



Universidad de Valladolid
Facultad de Ciencias Económicas y
Empresariales

Trabajo de Fin de Grado

Doble titulación de Grado en Derecho y
Grado en Administración y Dirección de
Empresas

ALGORITHMIC PERSONALISED
PRICING. LOS PRECIOS
ALGORÍTMICOS PERSONALIZADOS.
ESTUDIO DE CASOS.

Presentado por:

Cristina del Caso Matos

Tutelado por:

María José Garrido Samaniego

Valladolid, 25 de junio de 2024

RESUMEN

La fijación de precios personalizados mediante algoritmos de machine learning ha generado opiniones encontradas entre consumidores y académicos, a pesar de tener raíces históricas en ajustes de precios basados en el comportamiento del cliente. Hoy en día, estos algoritmos realizan esta tarea con mayor precisión y frecuencia, a menudo sin el conocimiento de los consumidores. Esta práctica adapta los precios según las características individuales para alinearlos con la disposición a pagar de cada consumidor. Los intereses en juego incluyen la libertad del empresario, la competencia, la eficiencia, la innovación, la igualdad, la privacidad y la transparencia. A pesar de ser controversial, esta estrategia puede mejorar la competencia y beneficiar a los consumidores al aumentar tanto la eficiencia estática como dinámica, promoviendo la innovación y maximizando las transacciones. Sin embargo, también puede tener efectos redistributivos negativos al reducir el bienestar de ciertos grupos de consumidores. Es crucial una coordinación efectiva entre las autoridades para mitigar los riesgos y equilibrar los beneficios para todos los actores económicos.

Palabras clave: precios, algoritmos, eficiencia, transparencia.

ABSTRACT

Personalised pricing using machine learning algorithms has generated mixed opinions among consumers and academics, despite having historical roots in price adjustments based on customer behaviour. Today, these algorithms perform this task with greater precision and frequency, often without consumers' knowledge. This practice tailors prices according to individual characteristics to align with each consumer's willingness to pay. The interests at stake include entrepreneurial freedom, competition, efficiency, innovation, equality, privacy and transparency. Although controversial, this strategy can enhance competition and benefit consumers by increasing both static and dynamic efficiency, promoting innovation and maximising transactions. However, it can also have negative redistributive effects by reducing the welfare of certain groups of consumers. Effective coordination between authorities is crucial to mitigate the risks and balance the benefits for all economic actors.

Keywords: prices, algorithms, efficiency, transparency.

INDICE

1.	INTRODUCCIÓN.....	4
2.	LA FIJACIÓN DE PRECIOS PERSONALIZADOS.....	6
2.1.	Definición y categorías de fijación de precios personalizada.....	6
2.2.	Métodos de fijación de precios personalizados.....	9
3.	LOS PRECIOS PERSONALIZADOS ALGORÍTMICOS.....	10
3.1.	Concepto y características. Fundamentos y principios subyacentes.....	10
3.2.	Datos personales utilizados para su fijación.....	14
3.3.	Condiciones del mercado para la fijación de precios algorítmicos.....	16
3.4.	Pruebas empíricas del uso de algoritmos.....	19
3.5.	Nivel de aceptación de los consumidores al uso de algoritmos.....	22
4.	IMPLEMENTACION DE LOS PRECIOS PERSONALIZADOS ALGORÍTMICOS.....	23
4.1.	Machine Learning. Origen y concepto.....	23
4.1.1.	<i>Breve evolución histórica del machine learning: hitos significativos.....</i>	<i>23</i>
4.1.2.	<i>Concepto de machine learning y su implementación en la práctica empresarial..</i>	<i>24</i>
4.2.	Tipos de aprendizaje automático.....	26
4.3.	Fases para el desarrollo de precios basados en algoritmos.....	28
5.	EFFECTOS ECONÓMICOS DE LA FIJACIÓN DE PRECIOS PERSONALIZADA.....	30
5.1.	Impacto en la eficiencia estática.....	30
5.2.	Impacto en los resultados de distribución.....	31
5.3.	Impacto en la eficiencia dinámica.....	32
5.4.	Impacto en la equidad y la confianza.....	33
6.	EFFECTOS EN LA COMPETENCIA.....	34
7.	CONSIDERACIONES NORMATIVAS EN TORNO A LOS PRECIOS PERSONALIZADOS ALGORÍTMICOS.....	36
7.1.	Normas discursivas predominantes. Eficacia, innovación y competencia.....	37
7.2.	Igualdad, equidad, privacidad, transparencia y autonomía.....	38
8.	CASOS DE ESTUDIO.....	39
8.1.	Booking.com.....	39
8.2.	Uber Technologies Inc.....	43
8.3.	Ryanair.....	47
9.	CONCLUSIONES.....	49
10.	BIBLIOGRAFÍA.....	51

1. INTRODUCCIÓN.

La evolución tecnológica ha impactado en todos los ámbitos de la vida empresarial, y la fijación de precios no es una excepción. En las últimas décadas, la digitalización y la disponibilidad de grandes volúmenes de datos han revolucionado este proceso. La adopción de tecnologías de análisis de datos y algoritmos de inteligencia artificial permite a las empresas ajustar sus precios en tiempo real según la demanda, la competencia y otros factores externos, como las preferencias o la intención de compra de los consumidores.

