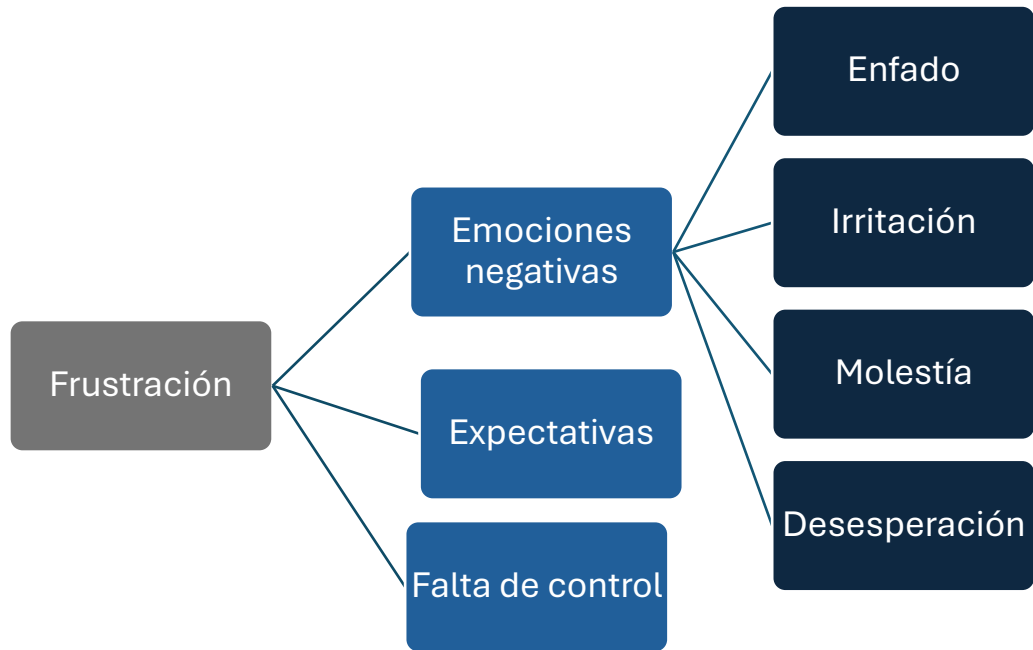
FIGURA 30: Gravedad



Fuente: elaboración propia a partir de Goodwin & Gremler (2001), Smith & Sparks (2009) y Zeithaml, Bitner, & Gremler (2018)

Variable 6_ frustración: se refiere al nivel de frustración ante los distintos problemas que pueden generar los fallos en los algoritmos de la forma que se detalla en la figura 31.

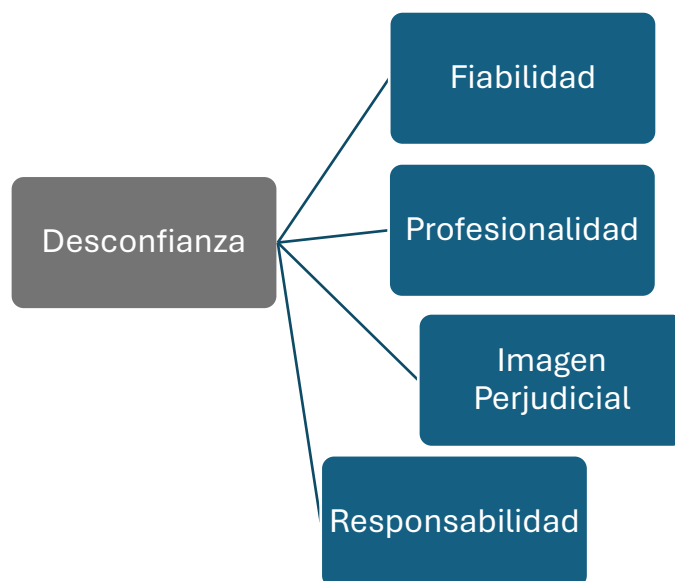
FIGURA 31: Frustración



Fuente: elaboración propia a partir de Watson, Clark, & Tellegen (1988), Smith & Bolton (2002), Bougie, Pieters, & Zeelenberg (2003), Lankton & Mcknight (2016) y Barreira, Kuster, & Ruiz-Mafé (2024)

Variable 7_desconfianza: alude al grado en que la confianza depositada en la empresa se ve afectada después fallos en sus sistemas de recomendación, tal y como se representa en la Figura 32.

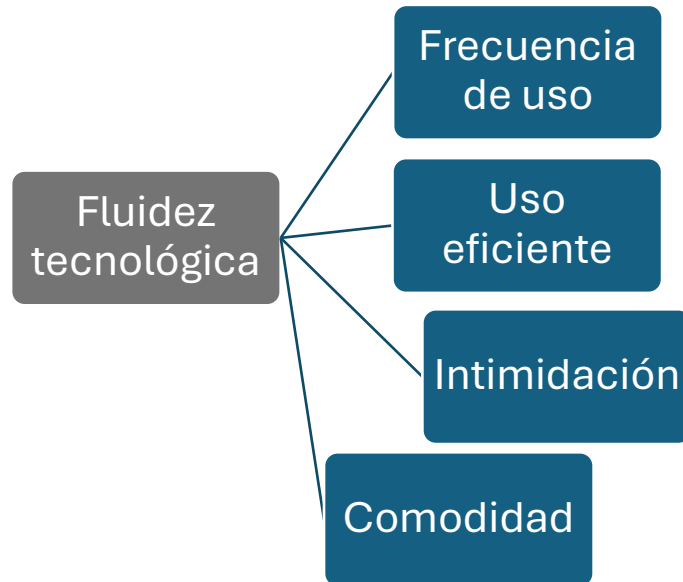
FIGURA 32: Desconfianza



Fuente: elaboración propia a partir de Aaker D. A. (1996), Chadhuri & Holbrook (2001), Smith & Sparks (2009) y Oh, Cha, & Kim (2023)

Variable 8_fluidez_tecnológica: esta variable permite clasificar a los individuos en función de su experiencia con la tecnología, recogida como indica la figura 33.

FIGURA 33: Fluidez Tecnológica



Fuente: elaboración propia en base a Parasuraman & Colby (2015)

La medida de las variables consideradas se ha basado en la literatura previa. En la siguiente tabla se especifican las escalas de medida empleadas y su fuente:

CUADRO 16: Medida de las variables de escala

Variable	Ítems	Fuente
3_actitud	Escala de diferencial semántico: malo/bueno, indeseable/deseable, dañino/beneficioso	Ahluwalia, Burnkrant, & Unnava, 2000; Swaminathan, Page, & Gürhan-Canli, 2007
4_responsabilidad	No es una variable compuesta por una escala de ítems, sino que mide la responsabilidad percibida por el usuario hacia los	Srinivasan & Gülen, 2021

	siguientes factores: empresa, tecnología y humano	
5_gravedad	Escala compuesta por 4 ítems: este tipo de publicidad me supone un coste en tiempo, este tipo de publicidad me supone un coste en esfuerzo, este tipo de publicidad no me causó mayor inconveniente y esta publicidad tiene un gran impacto en mi experiencia general con la empresa	Smith & Sparks, 2009; Goodwin & Gremler, 2001; Zeithaml, Bitner, & Gremler, 2018
6_frustración	Compuesta por seis ítems: este tipo de publicidad me causa enfado, este tipo de publicidad me irrita, este tipo de publicidad me molesta, este tipo de publicidad me desespera, la empresa no cumple con mis expectativas como usuario enviando esta publicidad y siento que no puedo hacer nada ante este tipo de publicidad	Smith & Bolton, 2002; Barreira, Kuster, & Ruiz-Mafé, 2024; Watson, Clark, & Tellegen, 1988; Lankton & Mcknight, 2016; Bougie, Pieters, & Zeelenberg, 2003
7_desconfianza	Compuesta por cuatro ítems: este tipo de publicidad me genera dudas acerca de la profesionalidad de la empresa, este tipo de publicidad afecta negativamente a mi percepción de fiabilidad de	Aaker D. A., 1996; Chadhuri & Holbrook, 2001; Smith & Sparks, 2009; Oh, Cha, & Kim, 2023

	la empresa, puedo confiar en que la marca actuará de manera responsable en todo momento y este tipo de publicidad perjudica significativamente mi visión de la empresa	
8_fluidez_tecnológica	Compuesta por cuatro ítems: realizo un uso frecuente de la tecnología, puedo utilizar la tecnología para realizar tareas cotidianas de manera eficiente, el uso eficiente de la tecnología no me intimida y me siento cómodo utilizando diferentes dispositivos digitales	Parasuraman & Colby, 2015

Fuente: elaboración propia a partir de las fuentes citadas

Para la recogida de la información acerca de estas variables y, dada la naturaleza exploratoria del estudio, se ha llevado a cabo un muestreo de conveniencia no habiéndose aplicado ningún criterio específico de inclusión en la muestra. A continuación, se describen los principales resultados obtenidos.

11.3. Resultados

La muestra utilizada estaba compuesta por 165 participantes distribuidos de forma equilibrada entre los cuatro escenarios considerados: escenario 1, que planteaba un error con mensaje utilitario, 42 encuestados; escenario 2, que planteaba un error con mensaje hedónico, 41 encuestados; escenario 3, que planteaba un acierto con mensaje utilitario, 41 encuestados; escenario 4 que planteaba un acierto con un mensaje hedónico, 41 encuestados.

Una vez recogida la información se editó la base resultante a fin de depurar la muestra. Este proceso llevó a eliminar 3 encuestas de los escenarios 1, 2 y 4 en las que se apreciaba inconsistencia en las respuestas. La base de datos final está formada por 162 personas.

El análisis de datos se llevó a cabo mediante el software SPSS. El 56,8% de la muestra son mujeres y el 43,2% son hombres (ver figura 34), lo que permite disponer de una muestra equilibrada en cuanto a género. La mayor parte de los encuestados tienen una edad comprendida entre los 18 y 34 años, siendo la distribución por edad la indicada en la figura 35.