Esta transformación se debe en gran parte a los avances en Big Data y Machine Learning. Los algoritmos sofisticados permiten a las empresas analizar grandes volúmenes de datos y ajustar los precios de manera dinámica y personalizada. Este enfoque, conocido en términos generales como fijación de precios personalizada, considera factores como el comportamiento de compra individual y las condiciones del mercado, lo que resulta en estrategias de precios más precisas y adaptadas a cada consumidor.

Objetivos

Este trabajo responde a los siguientes objetivos:

- a) En primer lugar, conocer la figura de los algoritmos de machine learning y su implementación empresarial en relación con la fijación de precios.
- b) En segundo lugar, analizar los impactos y consecuencias del fenómeno estudiado desde la perspectiva de las empresas, considerando tanto los aspectos económicos y operativos como sus consideraciones éticas y normativas.
- c) En tercer lugar, abordar la percepción de los consumidores respecto a esta estrategia empresarial, valorando cómo afecta a su confianza y a la privacidad de sus datos.

Metodología

En cuanto al método, para alcanzar estos objetivos, se utilizarán principalmente fuentes secundarias, realizando una síntesis de información bibliográfica y en línea. Se analizarán el concepto y los tipos de fijación personalizada de precios, así como los tipos de algoritmos y su funcionamiento. Además, se estudiarán los usos empresariales y el proceso técnico para el desarrollo de precios basados en algoritmos, con el fin de

conocer las implicaciones para las empresas en el tratamiento de datos y la determinación de precios.

La teoría de la discriminación de precios de primer, segundo y tercer grado proporciona un marco conceptual para entender la fijación de precios personalizada. Además, los modelos tradicionales de oferta y demanda se ven afectados por la personalización de precios, modificando la elasticidad del precio en función de las preferencias individuales.

El uso de datos personales para fijar precios plantea importantes cuestiones éticas relacionadas con la privacidad y la transparencia. Regulaciones como el Reglamento General de Protección de Datos (RGPD) de la Unión Europea, vigente desde el 25 de mayo de 2018, establecen un marco normativo para proteger los datos personales y asegurar que su uso sea justo y transparente. Los consumidores tienen percepciones mixtas sobre la personalización de precios; mientras algunos aprecian los precios ajustados a sus necesidades, otros ven esto como una forma de discriminación injusta. Estudios empíricos (como la investigación llevada a cabo por *Office of Fair Trading* de Reino Unido en 2013 o el informe de la *Commission Nationale de l'Informatique et des Libertés* en 2014) muestran una tendencia hacia la aversión a los precios personalizados, lo que representa un desafío para las empresas que buscan implementar esta estrategia.

Igualmente, la personalización de precios tiene el potencial de mejorar la eficiencia económica al permitir una mejor asignación de recursos, pero también plantea preguntas sobre la e

quidad y la distribución de la riqueza, ya que podría beneficiar desproporcionadamente a ciertos grupos de consumidores. Además, su impacto en la competencia del mercado es significativo, con posibles efectos anticompetitivos que deben ser monitorizados.

Los principios de machine learning, especialmente los algoritmos supervisados y no supervisados, son fundamentales para la implementación de precios personalizados. Estos algoritmos permiten a las empresas analizar patrones en los datos de los consumidores y ajustar los precios de manera dinámica.

En este trabajo, abordaremos la fijación de precios personalizada mediante el uso de algoritmos. Para ello, partiremos de un análisis general sobre la fijación de precios personalizada para luego abordar el uso de algoritmos con este propósito. Nos adentraremos, desde una perspectiva económica, en el funcionamiento de estos algoritmos y examinaremos las consideraciones normativas de estas estrategias. Por último, analizaremos algunos casos observados en la práctica empresarial.

2. LA FIJACIÓN DE PRECIOS PERSONALIZADOS.

2.1. Definición y categorías de fijación de precios personalizada.

En el competitivo mundo del comercio moderno, la fijación de precios se ha convertido en un arte delicado y estratégico. Con la evolución de la tecnología y la disponibilidad de datos, las empresas han explorado diversas formas de adaptar sus precios a las necesidades y preferencias individuales de los consumidores. En este contexto, la personalización de precios emerge como una herramienta poderosa para maximizar las ventas y la satisfacción del cliente.

La experiencia comercial en línea es muy personalizada. La publicidad dirigida, los resultados de los motores de búsqueda y las listas de películas sugeridas se basan en la recopilación y el uso de datos personales para predecir y modelar las preferencias y el comportamiento de los consumidores.

Abundan los casos anecdóticos de precios personalizados: reservas de habitaciones de hotel, compra de billetes de avión, compras en plataformas de mercados digitales como Amazon o tarifas de servicios de transporte como Uber. Aunque existe una cierta incertidumbre en torno a los mecanismos de fijación de precios para explicar estos fenómenos diferenciales, no son pocos los estudios que apuntan una fuerte aversión a los precios personalizados entre los consumidores.

La fijación de precios personalizados es una forma de discriminación de precios en la que a los consumidores individuales se les cobran precios diferentes en función de sus características y conducta personales. Ello tiene como resultado que los consumidores paguen cada uno un precio distinto que depende en muy buena medida de su disposición a pagar, lo que tiene implicaciones en su bienestar.

El acusado crecimiento de la economía digital y el creciente acceso de las empresas a datos detallados de los consumidores permiten que estas últimas empleen algoritmos de fijación de precios para participar de la llamada "discriminación perfecta de precios". Esta técnica comprende todos aquellos comportamientos orientados a cobrar a cada consumidor su disposición a pagar (OECD, 2016), aunque no sea necesariamente igual a esta, lo que permite a la empresa capturar buena parte del excedente del consumidor. Si bien la discriminación perfecta de precios se ha venido considerando tradicionalmente como un concepto teórico, son las nuevas tecnologías las que permiten a las empresas, al menos, estimar esta disposición de cada consumidor a pagar, incluso si dichas estimaciones no son exactas.

El término precios personalizados se ha utilizado en diferentes contextos y no siempre con el mismo significado. A veces, la fijación de precios personalizada se utiliza como término alternativo a la discriminación de precios, otras veces se implementa para referirse exclusivamente a una forma particular de discriminación de precios (Papandropoulos, 2006) y, no rara vez, se confunde con otros términos aparentemente relacionados. La falta de una definición legal o de un término generalmente aceptado hace que sea particularmente importante definir claramente el concepto con el propósito de enmarcar una discusión.

Un buen punto de partida para abordar los precios personalizados es el informe de 2013 de la antigua Oficina de Comercio Justo (*Office of Fair Trade*) de Reino Unido que hace referencia a los precios personalizados como “la práctica en la que las empresas pueden utilizar información observada, voluntaria, inferida o recopilada sobre la conducta o características de los individuos, para fijar diferentes precios a diferentes consumidores (ya sea de forma individual o grupal), en función de lo que la empresa cree que están dispuestos a pagar” (OFT, 2013).

Se hacen notar, por tanto, dos componentes fundamentales que permiten distinguir los precios personalizados en el amplio espectro de la discriminación de precios. El primero de ellos es la relación entre consumidores y empresas, en contraposición a las relaciones entre estas últimas. Así, se caracteriza la fijación de precios personalizados como la práctica de discriminar precios para diferentes consumidores. En segundo lugar, esa discriminación se basa en información sobre características o conductas personales no relacionadas con los costes.

Dada esta definición, parece ser que la fijación de precios personalizada puede tomar la forma de diferentes categorías de discriminación de precios. En este sentido, la discriminación de precios “perfecta” o “de primer grado” es aquella que se refiere, en palabras de Ezrahi y Stucke (2016) a “un tipo ideal o teórico de discriminación de precios por el que un proveedor puede determinar a nivel individual, mediante el uso de información personal detallada, el precio más alto que un consumidor está dispuesto a pagar (el “precio de reserva”) y, a continuación, ofrece un bien o un servicio a un precio individual a cada consumidor”.

En la “discriminación de precios de segundo grado”, el proveedor ofrece precios distintos para versiones diferentes de un bien o servicio; ello incluye distintos complementos, tiempos de uso o prestaciones o, incluso, distintos niveles de calidad. No es difícil observar que en este caso la discriminación se ejerce en relación a la naturaleza del bien o servicio y no se basa específicamente en las características personales o la información

del consumidor (aunque los proveedores pueden personalizar las opciones ofrecidas según el consumidor).

Según la explicación de Ezrahi y Stucke (2016), cuando se presentan ofertas de productos más complejas, los consumidores necesitan invertir más tiempo en buscar información ("costes de búsqueda"), lo que disminuye su intención de buscar precios en otros lugares. La comparación entre ofertas complejas puede ser complicada de realizar, lo que da lugar a una sobrecarga cognitiva para los consumidores.

Por su parte, en la "discriminación de precios de tercer grado", también conocida como "fijación de precios por grupos", la empresa cobra diferentes precios a diferentes segmentos de clientes en función de características como la edad, el género, la ubicación geográfica o el nivel de ingresos. En este tipo de discriminación de precios, la empresa divide a los clientes en grupos claramente identificables y procede a cobrar precios diferentes según el grupo al que pertenezcan, con el objetivo de maximizar sus beneficios totales. En este caso, aunque la discriminación se basa en atributos personales del consumidor, el precio ofrecido a cada grupo se basa en consideraciones de lealtad o factores socioeconómicos y no tanto en alcanzar el precio de reserva de cada consumidor.