FIGURA 34: Composición de la muestra según género

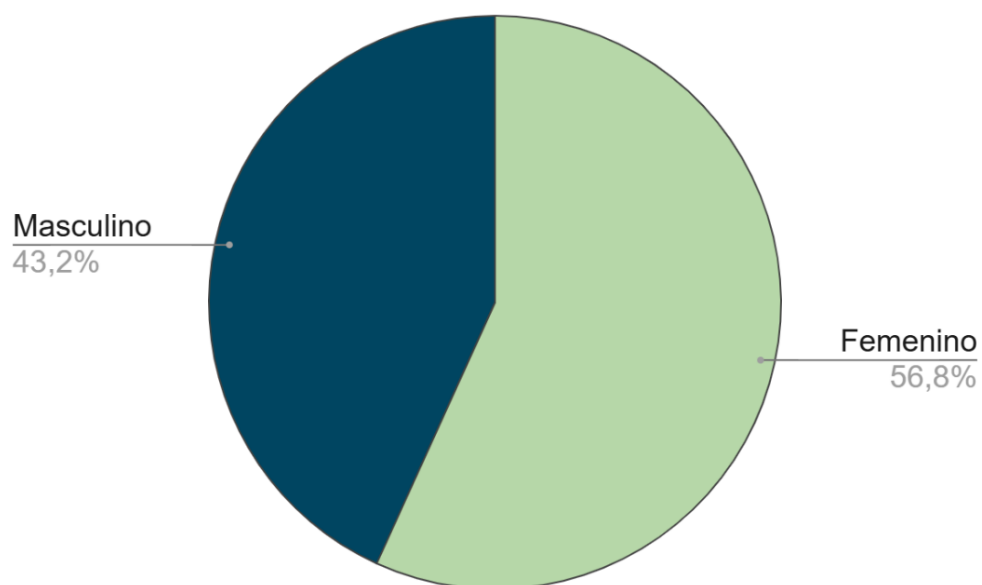
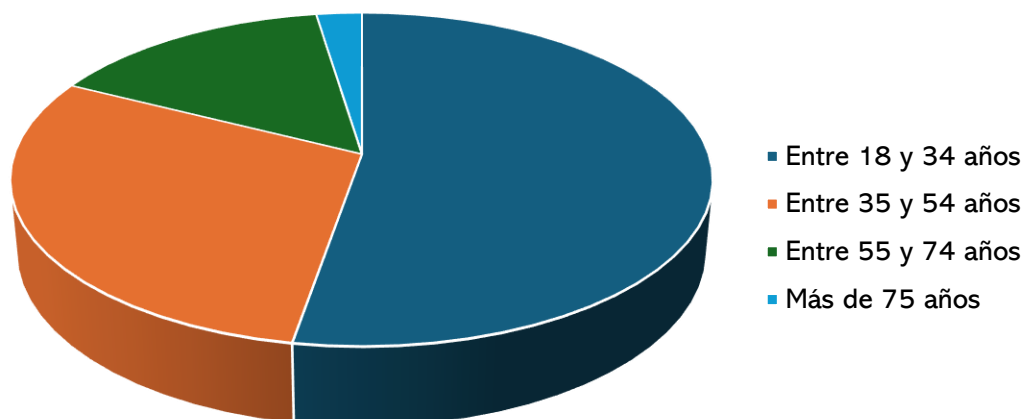


FIGURA 35: Composición de la muestra según edad



Para comprobar el acierto en la manipulación de las variables explicativas consideradas se llevaron a cabo las siguientes pruebas. En primer lugar, respecto a la variable mensaje se incluyó en el cuestionario una pregunta de investigación acerca del tipo de mensaje con dos posibles opciones de respuesta: el mensaje se centra en “destacar la utilidad y los beneficios prácticos del producto” o “en destacar una experiencia placentera y gratificante”. La frecuencia de la primera de las respuestas en el escenario hedónico es 1,20 %, frente al 97,56 % del escenario utilitario, lo que permite confirmar que la variable mensaje se manipuló de forma correcta.

En relación con la variable recomendación publicitaria, se incluyó en el cuestionario una pregunta dicotómica acerca de si se consideraba adecuado el mensaje publicitario para el perfil de persona descrito. El 97,53% de los encuestados estaban valoraban el mensaje como adecuado en los escenarios de acierto en los sistemas de recomendación, mientras ese porcentaje era del 2,41% en los escenarios de error en el sistema de recomendación. Estos resultados muestran el acierto en la manipulación de la variable recomendación.

A continuación, se analizarán los resultados teniendo en cuenta las preguntas de investigación planteadas. Así, por lo que se refiere a la variable **actitud general hacia los sistemas de recomendación.**, se revisó la consistencia interna de la escala de ítems que conforman la variable. El Alpha de Cronbach resultó un valor de 0,932 (ver Tabla A2), superior al mínimo recomendado de 0,7, por lo que se confirmó la consistencia interna de la escala empleada. Seguidamente se realizó una prueba ANOVA (análisis de la varianza) para dar respuesta a la primera pregunta de investigación **PI1a** acerca de si los errores en los algoritmos utilizados en publicidad digital personalizada pueden afectar a la variable actitud hacia los sistemas de recomendación. El resultado de esta prueba indica que **hay diferencias significativas en la actitud hacia los sistemas de recomendación publicitaria en función del escenario de acierto o de error** (p valor = 0,001) (ver Tabla A3). Así, si se estima la actitud como media de los ítems que conforman esta variable, se observa que la actitud media hacia los sistemas de recomendación en los escenarios de error es de 2,31, mientras que en los escenarios de acierto es de 4,33.

Con la finalidad de dar respuesta a la **PI2a** acerca de si existen diferencias en la actitud hacia los sistemas de recomendación publicitaria entre contenidos publicitarios hedónicos y contenidos publicitarios utilitarios, se han realizado dos Pruebas de Diferencia de

Medias, una para los escenarios de fallo publicitario y otro para los escenarios de acierto. Los resultados obtenidos para escenarios de fallo indican que sí **hay diferencias significativas en función del tipo mensaje utilizado** (p valor= 0,011) (ver Tabla A4). En concreto, la actitud es peor hacia mensajes publicitarios hedónicos (2,09 de media) que hacia mensajes utilitarios (2,53 de media) en caso de error. En cambio, **en los escenarios de acierto publicitario no hay diferencias significativas en función del tipo de mensaje** (p valor= 0,13) (ver Tabla A5). La media de la variable actitud para el mensaje hedónico es de 4,22 y para el mensaje utilitario es de 4,43.

La segunda variable objeto de análisis es la de **frustración originada por los errores de los sistemas de recomendación publicitaria**. Al igual que anteriormente, se comprueba la consistencia interna de la escala mediante el Alpha de Cronbach, resultando un valor de 0,938, superior al mínimo recomendado 0,7 (ver Tabla A6).

Una vez comprobada esta condición se calculó la media de los ítems que componen la variable frustración. Mediante una prueba ANOVA se concluyó que hay diferencias significativas entre los escenarios de error y acierto (p valor = 0,001) (ver Tabla A7). Por lo tanto, respecto a la **PI1b** que planteaba si **los errores en los sistemas de recomendación utilizados en publicidad digital personalizada afectan a la variable frustración, se puede concluir que, en efecto, así es**. El nivel de frustración es menor en los casos de acierto que en los casos de error, en concreto, la media del nivel de frustración en escenarios de error es de 2,98 mientras que en escenarios de acierto es de 1,62.

Respecto a la siguiente pregunta de investigación **PI2b**, acerca de la existencia de diferencias en el nivel de frustración hacia los algoritmos de recomendación publicitaria entre contenidos publicitarios hedónicos y contenidos publicitarios utilitarios, se realizan dos Pruebas de Diferencia de Medias, primero para escenarios de error publicitario donde se muestran diferencias significativas en función del tipo de mensaje (p valor = 0,001) (ver Tabla A8). **El nivel de frustración es menor en el caso de mensajes utilitarios en escenarios de error**, la media de frustración para estos mensajes utilitarios es de 2,27 frente a la de los anuncios con mensajes hedónicos que es de 3,69.

En segundo lugar, se analizan los **escenarios de acierto, no apreciándose en este caso diferencias significativas en función del tipo de mensaje** (p valor = 0,234) (ver Tabla

A9). En concreto, la frustración en caso de acierto hacia mensajes publicitarios hedónicos tiene una media 1,69 y la frustración hacia mensajes utilitarios tiene una media de 1,56.

La siguiente variable objeto de análisis fue la variable **gravedad**. De igual forma que en los casos anteriores, se comprobó la consistencia interna de su escala de medida mediante el Alpha de Cronbach, resultando un valor de 0,799 (ver Tabla A10), por encima del mínimo recomendado 0,7.

Una vez confirmada esta condición se realizó una Prueba ANOVA para dar respuesta a la pregunta de investigación **PI1c** acerca de si los errores en los algoritmos utilizados en publicidad digital personalizada afectan a la variable gravedad percibida. Los resultados obtenidos llevan a concluir que **existen diferencias significativas entre los escenarios de acierto y los de error** (p valor = 0,001) (ver Tabla A11). Los errores publicitarios hacen que este tipo de sistemas de recomendación se perciban con un mayor nivel de gravedad para la experiencia del usuario; de media el nivel de gravedad en escenarios de error es 2,73, mientras que la media en caso de acierto es de 1,69.

Para dar respuesta a la siguiente pregunta de investigación **PI2c**, acerca de si existen diferencias respecto a la comprensión de la gravedad percibida sobre estos algoritmos de recomendación publicitaria entre contenidos publicitarios hedónicos y contenidos publicitarios utilitarios, se realizan dos Pruebas de Diferencia de Medias. **Los resultados de estas pruebas indican que se presentan diferencias significativas en los escenarios de error** (p valor=0,001) (ver Tabla A12); **siendo los mensajes utilitarios los que plantean un menor nivel de gravedad**, 2,35 de media, frente a la media de los mensajes hedónicos 3,12. En los **escenarios de acierto no se aprecian diferencias significativas en función del mensaje utilizado** (p valor = 0,727) (ver Tabla A13). La media de este escenario para el mensaje utilitario es de 1,67 y la del mensaje hedónico es de 1,70.

A continuación, se analizó la variable **responsabilidad**, que hace referencia al agente (tecnológico, humano o empresa) al que los encuestados culpan del fallo o del acierto. Mediante una prueba ANOVA se verifica si hay diferencias significativas entre las valoraciones de la muestra en los distintos escenarios, para dar respuesta a la pregunta de investigación **PI1d** que busca conocer si los errores en los algoritmos utilizados en publicidad digital personalizada afectan a la variable responsabilidad. **El análisis confirma que hay diferencias significativas respecto a la responsabilidad que tiene**

el factor tecnología (p valor = 0,001) **y el factor empresa** (p valor = 0,004) **entre los distintos escenarios de acierto y error** (ver Tabla A14). Sin embargo, **no hay diferencias significativas para la valoración del factor humano** (p valor = 0,693). El factor al que mayor responsabilidad se atribuye es el factor empresa con una media de responsabilidad de 3,83.

Respecto a la pregunta de investigación **PI2d** acerca de la existencia de diferencias en la responsabilidad percibida hacia los factores tecnología, empresa y humano entre contenidos publicitarios hedónicos y contenidos publicitarios utilitarios, **se aprecian diferencias significativas en el factor tecnología** (p valor = 0,001) **y en el factor empresa** (p valor = 0,001) **en los escenarios de error**. El resultado destaca que en el escenario del fallo la media del factor empresa es más alta con el mensaje hedónico (4,15 de media) que con el mensaje utilitario (3,51 de media) (ver Tabla A15). En los **escenarios de acierto no se aprecian diferencias significativas en función del mensaje utilizado** (ver Tabla A16).

Finalmente, en lo que se refiere a la variable **desconfianza**, el Alpha de Cronbach presenta un resultado de 0,88 (ver Tabla A17), por lo que se puede afirmar que la escala tiene consistencia interna. Seguidamente, se contesta a la pregunta de investigación **PI1e** acerca de si el nivel de desconfianza por parte del consumidor hacia la empresa anunciante se ve afectado por estos fallos en publicidad digital. Para ello, se realiza una prueba ANOVA que concluye que **hay diferencias significativas entre los escenarios de acierto y de fallo publicitario** (p valor = 0,001) (ver Tabla A18). Se destaca que **se producen mayores niveles de desconfianza en las situaciones de fallo** (nivel medio de desconfianza 2,95) que en las de acierto (nivel medio de desconfianza 1,71).

Considerando diferencias en los tipos de mensajes publicitarios utilizados, tal y como se plantea en la **PI2e**, se lleva a cabo un Test de Diferencia de Medias. Esta prueba determina que **hay diferencias significativas respecto al tipo mensaje en escenarios de error publicitario** (p valor = 0,01) (ver Tabla A19). El nivel de desconfianza en situaciones de fallo de las recomendaciones es mayor en anuncios con mensajes publicitarios hedónicos (3,55 de media) que en anuncios con mensajes utilitarios (2,35 de media). Por otro lado, **en las situaciones de acierto no se observan diferencias significativas en función del tipo de mensaje respecto a la variable desconfianza** (p valor = 0,399) (ver Tabla A20). La media de este escenario para el mensaje utilitario es de 1,65 y la del mensaje hedónico es de 1,7.

12. Conclusiones

En este apartado se presentan las aportaciones más importantes del trabajo realizado, desde las conclusiones de la revisión sistemática de la literatura sobre IA y marketing, hasta la posterior investigación y los resultados obtenidos (subapartado 12.1). Además, se describen las implicaciones teóricas y prácticas que se derivan de los resultados de la investigación empírica realizada (subapartado 12.2) y, por último, se analizan las posibles limitaciones que pueden haber influido en los resultados y se plantean líneas de investigación futuras (subapartado 12.3).

12.1 Hallazgos principales

La presente investigación evidencia el papel de la IA en la comercialización de productos y en el conocimiento de los mercados, lo que explica su creciente adopción y el aumento de la inversión en este tipo de tecnología por parte de las empresas. De manera especial, en la revisión de la literatura llevada a cabo se muestra el amplio rango de aplicaciones que tiene esta tecnología en la dinámica empresarial actual y su impacto en la sociedad. Detrás de la aplicación de esta tecnología se encuentra un incremento de la productividad que facilita el trabajo de las personas. Más en concreto, la investigación explora cómo la IA está afectando al marketing en cualquiera de sus funciones y etapas, ya sea en la investigación, en la estrategia o en la acción comercial. Además, también explora su influencia en el marketing operativo y, por tanto, las distintas implicaciones de la IA en las variables precio, comunicación, distribución y producto. En la variable precio, la IA facilita la implementación de los precios dinámicos, logrando así un mejor ajuste de precios en función de la información disponible. En la comunicación, la IA permite la producción de una mayor cantidad de contenidos sin un consumo excesivo de recursos y reduciendo la saturación publicitaria mediante un enfoque de la comunicación hacia un contenido orgánico. En la variable distribución, destacan las mejoras que esta tecnología trae en la experiencia del cliente, facilitando la posibilidad de prueba y las compras sin fricciones en un entorno de tiendas orientadas a la experiencia *phygital*. En la variable producto, la IA contribuye tanto al desarrollo de nuevos productos como a mejorar el diseño de los productos presentes, jugando también un papel crucial en el diseño de estrategias de personalización.

En cuanto a las contribuciones teóricas, el trabajo aborda las diversas clasificaciones de la IA. Sitúa el inicio de esta rama de conocimiento en la mitad del siglo pasado y muestra que desde 2016 está despertando un notable interés en el mundo académico, convirtiéndose en uno de los temas principales en la literatura sobre gestión empresarial.

Asimismo, a lo largo del trabajo se exploran distintas consideraciones y desafíos éticos derivados de la aplicación de esta tecnología. En concreto, se mencionan las tensiones relacionadas con la discriminación algorítmica, las amenazas a la seguridad, la naturaleza de caja negra de estos sistemas o la vulneración de la privacidad debido a la gran necesidad de información de estos sistemas. Por esta razón, se están desarrollando por parte de las autoridades responsables iniciativas para la regulación del uso de la IA por las empresas. En el presente trabajo se lleva a cabo una síntesis de este marco normativo, así como de consideraciones relativas a la ética en el uso de la IA.

El estudio de la importancia de la IA en la dinámica empresarial y en el marketing ha llevado al análisis de su influencia sobre la experiencia del cliente. En esta parte del trabajo se explora la reciente humanización de los sistemas de IA y la interacción cliente-empresa. Además, se introduce el tema de los fallos en los algoritmos de IA utilizados para personalizar contenidos, aspecto que conduce a proponer y desarrollar una investigación específica sobre esta cuestión.

La investigación llevada a cabo permite analizar el impacto de errores en las recomendaciones publicitarias fruto de la aplicación de algoritmos de IA. Además, se estudia el posible efecto de la naturaleza, utilitaria o hedónica, del mensaje empleado. Las preguntas de investigación que resultan de los objetivos planteados se resuelven por medio de un diseño experimental intersujetos de tipo 2 (mensaje: hedónico/utilitario) $\times$ 2 (recomendación publicitaria: errónea/ acertada). Los resultados, obtenidos por medio de un cuestionario *online* realizado a una muestra de 162 personas, indican que en situaciones donde la publicidad falla la desconfianza, frustración y gravedad aumentan, al tiempo que empeora la actitud de los usuarios, afectando así a la experiencia del consumidor. Estos efectos son especialmente intensos en el caso de recomendaciones publicitarias basadas en mensajes hedónicos. Además, los fallos en los algoritmos se atribuyen a la tecnología y a la empresa, siendo la responsabilidad atribuida a esta última mayor en el caso de mensajes de naturaleza hedónica.

12.2 Implicaciones

En cuanto a las implicaciones académicas, los resultados de la investigación empírica evidencian el efecto de los errores en los sistemas de recomendación basados en algoritmos de IA sobre variables clave de la experiencia de los clientes, en particular, la actitud, la responsabilidad, la gravedad, frustración y desconfianza percibidas. Estos resultados complementan investigaciones previas acerca de la producción y distribución de contenido publicitario erróneo y su efecto en la experiencia. Así, la investigación realizada evidencia que el impacto detectado en la literatura previa sobre la variable confianza (Balaji, Jha, Sengupta, & Krishnan, 2018) se puede hacer extensivo a otras variables vinculadas con el comportamiento de los consumidores.

Asimismo, se indica la importancia de profundizar en las diferencias entre las distintas fuentes de error, tecnología, empresa y error humano. Resulta además de especial interés la diferenciación de la naturaleza hedónica o utilitaria de los mensajes a la hora de explicar su influencia sobre la experiencia del cliente. Este resultado puede relacionarse con otros estudios previos, como el de Casado y Sánchez, que utilizando técnicas de neuroimagen observaron que los *banners* con un carácter hedónico implican una mayor actividad cerebral relacionada con la selección de información relevante que los *banners* de carácter utilitario (Casado-Aranda & Sánchez-Fernández, 2021). Cabe pensar entonces que los escenarios de error que usan mensajes utilitarios pueden captar la atención del usuario en menor medida y, por tanto, generar así menores niveles de desconfianza, frustración y gravedad. Otros estudios también siguen la misma línea del anterior, concluyendo que los mensajes hedónicos buscan evocar respuestas de manera más efectiva y, por lo tanto, provocan una mayor atención y retención del contenido publicitario (Acuña Pontigo & Ortiz-Dávila, 2023). Esto implica que los errores en los mensajes utilitarios pueden pasarse por alto más fácilmente que los errores publicitarios en mensajes de carácter hedónico que captan una mayor atención en el usuario y, por lo tanto, afectan en mayor medida a la experiencia del cliente. Además, los escenarios plantean la aparición del anuncio en redes sociales, asociadas a menudo con situaciones de búsqueda de entretenimiento *online*, en las que la saturación publicitaria puede llevar a una menor tolerancia al error, especialmente en mensajes que se supone incorporan elementos de diversión.

Desde un punto de vista aplicado, en un entorno de crecimiento de la aplicación de la IA a la publicidad, esta investigación muestra el riesgo asociado a su uso en la personalización de las campañas publicitarias. En particular, se indica el posible efecto negativo de mensajes erróneos que se manifiesta de forma especial ante contenidos de naturaleza hedónica. Por tanto, aquellos contenidos personalizados que apelen al disfrute y la diversión requieren de un alto nivel de seguridad en los datos manejados y en la comprensión de patrones complejos del comportamiento de compra. En cambio, los mensajes de naturaleza utilitaria parecen más adecuados para situaciones en que se promuevan mensajes y creatividades hipersegmentadas que traten de alcanzar audiencias muy específicas en momentos clave de su viaje de compra.

12.3 Limitaciones y líneas de investigación futuras

En el análisis de estos resultados debe tenerse en cuenta que el diseño propuesto considera escenarios que tienen la misma base, una supuesta interacción cliente-empresa mediante una recomendación de contenido publicitario acertada o errónea en redes sociales. Se trata de una interacción proactiva (la empresa anunciante toma la iniciativa de la interacción), solitaria (el usuario no experimenta ninguna influencia directa de otras personas) y de baja intimidad (el usuario no experimenta cercanía en el proceso de interacción). En una situación real es posible que sea el propio usuario quien tome la iniciativa de buscar información, que ésta se base en el comportamiento anterior del cliente y que otras influencias (de tipo social o comercial) afecten a su respuesta y, por tanto, a la optimización de las estrategias publicitarias. Tendría mucho interés poder realizar un experimento con datos reales, y no simulados, para poder incorporar diferentes situaciones de interacción empresa-cliente.

El experimento realizado es de naturaleza exploratoria por lo que se ha basado en una muestra de conveniencia. Sería necesario poder replicar el estudio con otros estímulos y otro tipo de muestra.

El análisis realizado presenta el efecto directo de las variables contempladas en los objetivos de la investigación, tendría igualmente interés valorar efectos interacción, así como la influencia de posibles variables de control.

Bibliografía

- Aaker, D. A. (1996). *Building Strong Brands*. Free Press.
- Aaker, D., & McLoughlin, D. (2010). *Strategic Market Management*. John Wiley & Sons.
- Aastha, J., Kuldeep, S., & Preeti, J. (2024). Understanding the impact of artificial intelligence and robotics in the tourism and hospitality industry through customer experience: A systematic literature review. In *Impact of AI and Tech-Driven Solutions in Hospitality and Tourism* (pp. 329-350). India.
- Abeza, G., O'Reilly, N., Finch, D., Séguin, B., & Nadeau, J. (2018). El papel de las redes sociales en la co-creación de valor en el marketing relacional: un estudio multidominio. *Revista de marketing Estratégico*, 472-493.
- Acuña Pontigo, O., & Ortiz-Dávila, D. (2023). El poder del anuncio publicitario y el diseño de las emociones: análisis diferencial semántico. *Cuadernos del Centro de Estudios de Diseño y Comunicación*.
- Agrawal, A. K., Gans, J. S., & Goldfarb, A. (2018). Exploring the impact of artificial intelligence. *National Bureau of Economic Research*, 3-18.
- Ahluwalia, R., Burnkrant, R., & Unnava, H. (2000). Consumer response to negative publicity: The moderating role of commitment. *Journal of Marketing Research*, 2003-214.
- Ahumada, J. (2023). Las consecuencias del desarrollo de la inteligencia artificial ante las transformaciones del mercado de trabajo y la creación de empleo. *Laborem*, 21-50.
- Alonso, C., Kothari, S., & Rehman, S. (2020). How Artificial Intelligence Could Widen the Gap Between Rich and Poor Nations. *FMI BLOG*.
- Altuve, N. (2019). Los 20 mejores ejemplos de uso de inteligencia artificial para experiencias en retail. *Transformación digital con Impacto en Resultados*.
- Amazon. (2024, 7 24). Retrieved from <https://www.amazon.com/-/es/Sprite-Cherry-Botellas-paquete-l%C3%ADquidas/dp/B08SW88HKY>
- Artos, C. T. (2022). Afectación de la privacidad por el uso de marketing en redes sociales.
- Babin, Darden, & Griffin. (1994). "Hedonic and Utilitarian Motivations for Online Retail Shopping Behavior". *Journal of Bussiness Research*.