Aunque comúnmente se relaciona la fijación de precios personalizados con la discriminación de precios "perfecta" o de primer grado, no existe motivo alguno para excluir otros esquemas de precios más realistas. Esto es, si bien es posible tratar de cobrar a los consumidores el valor total de su disposición a pagar, también se puede optar por abarcar solo una parte proporcional de esta.

Es importante destacar que la fijación de precios personalizada debe distinguirse de una estrategia que puede resultar similar: la fijación de precios dinámica. Este término también describe una situación en la que el precio se diferencia para productos o servicios idénticos. Sin embargo, esta diferenciación no se basa en datos de los consumidores, sino en las demandas actuales del mercado. Así, mientras que la fijación de precios dinámica se puede definir como "diferenciar el precio de productos o servicios idénticos en tiempo idéntico basado en las demandas actuales del mercado", la fijación de precios personalizada consiste en "diferenciar el precio de productos o servicios idénticos basado en la información que una empresa tiene sobre un cliente potencial" (Rott, et.al., 2022).

En esta misma línea, es crucial distinguir los precios personalizados de otras formas de personalización en línea. Por un lado, las pruebas A/B implican establecer múltiples

precios para un mismo producto con el fin de analizar las reacciones de los consumidores ante diferentes precios. Por otro lado, la publicidad dirigida adapta anuncios personalizados a los consumidores según sus preferencias y comportamiento, buscando aumentar la probabilidad de adquisición por parte del cliente. En este caso, aunque puede compartirse la fuente de información, esta técnica no está orientada a la fijación de precios. Además, la dirección de precios, también conocida como discriminación de búsqueda u ofertas personalizadas, manipula los resultados de búsqueda en función de las preferencias y el comportamiento de los consumidores, mostrando los productos más costosos entre las primeras opciones.

2.2. Métodos de fijación de precios personalizados.

Actualmente, la fijación de precios es un aspecto crítico que impacta directamente en la competitividad y rentabilidad de las empresas. En este contexto emerge la personalización de precios como un enfoque innovador basado en comprender la disposición a pagar de los consumidores y ajustar los precios de manera individualizada para maximizar tanto las ventas como la satisfacción del cliente.

La disposición a pagar es una construcción central para determinar el precio personalizado. Puede definirse como el precio máximo que un determinado consumidor acepta pagar por un producto o servicio. Las empresas intentan predecir cuánto está dispuesto a pagar un consumidor por un producto o servicio y el objetivo del precio personalizado es ofrecer precios a consumidores concretos en función de su disposición personal a pagar. El precio basado en la disposición a pagar suele compararse con un precio habitual, el llamado precio de referencia. Este precio puede definirse como el precio que un mismo comerciante ofrecería a todos los clientes en un momento dado si no se aplicara la personalización de precios.

En cuanto a los métodos de personalización empleados para aproximarse al precio de reserva, pueden distinguirse fundamentalmente dos: la personalización no automatizada y la personalización automatizada (Rott, y Alleweldt, 2022).

La personalización no automatizada de precios es un enfoque en el cual los precios de los productos o servicios son ajustados de manera manual o semi-manual, sin depender de la intervención directa de tecnologías avanzadas o algoritmos. Así, la personalización no automatizada se basa en el juicio humano y en criterios subjetivos para determinar los precios.

En esta técnica no automatizada, los vendedores tienen la flexibilidad de tomar decisiones basadas en factores como la percepción del valor del producto, la relación con el cliente, el contexto de la transacción y otros métodos subjetivos. Por ejemplo, un vendedor puede ajustar el precio de un producto durante una negociación con un cliente teniendo en cuenta factores como la competencia en el mercado, el presupuesto del cliente y la necesidad que tenga de concluir la venta. Es cierto que este tipo de personalización también puede trasladarse a Internet, aunque en este caso se requiere un contacto directo entre la empresa y el cliente, dado que el hecho de ofrecer descuentos personalizados obviando la vía online suele tener lugar en las tiendas físicas.

En el caso de la personalización automatizada, también denominada personalización algorítmica, el proceso se produce automáticamente utilizando algoritmos de personalización. La personalización de los precios es un ejemplo de una tendencia más amplia hacia la personalización algorítmica y basada en datos de los servicios. Este método aplica una tecnología similar a otras técnicas de personalización: al igual que los empresarios pueden adaptar la publicidad en línea a cada consumidor, pueden utilizar la misma tecnología para adaptar los precios.