- Balaji, M., Jha, S., Sengupta, A., & Krishnan, B. (2018). Recovery satisfaction and service loyalty: Insights from delighting customers after service failure. *Journal of Business Research*, 125-136.
- Barari, M., Casper Ferm, L.-E., Quach, S., Thaichon, P., & Ngo, L. (2024). The dark side of artificial intelligence in marketing: meta-analytics review. *Marketing Intelligence and Planning*.
- Barreira, Á., Kuster, I., & Ruiz-Mafé, C. (2024). Compromiso negativo con el cliente y odio a la marca en los usuarios de marcas de deportes de nieve extremos. *Mejorar la calidad del servicio y el compromiso del cliente con la inteligencia de marketing*, 114-142.
- Beatson, A., Roy, R., & Finsterwalder, J. (2021). *Dealing with intrusive ads: A study of which functionalities help consumers feel agency*. Queensland University of Technology Business School.
- Belanche , D., Casaló, L., Schepers, J., & Flavián, C. (2021). Examinando los efectos de la apariencia física, la calidez y la competencia de los robots en los servicios de primera línea: el modelo Humanidad-Valor-Lealtad. *Psychology & Marketing*, 2357-2376.
- Bentley, S., Naughtin, C., McGrath, M., & Irons, J. (2024). The digital divide in action: how experiences of digital technology shape future relationships with artificial intelligence. *AI and Ethics*.
- Bhagat, R., Chauhan, V., & Bhagat, P. (2023). Investigating the impact of artificial intelligence on consumer's purchase intention in e-retailing. *Journal of service Marketing*.
- Bhattaru, S., Goli, M., Swetha, T., & Soujanya, R. (2024). Customer Service 2.0: The Influence of Chatbots and AI Solutions. *MATEC Web of Conferences* 392.
- Bluvstein, S., Zhao, X., Barasch, A., & Schroeder, J. (2024). Imperfectly Human: The Humanizing Potential of (Corrected) Errors in Text-Based Communication. *Journal of the Association for Consumer Research*, 332-343.
- Bougie, R., Pieters, R., & Zeelenberg, M. (2003). Angry customers don't come back, they get back: The role of negative emotions in the purchase behavior of angry customers. *Journal of Academy of Marketing Science*, 377-393.
- Brooks, R. (2014). Más robots no significarán menos empleados. *Harvard Bussiness Review*.

- Brundage, M., Avin, S., Clark, J., Toner, H., Eckersley, P., Garfinkel, B., & Amodei, D. (2018). The Malicious Use of Artificial Intelligence: Forecasting, Prevention, and Mitigation. *arXiv preprint arXiv*.
- Buttle, F., & Maklan, S. (2012). "*Customer Relationship Management: Concept, Strategy, and Tools*".
- Buxmann, P., & Gebauer, J. (1999). Evaluating the use of information technology in inter-organizational relationships. *Hawaii Conference on Systems Sciences*. Hawaii.
- Carpintero, I. (2024, 08 21). *La Vanguardia*. Retrieved from La Vanguardia: <https://www.lavanguardia.com/andro4all/instagram/cuenta-bloqueada-en-instagram-como-recuperarla-y-por-que-puede-pasar>
- Casado-Aranda, L.-A., & Sánchez-Fernández, J. (2021). ¿Puede el neuromarketing ayudar a mejorar el diseño de la web de compra? Un estudio neurocientífico sobre entornos de compra hedónicos y utilitarios. *Revista de Marketing y Publicidad*.
- Castelo, N., Bos, M., & Lehmann, D. (2019). Task-Dependent Algorithm Aversion. *Journal of Marketing Research*.
- Chadhuri, A., & Holbrook, M. (2001). The Chain of Effects from Brand Trust and Brand Affect to Brand Performance: The Role of Brand Loyalty. *Journal of Marketing*, 81-93.
- Chandra, S., Verma, S., Marc Lim, W., Kumar, S., & Donthu, N. (2022). Personalization in personalized marketing: Trends and ways forward. *Psychology & Marketing*, 1529-1562.
- Chen, C. (2024). How consumers respond to service failures caused by algorithmic mistakes: The role of algorithmic interpretability. *Journal of Business Research*.
- Chui, M., Manyika, J., Miremadi, M., Henke, N., Chung, R., Nel, P., & Malhotra, S. (2018). Notas desde la frontera de la IA: aplicaciones y valor del aprendizaje profundo. *Documento de debate del Instituto Global McKinsey*.
- Comisión Europea. (2024). *Configurar el futuro digital de Europa- Ley de IA*. Retrieved from Configurar el futuro digital de Europa- Ley de IA: <https://digital-strategy.ec.europa.eu/es/policies/regulatory-framework-ai>
- Cooper, R. (2023). La revolución de la IA en el desarrollo de nuevos productos. *IEEE Engineering Management Review*, 465-482.

- Cooper, R. (2024). La transformación de la IA en la innovación de productos. *Gerencia del Mercado Industrial*, 62-74.
- Corvalán, J. (2018). Inteligencia artificial: retos, desafíos y oportunidades-Prometea: la primera inteligencia artificial de Latinoamérica al servicio de la Justicia. *Revista de Investigações Constitucionais*, 295-316.
- Council of Europe. (1981). *Convention 108 and Protocols*. Retrieved from Convention 108 and Protocols: <https://www.coe.int/es/web/data-protection/convention108-and-protocol>
- Creynen, W., Matthyssens, P., & Van Bockhaven, W. (2017). Boosting servitization through digitization: Pathways and dynamic resource configurations for manufacturers. *Industrial Marketing Management*, 42-53.
- Crolic, C., Thomaz, F., Hadi, R., & Stephen, A. (2021). Blame the Bot: Anthropomorphism and Anger in Customer–Chatbot Interactions. *Journal of Marketing*.
- Davenport, T., Guha, A., Grewal, D., & Bressgott, T. (2020). How artificial intelligence will change the future of marketing. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 24-42.
- Day, R. (1980). Consumer complaint behavior: A research agenda. *Advances in Consumer Research*, 1-6.
- De Mauro, A., Sestino, A., & Bacconi, A. (2022). Machine learning y uso de la inteligencia artificial en marketing: una taxonomía general. *Revista Italiana de Marketing*, 439-457.
- Dietvorst, B. J., Simmons, J. P., & Massey, C. (2018). Superar la aversión a los algoritmos: Las personas usarán algoritmos imperfectos si pueden modificarlos (aunque sea ligeramente). *Management SCIENCE*, 64.
- Dowling, G. R. (2004). *The Art and Science of Marketing*. Oxford Academic.
- Drew. (2023, 3 24). ¿Qué es una compra transaccional? Retrieved from ¿Qué es una compra transaccional?: <https://blog.wearedrew.co/concepts/que-es-una-compra-transaccional>
- Duani, N., Barasch, A., & Morwitz, V. (2024). Demographic Pricing in the Digital Age: Assessing Fairness Perceptions in Algorithmic versus Human-Based Price Discrimination. *Journal of the Association for Consumer Research*, 257-268.
- Dwyer, F. R., Schurr, P., & Oh, S. (1987). Developing Buyer-Seller Relationships. *Journal of Marketing*.

- EarthWeb. (2024). Retrieved from How much data is created every day?:
<https://earthweb.com/es/how-much-data-is-created-every-day/>
- Ejsmont, K. (2021). The impact of industry 4.0 on employees: insights from Australia. *Sustainability*, 30-95.
- Estado, A. E. (2018, 12 06). *Ley Orgánica 3/2018, de 5 de diciembre, de Protección de Datos Personales y garantía de los derechos digitales*. Retrieved from Ley Orgánica 3/2018, de 5 de diciembre, de Protección de Datos Personales y garantía de los derechos digitales.: <https://www.boe.es/buscar/act.php?id=BOE-A-2018-16673>
- Europeo, P. (2016, 4 27). *REGLAMENTO (UE) 2016/679 DEL PARLAMENTO EUROPEO Y DEL CONSEJO* . Retrieved from REGLAMENTO (UE) 2016/679 DEL PARLAMENTO EUROPEO Y DEL CONSEJO :
<https://www.boe.es/doue/2016/119/L00001-00088.pdf>
- Eurostat. (2024, 08 06). *Eurostat Database*. Retrieved from
<https://ec.europa.eu/eurostat/web/main/data/database>:
<https://ec.europa.eu/eurostat/web/main/data/database>
- Fernández, F. J. (2023). Revolucionando la política: El papel. *Más Poder Local*, 146-151.
- Fernández, R. (2024). *Tamaño del mercado de la inteligencia artificial (IA) a nivel mundial de 2021 a 2030, por segmento*. Retrieved from Tamaño del mercado de la inteligencia artificial (IA) a nivel mundial de 2021 a 2030, por segmento:
<https://es.statista.com/estadisticas/1464287/inteligencia-artificial-valor-de-mercado-mundial-por-segmento/>
- Fernández, R. T. (2024, Marzo). *Retos del mercado laboral español*. Retrieved from
<https://www.funcas.es>: <https://www.funcas.es/articulos/retos-del-mercado-laboral-espanol/>
- Floridi, L., & Cowls, J. (2019). "A Unified Framework of Five Principles for AI in Society". *Harvard Data Science Review*.
- Fournier, S. (1998). Consumers and Their Brands: Developing Relationship Theory in Consumer Research. *Journal of Consumer Research*, 343-373.
- Gallardo, R., Alvarado, H., & Aguayo, E. (2012). THE VIGNETTE TECHNIQUE AND ITS APPLICATION TO NURSING RESEARCH. *Ciencia y enfermería*.
- Goldman Sachs. (2023). *Generative AI could raise global GDP by 7%*.

- Gómez Salado, M. Á. (2018). La cotización de los robots para salvar el actual estado de bienestar. *Revista Internacional y Comparada de Relaciones laborales y derecho del empleo*.
- Gonzalez Marin, N., Guiracocha Arriciaga, R., Cueva Estrada, J., & Sumba, N. (2024). El marketing de influencias y su efecto en la decisión de compra de los clientes en el sector de la moda y la belleza en el Ecuador. *Revista Interdisciplinar de Estudios de Comunicación y Ciencias Sociales*.
- Goodfellow, I. B. (2016). Deep Learning. . MIT Press.
- Goodwin, C., & Gremler, D. (2001). Customer experience service. *Journal of Service Research*, 57-66.
- Grewal, D., & Levy, M. (2009). "The Role of Human Interaction in the Digital Shopping Experience". *Journal of Retailing*.
- Grewal, D., Roggeveen, A., & Nordfält, J. (2017). The Future of Retailing. *Journal of Retailing*, 1-6.
- Gupta, P., Ding, B., Guan, C., & Ding, D. (2024). Generative AI: A systematic review using topic modelling techniques. *Data and Information Management*.
- Hair, J., Bush, R., & Ortinau, D. (2004). *Investigación de mercados en un ambiente de información cambiante (3ra ed.)*. McGraw-Hill.
- Hammett, E. (2019). The ethics of algorithms and the risk of getting wrong. *Marketing Week*.
- Helm, S., Kim, S., & Riper, S. (2020). Navigating the retail apocalypse: A framework of consumer evaluations of the new retail landscape. *Journal of Retailing and Consumer Services*.
- Hermann, E., & Puntoni, S. (2024). Artificial intelligence and consumer behavior: From predictive to generative AI. *Journal of Business Research*.
- Hien Nguyen, N., Ganix, L., & Iriarte, I. (2022). Human- centred design in industry 4.0: case study review and opportunities for future research. *Journal of Intelligent Manufacturing*, 35-76.
- Hill, T. (2020). Blame It on the Self-Driving Car: How Autonomous Vehicles Can Alter Consumer Morality. *Journal of Consumer Research*.
- Hinton, G. (2024, 6 13). Los sistemas de inteligencia artificial ya pueden engañar, serán mejores que nosotros. (I. Telecinco, Interviewer)

- Holloway, B., & Beatty, S. (2008). Satisfiers and Dissatisfiers in the Online Environment: A Critical Incident Assessment. *Journal of Service Research*, 347-364.
- Hu, S., Lin, K., Liu, B., & Wang, H. (2024). Does robotization improve the skill structure? The role of job displacement and structural transformation. *Applied Economics*, 3415-3430.
- Huang, M. H., & Rust, R. T. (2021). A strategic framework for artificial intelligence in marketing. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 30-50.
- Huang, M., & Rust, R. (2024). Generative AI in innovation and marketing processes: A roadmap of opportunities and challenges. *Journal of the Academy of Marketing Science*.
- Huang, M.-H., & Rust, R. (2021). A Framework for Collaborative Artificial Intelligence in Marketing. *Journal of Retailing*.
- IBM y Morning Consult. (2023). *IBM Global AI Adoption Index – Enterprise Report* .
- InfoAdex. (2024). *Estudio InfoAdex de la Inversión Publicitaria en España*. Madrid.
- Inlocs Robotics. (2021, Marzo 3). <https://inlocrobotics.com>. Retrieved from <https://inlocrobotics.com/es/blog/>: <https://inlocrobotics.com/es/evolucion-de-la-inteligencia-artificial/>
- Inman, J., Meyer, R., Schweidel, D. A., & Srinivasan, R. (2024). Do great powers come with great responsibility? Opportunities and tensions of new technologies in marketing. *International Journal of Research in Marketing*, 18-23.
- Jackson, J. (2022, 12 5). *Wires Negocio*. Retrieved from Wires Negocio: <https://www.wired.com/story/tesla-vacancies-staff-shortage-berlin/>
- Johnson, A. (2023). *Which Jobs Will AI Replace? These 4 Industries Will Be Heavily Impacted*. Forbes.
- Junhai, W., & Yiman, Z. (2021). Using cloud computing platform of 6G IoT in e-commerce personalized recommendation. *International Journal of System Assurance Engineering and Management*, 654-666.
- Kakhi, K., Alizadehsani, R., Kabir, H., Khosravi, A., Nahavandi, S., & Acharya, U. (2022). The internet of medical things and artificial intelligence: trends, challenges and opportunities. *Biocybernetics and Biomedical Engineering*, 749-771.

- Kaplan, A., & Haenlein, M. (2019). Siri, Siri, in my hand: Who's the fairest in the land? On the interpretations, illustrations, and implications of artificial intelligence. *Business Horizons*, 15-25.
- Khang, A., Abdullayev, V., Hahanov, V., & Shah, V. (2024). *Advanced IoT Technologies and Applications in the Industry 4.0 Digital Economy*. Prensa CRC.
- Kim, T., Lee, H., & Duhachek, A. (2022). AI increases unethical consumer behavior due to reduced anticipatory guilt. *Journal of the Academy of Marketing Science*.
- Kotler, P., Kartajaya, H., & Setiawan, I. (2021). *Marketing 5.0: Technology for Humanity*. Wiley.
- Kotler, P., & Armstrong, G. (2022). *Principles of Marketing*. Pearson.
- Kotler, P., & Keller, K. (2016). *Marketing Management*. Pearson.
- Kreiss, S., & McGregor, M. (2018). Technology Firms Shape Political Communication: The Work of Microsoft, Facebook, Twitter, and Google With Campaigns During the 2016 U.S. Presidential Cycle. *Political Communication*, 155-177.
- Kumar, V., & Reinartz, W. (2018). *Customer Relationship Management. Concept, Strategy and Tools. Third Edition*. Springer.
- Kwortnik, R., & Thompson, G. (2009). Unifying service marketing and operations with service experience management. *Journal of Service Research*, 389-406.
- Lambrecht, A., & Tucker, C. (2021). Algorithm-Based Advertising: Unintended Effects and the Tricky Business of Mitigating Adverse Outcomes. *NIM Marketing Intelligence Review*.
- Lankton, N., & Mcknight, H. (2016). Using expectation disconfirmation theory to predict technology trust and usage continuance intentions. *International Journal of Human- Computer Studies*, 183-206.
- Lefkeli, D., Karatas, M., & Gürhan-Canli, Z. (2024). Sharing information with AI (versus human) impairs brand trust: The role of audience size inferences and sense of exploitation. *International Journal of Research in Marketing*, 138-155.
- Lens, F. (2024, Junio 7). *Cómo Google Analytics 4 utiliza la IA. Predicción y modelización*. Retrieved from *Cómo Google Analytics 4 utiliza la IA. Predicción y modelización*: <https://roianalytics.agency/google-analytics-4-utiliza-inteligencia-artificial-prediccion-modelizacion/>

- Li, Y., Gan, Z., & Zheng, B. (2023). How do Artificial Intelligence Chatbots Affect Customer Purchase? Uncovering the Dual Pathways of Anthropomorphism on Service Evaluation. *Information Systems Frontiers*, 1-18.
- Lindholm, M. R. (2024). What is fair? Proxy discrimination vs. demographic disparities in insurance pricing. *Scandinavian Actuarial Journal*, 1-36.
- Llorens-Largo, F., Vidal, J., & García-Peñalvo, F. (2023). Ya llegó, ya está aquí, y nadie puede esconderse: La inteligencia artificial generativa en educación. *Aula Magna*.
- Logg, J., Minson, J., & Moore, D. (2018). Algorithm Appreciation: People Prefer Algorithmic To Human Judgment. *Organizational Behavior and Human Decision Processes*.
- Longoni, C., Bonezzi, A., & Morewedge, C. (2019). Resistance to Medical Artificial Intelligence. *Journal of Consumer Research*.
- Luo, X., Tong, S., Fang, Z., & Qu, Z. (2019). Frontiers: Machines vs. Humans: The Impact of Artificial Intelligence Chatbot Disclosure on Customer Purchases. *Marketing Science*, 913-1084.
- Marr, B. (2017, 9 18). *Las increíbles formas en que Coca Cola utiliza la inteligencia artificial y el big data para impulsar el éxito*. Retrieved from Forbes Tecnología empresarial.
- Martínez María- Dolores, M. (2008). *Modelos para la gestión de precios en un negocio*. Rect@.
- Martínez-Ortega, A. G., & Medina-Chicaiza, R. P. (2020). Tecnologías en la inteligencia artificial para el Marketing. *Revista de Producción, Ciencias e Investigación*, 36-47.
- Matz, S. C., & Netzer, O. (2017). Using Big Data as a window into consumer's psychology. *Current opinion in behavioral sciences*, 7-12.
- McKinsey & Company. (2020). *The importance of customer satisfaction in problem resolution*. *Customer Insights*.
- McKinsey. (2023). *The economic potential of generative AI: The next productivity frontier*. McKinsey.
- Mehrabi, N., Morstatter, F., Saxena, N., Lerman, K., & Galstyan, A. (2021). A Survey on Bias and Fairness in Machine Learning. *ACM Computing Surveys*, 1-35.

- Mercer, C., & Trothen, T. J. (2021). Superintelligence: Bringing on the Singularity. *Religion and the Technological Future: An Introduction to Biohacking, Artificial Intelligence, and Transhumanism*, 181-204.
- Miles, I. (2010). Service innovation. In : Handbook of service science. *Springer Boston*, 511-533.
- Ministerio de Asuntos Económicos y Transformación Digital. (2024). *El Reglamento Europeo de IA, en resumen*. SandBox.
- Mitchell, T. M. (1997). *Machine Learning*. McGraw-Hill Education.
- Moon, Y., & Sproull, L. (2000). "Essence of Relationships: The Intimacy Dimension in Consumer Interaction.". *Harvard Business Review*.
- Mori, M. (1970). The uncanny valley. *Energy*, 33-35.
- Murillo Andrade, A., & Vizuite-Muñoz, J. (2024). El impacto de la IA en el Marketing de contenidos dentro del contexto del marketing 5.0. *Revista de Investigación SIGMA*.
- Navas López, J., & Guerras Martín, L. (2023). *Fundamentos de Dirección Estratégica de la empresa*. CIVITAS.
- NeuroSpot. (2023). *NeuroSpot*. Retrieved from NeuroSpot Barista Staff Control and Customer Monitoring Video :
https://www.youtube.com/watch?v=GZ_Td0uUn7E
- Norvig, S. J. (2021). *Inteligencia artificial, un enfoque moderno*. Pearson.
- Oh, H., Cha, Y., & Kim, J.-N. (2023). Fans, friends, critics, and foes: How CSR-based stakeholder segmentation differentiates perceived corporate ethics, trust, and perceived brand quality. *Public Relations Review*.
- Padín, A. (2023, 2 23). *Así se está regulando la IA en la UE, EE.UU. y la OCDE: el difícil equilibrio entre seguridad y fomento de la innovación*. Retrieved from Así se está regulando la IA en la UE, EE.UU. y la OCDE: el difícil equilibrio entre seguridad y fomento de la innovación:
https://www.garrigues.com/es_ES/garrigues-digital/asi-esta-regulando-ia-ue-eeuu-ocde-dificil-equilibrio-seguridad-fomento
- Parasuraman, A., & Colby, C. (2015). An updated and streamlined technology readiness index: TRI 2.0. *Journal of Service Research*, 59-74.
- Parasuraman, A., Zeithaml, V., & Berry, L. (1988). SERVQUAL: A multiple-item scale for measuring consumer perceptions of service quality. *Journal of Retailing*, 12-40.