3. LOS PRECIOS PERSONALIZADOS ALGORÍTMICOS.

Con la proliferación de algoritmos avanzados y técnicas de análisis de datos, las empresas han comenzado a emplear métodos más sofisticados para adaptar los precios a las necesidades y comportamientos individuales de los consumidores. Esta evolución ha llevado al surgimiento de los precios personalizados algorítmicos, donde los algoritmos automatizados son capaces de analizar grandes cantidades de datos, como el historial de compras, las preferencias del usuario y las condiciones del mercado, para determinar el precio óptimo para cada consumidor en tiempo real. Este enfoque, basado en datos y análisis predictivo, permite una personalización más precisa y dinámica que se adapta rápidamente a las fluctuaciones del mercado y a las preferencias cambiantes de los consumidores.

3.1. Concepto y características. Fundamentos y principios subyacentes.

Como venimos señalando, la creciente presencia de la tecnología en la economía ha dado lugar a una transformación significativa en la forma en que se llevan a cabo las transacciones comerciales. Este cambio se manifiesta de manera notable en el crecimiento exponencial del comercio electrónico. Por ejemplo, en España, el comercio

electrónico superó los 19.000 millones de euros en el primer trimestre de 2023, registrando un impresionante aumento del 22,7% con respecto al año anterior (CNMC, 2023). Esta tendencia se refleja también en el ámbito de la fijación de precios, donde la tecnología está desempeñando un papel cada vez más significativo.

Los precios personalizados algorítmicos se refieren, en general, a cualquier práctica que fije los precios en función de las características personales del consumidor, centrándose en la medida de lo posible en su disposición a pagar, mediante el uso de algoritmos. Chapdelaine (2020) emplea la siguiente definición: "la fijación personalizada algorítmica de precios, como forma específica de tarificación discriminatoria, comprende toda práctica comercial que fija los precios en función de las características personales de los consumidores para orientarse lo más posible a su disposición a pagar."

Hemos de tener en cuenta que se pueden crear algoritmos para abordar una gran variedad de problemas o tareas, desde los más sencillos hasta los más sofisticados. Los algoritmos de fijación de precios se sitúan en un espectro de complejidad que permiten tomar decisiones más rápidas (y, con frecuencia, más rentables) que las que podrían tomar los humanos (Leslie, 2023). Así, aunque la palabra "algoritmo" es frecuentemente empleada, rara vez se define con gran especificidad o incluso con coherencia.

El término algoritmo, más que una fórmula matemática abstracta y no implementada, describe un procedimiento o método sistematizado para resolver problemas. En el ámbito de los algoritmos digitales, partimos de la siguiente definición: "cualquier procedimiento computacional bien definido que toma algún valor, o conjunto de valores, como entrada y produce algún valor, o conjunto de valores, como salida" (Mendelsohn, 2020). Un algoritmo es, por tanto, "una secuencia de pasos computacionales que transforman la entrada en la salida"; el estado descrito inicialmente se denominará *input* y la solución numérica será el *output* (Wilson y Keil, 1999).

Aunque este trabajo se centra en los algoritmos de fijación de precios, cabe señalar que los algoritmos que rastrean, clasifican y comparan datos de mercado (European Commission, 2016) también forman parte de infraestructuras de fijación de precios más amplias.

De esta manera, el proceso de personalización ha experimentado considerables mejoras gracias a los avances tecnológicos en lo que a análisis de datos y aprendizaje automático (*machine learning*) se refiere. En la era de la información el *Big Data* ha facilitado el uso de técnicas algorítmicas extraordinariamente eficientes para fijar, controlar y corregir los precios ante los vertiginosos cambios en el mercado. La recogida automatizada de

información y la fijación de precios pueden hacer que la respuesta a que un competidor cambie su precio se produzca en cuestión de minutos, mientras que sin el uso de algoritmos la respuesta podría demorarse días.

Como ejemplo, ya en 2011, en Amazon, el precio del libro "*The Making of a Fly*" se elevó a 23 millones de dólares debido a una espiral de competencia algorítmica entre dos vendedores. Cada vendedor utilizó algoritmos para ajustar automáticamente los precios de acuerdo con el precio del otro, sin un límite establecido, lo que resultó en un ciclo de retroalimentación positiva que aumentó exponencialmente los precios. Esta situación irracional se corrigió cuando uno de los vendedores intervino manualmente y ajustó el precio a un nivel más razonable, 106.23 dólares. Este caso parece ilustrar un ejemplo falta de "controles de cordura" en los algoritmos, más que de una conducta anticompetitiva. Sin embargo, demuestra cómo la falta de intervención humana en la fijación algorítmica de precios puede dar lugar a resultados claramente no deseados (OFT, 2013).

Como podemos apreciar, algunos algoritmos de fijación de precios se han diseñado para seguir reglas sencillas, como igualar el precio más bajo de la competencia o mantenerse dentro del cuartil inferior de precios. De hecho, Amazon ofrece directamente a los vendedores de su plataforma la función "igualar el precio más bajo". Esto permite a cada vendedor igualar el precio más bajo ofrecido por sus competidores y elegir, a su vez, qué competidores igualar basándose en una combinación de condiciones del anuncio, método de entrega, valoración de los clientes y tiempo de gestión.

Resulta así evidente que la personalización algorítmica de precios en el comercio electrónico ha transformado la dinámica del mercado, ofreciendo beneficios y desafíos tanto a las empresas como a los consumidores.

Desde la perspectiva de los consumidores, aunque no sea evidente a primera vista, la personalización algorítmica puede representar tanto oportunidades como inconvenientes. Por un lado, permite a los consumidores de "gama baja" acceder a productos y servicios que antes podrían haber estado fuera de su alcance, mejorando así su bienestar económico y su satisfacción. Además, al adaptar los precios a las necesidades y preferencias individuales, los consumidores pueden beneficiarse de ofertas y promociones que se ajustan mejor a sus comportamientos de compra y capacidad financiera.

Sin embargo, y de manera más intuitiva, esta práctica también puede generar considerables preocupaciones. Algunos pueden percibir la fijación de precios

personalizados como injusta o abusiva, lo que podría minar la confianza en los mercados digitales y afectar a su voluntad de participar en ellos. Existe, además, el riesgo de que los consumidores menos informados o vulnerables sean explotados mediante precios más altos, lo que podría tener un impacto negativo en su bienestar económico.

Desde la perspectiva empresarial, la fijación de precios personalizados ofrece beneficios tangibles, pues el uso de algoritmos reduce el coste de actualizar los precios y facilita una frecuencia regular de fijación de estos. Las empresas pueden optimizar sus ingresos al capturar el excedente del consumidor y evitar dejar desatendidos segmentos de mercado menos sensibles al precio. Además, esta práctica puede estimular la innovación, ya que las empresas buscan diferenciarse en el mercado o justificar precios más altos mediante la mejora continua de sus productos y servicios.

No obstante, la implementación de precios personalizados también conlleva una serie de desafíos para las propias compañías. Como hemos comentado, las empresas se pueden enfrentar a reacciones negativas por parte de los consumidores si perciben que se están aprovechando de ellos o si no comprenden cómo se determinan los precios; lo que podría afectar la reputación de la empresa. Además, las empresas pueden encontrar obstáculos tecnológicos y de datos en la implementación de sistemas de fijación de precios personalizados, limitando su efectividad y ética en el mercado.

En términos de competencia y como se verá más adelante en profundidad (VII. Efectos en la competencia de los precios personalizados algorítmicos), hemos de tener en cuenta que la fijación de precios personalizados puede tener un impacto significativo. Por un lado, puede promover la eficiencia en el mercado al incentivar la innovación y la mejora continua para satisfacer las necesidades específicas de los consumidores. Además, puede mejorar el bienestar del consumidor al generar una mayor variedad de opciones y mejores ofertas en el mercado.

Sin embargo, también plantea dificultades. Uno de los principales riesgos es el aumento de la uniformidad de precios entre competidores. Cuando las empresas utilizan algoritmos de fijación de precios, existe la posibilidad de que estos algoritmos converjan en rangos de precios similares para productos o servicios similares. Esto puede reducir la diferenciación entre competidores y disminuir la competencia basada en precios, lo que limita las opciones disponibles para los consumidores y lleva potencialmente a un aumento generalizado de los precios en el mercado.

Igualmente, existe la preocupación de que los algoritmos de fijación de precios puedan facilitar la colusión implícita entre competidores. Estos algoritmos pueden seguir

estrictamente las normas de fijación de precios acordadas entre competidores, detectar y sancionar rápidamente cualquier desviación de estos acuerdos, y reducir la incertidumbre en torno a la información de precios. Esto crea un entorno más estable y rentable para los cárteles, ya que impide que los empleados humanos tomen decisiones que violen los acuerdos de colusión, dificultando la detección de tales prácticas por parte de las autoridades de competencia.

3.2. Datos personales utilizados para su fijación.

Como señala, Harvard Business Review (2017), los empresarios determinan la disposición de los consumidores a pagar por ciertos productos o servicios a partir de las características y comportamientos en línea específicos de los consumidores (por ejemplo, la ubicación de los consumidores, el dispositivo utilizado, el sistema operativo, los productos visualizados, etc.) y posteriormente ofrecer precios adaptados a los diferentes perfiles de consumidores.

Los datos son el nuevo petróleo (Zuboff, 2018). La extracción de datos personales con el fin de perfeccionar la previsibilidad del comportamiento de los consumidores pretende determinar el momento, el lugar y la forma óptimos para intervenir o influir, incluso modificar, los comportamientos de los consumidores en beneficio de los proveedores.

Pero ¿qué tipo de datos personales recopilan las empresas en línea para proporcionar precios personalizados a los consumidores?