- Pérez Rodríguez, L. (2022, Mayo 22). Inteligencia artificial y Bigdata en ciudades inteligentes. Retrieved from <https://www.mecalux.es/blog/inteligencia-artificial-logistica>
- Pérez, A. R. (2020). Privacidad y seguridad en la era de la inteligencia artificial. *Revista Iberoamericana de Derecho Informático*.
- Pérez, D., & Pérez, I. (2006). El precio. Tipos y estrategias de fijación. *EOI Marketing*, 53.
- Picard, R. W. (1997). *Computación Afectiva*. La Prensa del MIT.
- Puro Marketing. (2024, Junio 19). *PuroMarketing*. Retrieved from PuroMarketing: <https://www.puromarketing.com/25/214013/amazon-presenta-relevance-centrandose-inteligencia-artificial-para-publicidad-anuncios-cookies>
- Quinto, N., Villodas, A., Montero, C., Cueva, D., & Vera, S. (2021). La inteligencia artificial y la toma de decisiones gerenciales. *Revista de Investigación de Valor Agregado*, 52-69.
- Rau, P. P., Li, Y., & Li, D. (2009). Effects of communication style and culture on ability to accept recommendations from robots. *Computers in Human Behaviour*.
- Reina, C. (2023, Marzo 23). *Marketing Directo*. Retrieved from <https://www.marketingdirecto.com/creacion/campanas-de-marketing/stradivarius-moda-coleccion-disenada-inteligencia-artificial-ia>
- Rivera Montaña, S. A. (2023). Impacto de la inteligencia artificial (IA) en la efectividad de las estrategias de marketing personalizado. *Revista Científica Anfibios*, 70-81.
- Roetzer, P. (2021, 11 8). *Marketing AI Institute*. Retrieved from Marketing AI Institute: <https://www.marketingaiinstitute.com/blog/limitations-of-marketing-artificial-intelligence>
- Roggeveen, A. L., Grewal, D., & Schweiger, E. B. (2020). The DAST Framework for Retail Atmospherics: The Impact of In- and Out-of store Retail Journey Touchpoints on the Customer Experience. *Journal of Retailing*, 128-137.
- Rozo-García, F. (2020). Revisión de las tecnologías presentes en la industria 4.0. *UIS Ingenierías*, 177-191.
- Saenz, M. (2024). Acerca de la Influencia de la Era Digital en la Elaboración de los Escenarios del Futuro.

- Sánchez, C. A. (2021). Efectos de la inteligencia artificial en las estrategias de marketing: Revisión de literatura. *aDResearch: Revista Internacional de Investigación en Comunicación*, 26-41.
- Schwartz, B. (2004). *The paradox of choice*.
- Sestino, A., & De Mauro, A. (2021). Aprovechamiento de la Inteligencia Artificial en los Negocios: Implicaciones, Aplicaciones y Métodos. *Análisis Tecnológico y Gestión Estratégica*, 1-14.
- Seung-Eun Kim, S., & Lehmann, D. (2024). The Effect of Variety in Past Consumption on Openness to Personalized Recommendation Services. *Journal of the Association for Consumer Research*, 295-305.
- Sharfaei, S. (2024). Robots y empleo. Revisión bibliográfica. *Revista Internacional del Trabajo*, 299-323.
- Shin, W., Han, J., & Rhee, W. (2021). AI-assistance for predictive maintenance of renewable energy systems. *Energy*.
- Singh, J., & Kaur, G. (2017). Customer satisfaction with problem resolution: The role of waiting time and service quality. *Journal of Services Marketing*, 607-618.
- Smith, A., & Bolton, R. (2002). The Effect of Customers' Emotional Responses to Service Failures on Their Recovery Effort Evaluations and Satisfaction Judgments. *Journal of the Academy Marketing Science*.
- Smith, A., & Sparks, L. (2009). The impact of service failure on customer satisfaction: The role of recovery strategy. *International Journal of Retail & Distribution Management*, 156-174.
- Solomon, M. R. (2016). *Consumer Behavior: Buying, Having, and Being*.
- Song, M., Xing, X., Duan, Y., & Mou, J. (2023). I can feel AI failure: the impact of service failure type and failure assessment on customer recovery expectation. *Industrial Management & Data Systems*, 2949-2975.
- Srinivasan, R., & Gülen, S.-A. (2021). When Algorithms Fail: Consumers' Responses to Brand Harm Crises Caused by Algorithm Errors. *Journal of Marketing*.
- Srinivasan, S., Anderson, R., & Ponnayolu, K. (2002). *Journal of Retailing*, 41-50.
- Summa, R. (2019). Marketing Mix. *Red Universitaria Virtual Internacional*.
- Swaminathan, V., Page, K., & Gürhan-Canli, Z. (2007). "My" brand or "our" brand: The effects of brand relationship dimensions and self-construal on brand evaluations. *Journal of Consumer Research*, 248-259.

- Tax, S., & Brown, S. (1998). Recovering and learning from service failure. *Sloan Management Review*, 75-88.
- Teigens, V., Skalfist, P., & Mikelsten, D. (2020). *Inteligencia artificial: la cuarta revolución industrial*. Cambridge Stanford Books.
- Tirapu-Ustárrroz, J., Pérez-Sayes, G., Erekatxo-Bilbao, M., & Pelegrín-Valero, C. (2007). ¿Qué es la teoría de la mente? *Neurol*, 479-489.
- Tolentino, T. (2024, Marzo 17). *AI in Business: 27+ Applications and Use Cases for 2024*. Retrieved from AI in Business: 27+ Applications and Use Cases for 2024: <https://www.marketingscoop.com/ai/ai-business/>
- UE, W. o. (2017). *Propuesta de Reglamento sobre la privacidad y las comunicaciones electrónicas*. Retrieved from Propuesta de Reglamento sobre la privacidad y las comunicaciones electrónicas: <https://digital-strategy.ec.europa.eu/es/policies/eprivacy-regulation>
- Universidad Europea. (2024, Junio 25). *Las mejores herramientas de IA para abogados*. Retrieved from <https://universidadeuropea.com/blog/herramientas-inteligencia-artificial-abogados/#:~:text=La%20IA%20est%C3%A1%20potenciando%20la%20accesibilidad%20y%20la,no%20pueden%20permitirse%20los%20servicios%20de%20un%20abogado>.
- Wan, E., & Chen, R. (2020). Anthropomorphism and object attachment. *Current Opinion in Psychology*.
- Wang, Y., & Yu, C. (2017). Social interaction-based consumer decision-making model in social commerce: The role of word of mouth and observational learning. *International Journal of Information Management*, 179-189.
- Watson, D., Clark, L., & Tellegen, A. (1988). Desarrollo y validación de medidas breves de afecto positivo y negativo: Escala PANAS. *Revista de Personalidad y Psicología Social*, 1063-1070.
- Wedel, M., & Kannan, P. (2016). Marketing analytics for data-rich environments. *Journal of Marketing*, 97-121.
- Wei, K. (2022). The impact of barrage system fluctuation on user interaction in digital video platforms: a perspective from signaling theory and social impact theory. *Journal of Research in Interactive Marketing*.

- Wien, A. H., & Peluso, A. (2021). Influence of human versus AI recommenders: The roles of product type and cognitive processes. *Journal of Bussiness Research*, 13-27.
- Wilson, H. (2015). What´s a robot, anyway? *Hardvard Bussiness Review*.
- Witten, I. H. (2016). *Data Mining: Practical Machine Learning Tools and Techniques*. Morgan Kaufmann.
- WSL Branded Content. (2016, Marzo 22). Probadores inteligentes: cómo las tiendas tradicionales emulan el modelo online para triunfar. Omotesando, Japón.
- Xiao, L., & Kumar, V. (2021). Robotics for Customer Service: A Useful Complement or an Ultimate Substitute? *Journal of Service Research*, 9-29.
- Yadav, M., de Valck, K., Henning-Thurau, T., Hoffman, D., & Spann, M. (2013). Social Commerce: A Contingency Framework for Assessing Marketing Potential. *Journal of Interactive Marketing*, 312.
- Yang, L., Aggarwal, P., & McHill, A. (2019). The 3 C's of anthropomorphism: Connection, comprehension, and competition. *Consumer Psychology Review*.
- Yeomans, M., & Kleinberg, J. (2019). Making sense of recommendations. *Journal of Behavioral Decision Making*.
- Young Kim, S., Schmitt, B., & Magnenat Thalmann, N. (2019). Eliza in the uncanny valley: anthropomorphizing consumer robots increases their perceived warmth but decreases liking. *MArketing Letters*, 1-12.
- Zeithaml, V., Bitner, M., & Gremler, D. (2018). *Services Marketing: Integrating Customer Focus Across the Firm*. McGraw-Hill.
- Zhang, Y., A., M., & A. Klesse, T. (2024). Giving AI a Human Touch: Highlighting Human Input Increases the Perceived Helpfulness of Advice from AI Coaches. *Journal of the Association for Consumer Research*.

Anexo I: Tablas de Resultados

TABLA A1: Alfa de Cronbach y estadísticos de la variable fluidez tecnológica

Estadísticas de total de elemento

	Media de escala si el elemento se ha suprimido	Varianza de escala si el elemento se ha suprimido	Correlación total de elementos corregida	Correlación múltiple al cuadrado	Alfa de Cronbach si el elemento se ha suprimido
FLUIDEZ TENOLÓGICA- ÍTEM 1	12,55	4,858	,404	,309	,624
FLUIDEZ TENOLÓGICA- ÍTEM 2	12,42	4,071	,605	,436	,500
FLUIDEZ TENOLÓGICA- ÍTEM 3	12,76	3,836	,308	,137	,731
FLUIDEZ TENOLÓGICA- ÍTEM 4	12,68	3,809	,549	,332	,518

Descriptivos

MEDIA_fluidez

	N	Media	Desviación estándar	Error estándar	95% de intervalo de confianza para la media		Mínimo	Máximo
					Límite inferior	Límite superior		
1	41	4,2520	,58585	,09150	4,0671	4,4370	2,67	5,00
2	40	4,1833	,68334	,10805	3,9648	4,4019	2,67	5,00
3	41	4,3659	,67825	,10593	4,1518	4,5799	2,00	5,00
4	40	4,2083	,66960	,10587	3,9942	4,4225	2,67	5,00
Total	162	4,2531	,65286	,05129	4,1518	4,3544	2,00	5,00

TABLA A2: Alfa de Cronbach de la variable actitud

Estadísticas de fiabilidad

Alfa de Cronbach	Alfa de Cronbach basada en elementos estandarizados	N de elementos
,932	,933	3

TABLA A3: ANOVA de la variable actitud

Descriptivos

MEDIA PERCEPCIÓN

	N	Media	Desviación estándar	Error estándar	95% de intervalo de confianza para la media		Mínimo	Máximo
					Límite inferior	Límite superior		
1	41	2.536585366	.7486211354	.1169149789	2.300291379	2.772879353	1.000000000	3.666666667
2	40	2.091666667	.7916497974	.1251708234	1.838484779	2.344848555	1.000000000	4.666666667
3	41	4.439024390	.5499445648	.0858869115	4.265440467	4.612608313	3.000000000	5.000000000
4	40	4.225000000	.7015956579	.1109320138	4.000618823	4.449381177	2.333333333	5.000000000
Total	162	3.325102881	1.240533856	.0974655446	3.132627134	3.517578627	1.000000000	5.000000000

ANOVA

MEDIA PERCEPCIÓN

	Suma de cuadrados	gl	Media cuadrática	F	Sig.
Entre grupos	169,613	3	56,538	114,300	<,001
Dentro de grupos	78,154	158	,495		
Total	247,767	161			

TABLA A4: Test de medias de la variable actitud (escenarios 1 y 2 de error)

Estadísticas de grupo

	ESCENARIO	N	Media	Desviación estándar	Media de error estándar
MEDIA PERCEPCIÓN	1	41	2.536585366	.7486211354	.1169149789
	2	40	2.091666667	.7916497974	.1251708234

Prueba de muestras independientes										
		Prueba de Levene de igualdad de varianzas		prueba t para la igualdad de medias						
		F	Sig.	t	gl	Sig. (bilateral)	Diferencia de medias	Diferencia de error estándar	95% de intervalo de confianza de la diferencia	
									Inferior	Superior
MEDIA PERCEPCIÓN	Se asumen varianzas iguales	,000	,998	2,599	79	,011	.4449186992	.1711605204	.1042322055	.7856051929
	No se asumen varianzas iguales			2,598	78,488	,011	.4449186992	.1712800261	.1039597312	.7858776671

TABLA A5: Test de medias de la variable actitud (escenarios 3 y 4 de acierto)
Estadísticas de grupo

	ESCENARIO	N	Media	Desviación estándar	Media de error estándar
MEDIA PERCEPCIÓN	3	41	4.439024390	.5499445648	.0858869115
	4	40	4.225000000	.7015956579	.1109320138

Prueba de muestras independientes										
		Prueba de Levene de igualdad de varianzas		prueba t para la igualdad de medias						
		F	Sig.	t	gl	Sig. (bilateral)	Diferencia de medias	Diferencia de error estándar	95% de intervalo de confianza de la diferencia	
									Inferior	Superior
MEDIA PERCEPCIÓN	Se asumen varianzas iguales	1,913	,171	1,530	79	,130	.2140243902	.1398759385	-.064391701	.4924404814
	No se asumen varianzas iguales			1,526	73,885	,131	.2140243902	.1402942381	-.065525231	.4935740110

TABLA A6: Alfa de Cronbach de la variable frustración
Estadísticas de fiabilidad

Alfa de Cronbach	Alfa de Cronbach basada en elementos estandarizados	N de elementos
,938	,940	6

TABLA A7: ANOVA de la variable frustración

Descriptivos

MEDIA FRUSTRACIÓN

	N	Media	Desviación estándar	Error estándar	95% de intervalo de confianza para la media		Mínimo	Máximo
					Límite inferior	Límite superior		
1	41	2.272357724	.9608706249	.1500627802	1.969069532	2.575645916	1.000000000	5.000000000
2	40	3.695833333	1.011956653	.1600043959	3.372193895	4.019472772	1.166666667	4.833333333
3	41	1.556910569	.3793447496	.0592436966	1.437174592	1.676646546	1.000000000	2.333333333
4	40	1.691666667	.6092239704	.0963267676	1.496827389	1.886505945	1.000000000	4.000000000
Total	162	2.299382716	1.148879324	.0902644846	2.121127682	2.477637751	1.000000000	5.000000000

ANOVA

MEDIA FRUSTRACIÓN

	Suma de cuadrados	gl	Media cuadrática	F	Sig.
Entre grupos	115,408	3	38,469	62,596	<,001
Dentro de grupos	97,100	158	,615		
Total	212,508	161			

TABLA A8: Test de medias de la variable frustración (escenarios 1 y 2 de fallo)

Estadísticas de grupo

	ESCENARIO	N	Media	Desviación estándar	Media de error estándar
MEDIA FRUSTRACIÓN	1	41	2.272357724	.9608706249	.1500627802
	2	40	3.695833333	1.011956653	.1600043959

Prueba de muestras independientes

		Prueba de Levene de igualdad de varianzas		prueba t para la igualdad de medias						
		F	Sig.	t	gl	Sig. (bilateral)	Diferencia de medias	Diferencia de error estándar	95% de intervalo de confianza de la diferencia	
MEDIA FRUSTRACIÓN	Se asumen varianzas iguales	.042	.838	-6,493	79	<,001	-1.42347561	.2192213794	-1.85982485	-.987126369
	No se asumen varianzas iguales			-6,489	78,538	<,001	-1.42347561	.2193632711	-1.86014725	-.986803973

TABLA A9: Test de medias de la variable frustración (escenarios 3 y 4 de acierto)

Estadísticas de grupo

	ESCENARIO	N	Media	Desviación estándar	Media de error estándar
MEDIA FRUSTRACIÓN	3	41	1.556910569	.3793447496	.0592436966
	4	40	1.691666667	.6092239704	.0963267676

Prueba de muestras independientes

		Prueba de Levene de igualdad de varianzas		prueba t para la igualdad de medias						95% de intervalo de confianza de la diferencia	
		F	Sig.	t	gl	Sig. (bilateral)	Diferencia de medias	Diferencia de error estándar		Inferior	Superior
MEDIA FRUSTRACIÓN	Se asumen varianzas iguales	2,606	,110	-1,198	79	,234	-.134756098	.1124648380		-.358611758	.0890995629
	No se asumen varianzas iguales			-1,192	65,015	,238	-.134756098	.1130869654		-.360605399	.0910932037

TABLA A10: Alfa de Cronbach de la variable gravedad
Estadísticas de fiabilidad

Alfa de Cronbach	Alfa de Cronbach basada en elementos estandarizados	N de elementos
,799	,804	4

TABLA A11: ANOVA de la variable gravedad

Descriptivos

MEDIA_GRAVEDAD								
	N	Media	Desviación estándar	Error estándar	95% de intervalo de confianza para la media		Mínimo	Máximo
1	41	2,3476	,76624	,11967	2,1057	2,5894	1,00	4,50
2	40	3,1188	1,04695	,16554	2,7839	3,4536	1,25	5,00
3	41	1,6707	,39702	,06200	1,5454	1,7960	1,00	2,75
4	40	1,7063	,50917	,08051	1,5434	1,8691	1,00	3,25
Total	162	2,2083	,92760	,07288	2,0644	2,3523	1,00	5,00

ANOVA

MEDIA_GRAVEDAD					
	Suma de cuadrados	gl	Media cuadrática	F	Sig.
Entre grupos	55,882	3	18,627	35,610	<,001
Dentro de grupos	82,649	158	,523		
Total	138,531	161			

TABLA A12: Test de medias de la variable gravedad (escenarios 1 y 2 de fallo)
Estadísticas de grupo

	ESCENARIO	N	Media	Desviación estándar	Media de error estándar
MEDIA_gravedad	1	41	2,3476	,76624	,11967
	2	40	3,1188	1,04695	,16554

Prueba de muestras independientes

		Prueba de Levene de igualdad de varianzas		prueba t para la igualdad de medias						
		F	Sig.	t	gl	Sig. (bilateral)	Diferencia de medias	Diferencia de error estándar	95% de intervalo de confianza de la diferencia	
									Inferior	Superior
MEDIA_gravedad	Se asumen varianzas iguales	5,478	,022	-3,790	79	<,001	-,77119	,20349	-1,17623	-,36615
	No se asumen varianzas iguales			-3,775	71,400	<,001	-,77119	,20426	-1,17844	-,36394

TABLA A13: Test de medias de la variable gravedad (escenarios 3 y 4 de acierto)
Estadísticas de grupo

	ESCENARIO	N	Media	Desviación estándar	Media de error estándar
MEDIA_gravedad	3	41	1,6707	,39702	,06200
	4	40	1,7063	,50917	,08051

Prueba de muestras independientes

		Prueba de Levene de igualdad de varianzas		prueba t para la igualdad de medias						
		F	Sig.	t	gl	Sig. (bilateral)	Diferencia de medias	Diferencia de error estándar	95% de intervalo de confianza de la diferencia	
									Inferior	Superior
MEDIA_gravedad	Se asumen varianzas iguales	1,485	,227	-,351	79	,727	-,03552	,10131	-,23716	,16613
	No se asumen varianzas iguales			-,350	73,704	,728	-,03552	,10162	-,23801	,16697

TABLA A14: ANOVA para la variable responsabilidad

Descriptivos									
		N	Media	Desviación estándar	Error estándar	95% de intervalo de confianza para la media		Mínimo	Máximo
						Límite inferior	Límite superior		
RESPONSABILIDAD-TECNOLOGÍA	1	41	3,51	1,227	,192	3,12	3,90	1	5
	2	40	2,78	,974	,154	2,46	3,09	1	5
	3	41	4,02	,987	,154	3,71	4,34	1	5
	4	40	3,95	,876	,138	3,67	4,23	2	5
	Total	162	3,57	1,130	,089	3,39	3,74	1	5
RESPONSABILIDAD-EMPRESA	1	41	3,51	,925	,145	3,22	3,80	1	5
	2	40	4,15	,802	,127	3,89	4,41	2	5
	3	41	4,00	,922	,144	3,71	4,29	2	5
	4	40	3,65	,893	,141	3,36	3,94	2	5
	Total	162	3,83	,916	,072	3,68	3,97	1	5
RESPONSABILIDAD-HUMANO	1	41	2,83	1,377	,215	2,39	3,26	1	5
	2	40	3,08	1,328	,210	2,65	3,50	1	5
	3	41	3,05	1,139	,178	2,69	3,41	1	5
	4	40	3,15	1,189	,188	2,77	3,53	1	5
	Total	162	3,02	1,256	,099	2,83	3,22	1	5

ANOVA						
		Suma de cuadrados	gl	Media cuadrática	F	Sig.
RESPONSABILIDAD-TECNOLOGÍA	Entre grupos	39,659	3	13,220	12,575	<,001
	Dentro de grupos	166,095	158	1,051		
	Total	205,753	161			
RESPONSABILIDAD-EMPRESA	Entre grupos	10,717	3	3,572	4,535	,004
	Dentro de grupos	124,444	158	,788		
	Total	135,160	161			
RESPONSABILIDAD-HUMANO	Entre grupos	2,319	3	,773	,485	,693
	Dentro de grupos	251,582	158	1,592		
	Total	253,901	161			

TABLA A15: Test de medias de la variable responsabilidad para los escenarios 1 y 2 de fallo

Estadísticas de grupo

	ESCENARIO	N	Media	Desviación estándar	Media de error estándar
RESPONSABILIDAD-TECNOLOGÍA	1	41	3,51	1,227	,192
	2	40	2,78	,974	,154
RESPONSABILIDAD-EMPRESA	1	41	3,51	,925	,145
	2	40	4,15	,802	,127
RESPONSABILIDAD-HUMANO	1	41	2,83	1,377	,215
	2	40	3,08	1,328	,210

Prueba de muestras independientes

		Prueba de Levene de igualdad de varianzas		prueba t para la igualdad de medias						95% de intervalo de confianza de la diferencia	
		F	Sig.	t	gl	Sig. (bilateral)	Diferencia de medias	Diferencia de error estándar		Inferior	Superior
RESPONSABILIDAD-TECNOLOGÍA	Se asumen varianzas iguales	3,801	,055	2,990	79	,004	,737	,247		,246	1,228
	No se asumen varianzas iguales			2,999	75,874	,004	,737	,246		,248	1,227
RESPONSABILIDAD-EMPRESA	Se asumen varianzas iguales	1,457	,231	-3,311	79	,001	-,638	,193		-1,021	-,254
	No se asumen varianzas iguales			-3,317	77,934	,001	-,638	,192		-1,021	-,255
RESPONSABILIDAD-HUMANO	Se asumen varianzas iguales	,256	,614	-,817	79	,416	-,246	,301		-,844	,353
	No se asumen varianzas iguales			-,818	78,990	,416	-,246	,301		-,844	,352