Las posibilidades de recopilación de datos en el mercado en línea son prácticamente infinitas. Esto se debe tanto a la proliferación de tecnologías de seguimiento y emparejamiento de datos como al hecho de que los usuarios de Internet a menudo proporcionan estos datos sin ser conscientes de que se utilizarán para diversos fines. Bajo la apariencia de unas enrevesadas condiciones de uso que nadie lee, pero todo el mundo "acepta" y unas normas sobre privacidad que se han visto notablemente desbordadas por la materia, la realidad es que las empresas tienen acceso a una gran variedad de datos que les permite acceder a los rincones más confidenciales de la vida de los consumidores.

En un análisis detallado sobre los precios personalizados, un informe del Comité de Competencia de la OCDE identificó tres categorías de información personal disponible o extrapolada por intermediarios y proveedores de análisis de datos (OECD, 2013): (i) "datos proporcionados voluntariamente" (por ejemplo, al crear cuentas de usuario en línea, publicar en redes sociales o blogs se proporciona información como el nombre,

fecha de nacimiento, número de teléfono, dirección de correo electrónico, dirección postal...); (ii) "datos observados" o semipúblicos (tales como dirección IP, sistema operativo, historial de compras, visitas a sitios web, velocidad de clics, ubicación del usuario, historial de búsqueda y actividad en redes sociales); y (iii) "datos inferidos o indirectos" (obtenidos después de analizar y combinar diferentes parámetros como son los ingresos, estado de salud, receptividad a la publicidad, lealtad del consumidor, ideología, aficiones y sesgos de comportamiento).

Para la fijación algorítmica, es crucial considerar toda la información que permita construir el perfil de comportamiento y poder adquisitivo de cada consumidor. Esto incluye tanto a clientes habituales como ocasionales, y permite diferenciar entre el consumidor fiel "perezoso", que no compara precios, y el comprador activo, que navega de un sitio web a otro.

La sensibilidad de los datos recopilados por las empresas en línea es un tema de gran importancia, especialmente en el contexto del Reglamento General de Protección de Datos (RGPD) de la Unión Europea, vigente desde el 25 de mayo de 2018. Este reglamento prohíbe el procesamiento de ciertas categorías de datos personales, como la información sobre origen racial o étnico, opiniones políticas, creencias religiosas o datos genéticos, a menos que se aplique una excepción específica. También existe una prohibición similar bajo la Directiva de Privacidad Electrónica de la UE (Directiva 2002/58/CE del Parlamento Europeo y del Consejo, de 12 de julio de 2002), que impide la interferencia con la confidencialidad de las comunicaciones y los datos de tráfico sin el consentimiento de los usuarios afectados.

Por un lado, conviene señalar que, aunque las empresas pueden recopilar datos sensibles, el propósito principal de la personalización en línea no es revelar la identidad del individuo, sino segmentar a los usuarios en grupos específicos. Esto es, generalmente no buscan identificar a las personas individualmente, sino obtener información sobre sus intereses y características para personalizar las ofertas de manera más efectiva.

Sin embargo, por otro lado, a pesar de los esfuerzos de las empresas por anonimizar los datos recopilados, existen riesgos potenciales para la privacidad de los consumidores. Las técnicas de anonimización pueden reducir estos riesgos, pero no garantizan completamente la privacidad de los datos. Por lo tanto, es fundamental abordar estas preocupaciones y garantizar que la recopilación y el uso de datos sensibles se realicen de manera ética y transparente, en cumplimiento con las regulaciones de protección de datos.

3.3. Condiciones del mercado para la fijación de precios algorítmicos.

Las organizaciones internacionales, las oficinas y agencias gubernamentales y los académicos que han estudiado de cerca la fijación algorítmica de precios personalizados son prudentes a la hora de pronunciarse sobre el ámbito en el que se está produciendo (Comité de Competencia de la OCDE, 2018).

Este enfoque cauteloso resulta desconcertante a la luz de los crecientes indicios de que realmente se están llevando a cabo estas prácticas en el mercado. Sin embargo, no es del todo sorprendente, dado que la fijación de precios personalizados mediante algoritmos no es fácil de detectar.

Tradicionalmente, la teoría económica ha establecido importantes condiciones previas para que se produzca la fijación personalizada de precios. A esto se suma la rápida mejora en la capacidad de predicción de las herramientas de aprendizaje automático y la profunda transformación del entorno de los mercados en línea, lo que exige una revisión de la teoría económica tradicional y de la medida en que esta práctica se está llevando a cabo.

La literatura económica se refiere habitualmente a la existencia de tres condiciones para que se produzca la fijación personalizada de precios. La primera de ellas debe ser la capacidad para evaluar la disposición individual a pagar de los consumidores. Esto es, para que los precios personalizados sean verdaderamente efectivos, los proveedores deben tener acceso a datos precisos que les permitan aproximarse lo máximo posible, dentro de un margen de error razonable, a la disposición a pagar de los consumidores.