TABLA A16: Test de medias de la variable responsabilidad para los escenarios 3 y 4 de acierto

Estadísticas de grupo

	ESCENARIO	N	Media	Desviación estándar	Media de error estándar
RESPONSABILIDAD-TECNOLOGÍA	3	41	4,02	,987	,154
	4	40	3,95	,876	,138
RESPONSABILIDAD-EMPRESA	3	41	4,00	,922	,144
	4	40	3,65	,893	,141
RESPONSABILIDAD-HUMANO	3	41	3,05	1,139	,178
	4	40	3,15	1,189	,188

Prueba de muestras independientes

		Prueba de Levene de igualdad de varianzas		prueba t para la igualdad de medias						95% de intervalo de confianza de la diferencia	
		F	Sig.	t	gl	Sig. (bilateral)	Diferencia de medias	Diferencia de error estándar		Inferior	Superior
RESPONSABILIDAD-TECNOLOGÍA	Se asumen varianzas iguales	,493	,485	,358	79	,721	,074	,208		-,339	,487
	No se asumen varianzas iguales			,359	78,301	,721	,074	,207		-,338	,487
RESPONSABILIDAD-EMPRESA	Se asumen varianzas iguales	,105	,747	1,735	79	,087	,350	,202		-,052	,752
	No se asumen varianzas iguales			1,736	78,996	,087	,350	,202		-,051	,751
RESPONSABILIDAD-HUMANO	Se asumen varianzas iguales	,256	,615	-,391	79	,697	-,101	,259		-,616	,414
	No se asumen varianzas iguales			-,391	78,642	,697	-,101	,259		-,616	,414

TABLA A17: Alfa de Cronbach para la variable desconfianza

Estadísticas de fiabilidad

Alfa de Cronbach	Alfa de Cronbach basada en elementos estandarizados	N de elementos
,882	,879	4

TABLA A18: ANOVA para la variable desconfianza

Descriptivos

MEDIA_DESCONFIANZA

	N	Media	Desviación estándar	Error estándar	95% de intervalo de confianza para la media		Mínimo	Máximo
					Límite inferior	Límite superior		
1	41	2,3476	,76009	,11871	2,1076	2,5875	1,00	4,00
2	40	3,5500	,94428	,14930	3,2480	3,8520	1,25	4,75
3	41	1,6524	,58598	,09151	1,4675	1,8374	1,00	4,00
4	40	1,7688	,64646	,10221	1,5620	1,9755	1,00	4,25
Total	162	2,3256	1,05408	,08282	2,1621	2,4892	1,00	4,75

ANOVA

MEDIA_DESCONFIANZA

	Suma de cuadrados	gl	Media cuadrática	F	Sig.
Entre grupos	90,968	3	30,323	54,494	<,001
Dentro de grupos	87,918	158	,556		
Total	178,886	161			

TABLA A19: Test de medias de la variable desconfianza para los escenarios 1 y 2 de fallo

Estadísticas de grupo

	ESCENARIO	N	Media	Desviación estándar	Media de error estándar
MEDIA_desconfianza	1	41	2,3476	,76009	,11871
	2	40	3,5500	,94428	,14930

Prueba de muestras independientes

		Prueba de Levene de igualdad de varianzas		prueba t para la igualdad de medias						95% de intervalo de confianza de la diferencia	
		F	Sig.	t	gl	Sig. (bilateral)	Diferencia de medias	Diferencia de error estándar		Inferior	Superior
MEDIA_desconfianza	Se asumen varianzas iguales	1,746	,190	-6,321	79	<,001	-1,20244	,19023		-1,58109	-,82379
	No se asumen varianzas iguales			-6,304	74,763	<,001	-1,20244	,19074		-1,58244	-,82244

TABLA A20: Test de medias de la variable desconfianza para los escenarios 3 y 4 de acierto

Estadísticas de grupo

	ESCENARIO	N	Media	Desviación estándar	Media de error estándar
MEDIA_desconfianza	3	41	1,6524	,58598	,09151
	4	40	1,7688	,64646	,10221

Prueba de muestras independientes

		Prueba de Levene de igualdad de varianzas		prueba t para la igualdad de medias						95% de intervalo de confianza de la diferencia	
		F	Sig.	t	gl	Sig. (bilateral)	Diferencia de medias	Diferencia de error estándar		Inferior	Superior
MEDIA_desconfianza	Se asumen varianzas iguales	,033	,856	-,849	79	,399	-,11631	,13703		-,38906	,15644
	No se asumen varianzas iguales			-,848	77,826	,399	-,11631	,13720		-,38946	,15683

Anexo II: Cuestionario

Recomendaciones publicitarias

El presente cuestionario se enmarca dentro de un Trabajo de Investigación de la **Universidad de Oviedo**. Está diseñado para evaluar cómo los consumidores responden ante situaciones habituales en las que reciben una recomendación publicitaria.

Los datos recibidos serán tratados de forma anónima, usándose de manera agregada en informes y presentaciones de resultados. Los datos estarán protegidos en una base de datos con contraseña y serán utilizados estrictamente por el equipo de investigación, con ánimo de desarrollar trabajos o presentaciones relacionados con el tema. No hay ningún riesgo previsto asociado a la participación en este estudio. Muchas gracias de antemano por tu participación en este estudio.

En el cuestionario se plantea un situación bajo el contexto de la publicidad digital. Por favor, lee el siguiente texto y responde a las preguntas que siguen, teniendo en cuenta cómo te haría sentir recibir un anuncio como el siguiente, en la situación que se plantea.

1. Poniéndote en el lugar de la persona que experimenta la situación arriba mencionada. ¿Harías clic en el anuncio? *

- ☒ Sí
- ☐ No

2. ¿Consideras adecuado el mensaje publicitario para el perfil de persona descrito * en la situación?

- ☐ Sí
- ☐ No

3. ¿En qué se centra el mensaje que plantea el anuncio? *

- ☐ En destacar la utilidad y los beneficios prácticos del producto
- ☐ En destacar una experiencia placentera y gratificante

4. Califica estas recomendaciones publicitarias teniendo en cuenta la situación descrita y poniéndote en el lugar de la persona que recibe el anuncio: *

	1	2	3	4	5	
Malas	☐	☐	☐	☐	☐	Buenas

5. Califica estas recomendaciones publicitarias teniendo en cuenta la situación descrita y poniéndote en el lugar de la persona que recibe el anuncio: *

	1	2	3	4	5	
Indeseables	☐	☐	☐	☐	☐	Deseables

6. Califica estas recomendaciones publicitarias teniendo en cuenta la situación descrita y poniéndote en el lugar de la persona que recibe el anuncio: *

	1	2	3	4	5	
Perjudiciales	☐	☐	☐	☐	☐	Beneficiosas

7. Poniéndote en el lugar de la persona que experimenta la situación arriba mencionada. Del 1 al 5 valora el grado de acuerdo que crees que tendría esa persona con las siguientes afirmaciones, siendo 1 "TOTALMENTE EN DESACUERDO" y 5 "TOTALMENTE DE ACUERDO".

*

	1	2	3	4	5
Este tipo de publicidad me causa enfado	☐	☐	☐	☐	☐
Este tipo de publicidad me irrita	☐	☐	☐	☐	☐
Este tipo de publicidad me molesta	☐	☐	☐	☐	☐
Este tipo de publicidad me desespera	☐	☐	☐	☐	☐
La empresa no cumple con mis expectativas como usuario enviando esta publicidad	☐	☐	☐	☐	☐
Siento que no puedo hacer nada ante este tipo de publicidad	☐	☐	☐	☐	☐

8. Poniéndote en el lugar de la persona que experimenta la situación arriba mencionada. Del 1 al 5 valora el grado de acuerdo que crees que tendría esa persona con las siguientes afirmaciones, siendo 1 "TOTALMENTE EN DESACUERDO" y 5 "TOTALMENTE DE ACUERDO".

*

	1	2	3	4	5
Este tipo de publicidad me supone un coste considerable en tiempo	☐	☐	☐	☐	☐
Este tipo de publicidad me supone un coste considerable en esfuerzo	☐	☐	☐	☐	☐
Este tipo de publicidad no me causó mayores inconvenientes	☐	☐	☐	☐	☐
Esta publicidad tiene un gran impacto en mi experiencia general con la empresa	☐	☐	☐	☐	☐

9. Poniéndote en el lugar de la persona que experimenta la situación arriba mencionada. Del 1 al 5 valora el nivel de responsabilidad que crees que esa persona consideraría que tienen cada uno de los siguientes factores en relación con el acierto publicitario planteado, siendo 1 un BAJO nivel de responsabilidad y 5 un ALTO nivel de responsabilidad. *

	1	2	3	4	5
Tecnología	☐	☐	☐	☐	☐
Empresa	☐	☐	☐	☐	☐
Humano	☐	☐	☐	☐	☐

10. Poniéndote en el lugar de la persona que experimenta la situación arriba mencionada. Del 1 al 5 valora el grado de acuerdo que crees que tendría esa persona con las siguientes afirmaciones, siendo 1 "TOTALMENTE EN DESACUERDO" y 5 "TOTALMENTE DE ACUERDO". *

	1	2	3	4	5
Este tipo de publicidad me genera dudas acerca de la profesionalidad de la empresa	☐	☐	☐	☐	☐
Este tipo de publicidad afecta negativamente a mi percepción de la fiabilidad de la empresa	☐	☐	☐	☐	☐
Puedo confiar en que la marca actuará de manera responsable en todo momento	☐	☐	☐	☐	☐
Este tipo de publicidad perjudica significativamente mi visión de la empresa	☐	☐	☐	☐	☐

11. Del 1 al 5 indica con que frecuencia te ocurren este tipo de situaciones donde la publicidad digital acierta *

	1	2	3	4	5	
Muy poca frecuencia	☐	☐	☐	☐	☐	Muy alta frecuencia

11. Del 1 al 5 indica con que frecuencia te ocurren este tipo de situaciones donde la publicidad digital falla

*

	1	2	3	4	5	
Muy poca frecuencia	☐	☐	☐	☐	☐	Muy alta frecuencia

12. Indica tu grado de acuerdo o desacuerdo con las siguientes afirmaciones, siendo 1 "TOTALMENTE EN DESACUERDO" Y 5 "TOTALMENTE DE ACUERDO":

*

	1	2	3	4	5
Hago un uso frecuente de la tecnología	☐	☐	☐	☐	☐
Puedo utilizar la tecnología para realizar tareas cotidianas de manera eficiente	☐	☐	☐	☐	☐
El uso de la tecnología no me intimida	☐	☐	☐	☐	☐
Me siento cómodo/a utilizando diferentes dispositivos digitales	☐	☐	☐	☐	☐

13. Género *

- ☐ Masculino
- ☐ Femenino
- ☐ Otro

14. ¿Cuántos años tienes? *

- ☐ Menos de 18 años
- ☐ Entre 18 y 34 años
- ☐ Entre 35 y 54 años
- ☐ Entre 55 y 74 años
- ☐ Más de 75 años