Como señalaba el Consejo de Asesores Económicos de la Casa Blanca "el big data ha reducido los costes de recopilar información a nivel de cliente, facilitando que los vendedores identifiquen nuevos segmentos de clientes y dirijan esas poblaciones con planes de marketing y precios personalizados." (*Council of Economic Advisers*, 2015). Ahora bien, el mero acceso a una gran cantidad de datos no garantiza conocer con exactitud el precio de reserva de un consumidor. Muchos elementos, incluidas las preferencias de los consumidores, son difíciles de predecir y medir.

El objetivo final de los productos y la economía del "mercado de predicciones del comportamiento" (*behavioral futures market*) es eliminar al máximo la incertidumbre en la predicción del comportamiento humano (Zuboff, 2018). Aunque en el pasado existían dudas legítimas sobre la efectividad de las herramientas de predicción de datos, parece que estas posturas están perdiendo fuerza con el rápido desarrollo y expansión de la economía basada en la recopilación de información. Si las autoridades encargadas de

hacer cumplir la ley no reconocen y supervisan de cerca las implicaciones de este cambio, así como las preocupaciones que surgen en torno al uso de los datos personales de los consumidores, existirá el riesgo de enfrentar consecuencias no deseadas.

Otra condición fundamental, frecuentemente mencionada para que la fijación de precios personalizada sea atractiva, es la limitada capacidad de los consumidores para revender los bienes o servicios adquiridos, ya que esto podría dar lugar a arbitraje (Chapdelaine, 2020). No obstante, la creación de un mercado que compita con el de los proveedores, en el cual los consumidores que compran a un precio bajo puedan revender el producto a consumidores dispuestos a pagar un precio alto, no es factible en todos los casos. Por ejemplo, en el caso de servicios como los billetes de avión, el alojamiento en hoteles o las suscripciones en línea a películas o música, el arbitraje no es posible debido a las restricciones a la transmisión incluidas en el contrato. Por otro lado, podría ser más difícil evitar el arbitraje en la venta de bienes duraderos tangibles, como equipos informáticos, cosméticos o ropa, en comparación con bienes tangibles perecederos o menos caros para los que el arbitraje sería menos atractivo (OECD, 2018).

En la era de los algoritmos cada vez más sofisticados hemos de reconsiderar esta suposición de arbitraje limitado. La personalización de los precios puede manifestarse de manera sutil, gradual o incluso oculta, lo que dificulta que los compradores reconozcan la necesidad de revender los productos o servicios adquiridos para obtener un mejor precio. Asimismo, a medida que las estrategias de fijación de precios se vuelven más complejas, la capacidad de los compradores para determinar precios alternativos competitivos puede verse disminuida (Miller, 2014). Como resultado, se crean condiciones propicias para que la fijación de precios personalizada se aplique a una gama más amplia de bienes y servicios, desafiando aún más el equilibrio entre los intereses de los consumidores y los proveedores en el mercado.

En tercer lugar, según los principios de la economía tradicional, es necesario que el proveedor tenga un cierto grado de poder de mercado para que la implementación de precios personalizados sea efectiva (Townley, Morrison y Yeung, 2017). Es cierto que resulta tentador tratar de aproximarse lo máximo posible al precio de reserva del consumidor, pero las empresas tampoco pretenden perder ventas fijando precios demasiado altos para los productos o servicios que ofrecen. La teoría económica convencional sostiene que en un mercado competitivo las prácticas de fijación de precios tienden a regularse por sí mismas. Así, como sabemos, en un mercado perfectamente competitivo, los precios tienden a igualar el coste marginal para todos los consumidores, lo que, al menos teóricamente, dificulta la implementación de precios personalizados.

Este poder de mercado puede manifestarse a través de economías de escala, programas de fidelidad y costes asociados al cambio de proveedor, entre otros. Además, las plataformas de grandes minoristas (por ejemplo, Amazon o eBay) pueden ejercer poder de mercado al prometer eficiencia mediante la minimización de los costes de búsqueda y al establecer una relación de confianza con los consumidores sobre precios competitivos. Esto nos lleva a la conclusión de que los proveedores no necesitan tener un monopolio para implementar la fijación de precios personalizada; esta práctica puede ocurrir en mercados (imperfectamente) competitivos.

Más allá de estos tres requisitos considerados, quizás la condición más característica de la fijación algorítmica de precios es la capacidad para ocultar la existencia de estos (Bar-Gill, 2019). Como se ha tratado con anterioridad, la adopción de precios personalizados plantea una dualidad para consumidores y proveedores. En términos generales, los consumidores tienden a percibir estos precios como injustos, lo que puede generar descontento y afectar la relación con la empresa. De esta manera, los proveedores se enfrentan el dilema de maximizar sus beneficios individuales al ajustar precios según la disposición a pagar de cada cliente, asumiendo en consecuencia el riesgo de desagradar a los clientes.

La detección de precios personalizados es compleja, ya que el procesamiento de datos y los algoritmos permiten la combinación de diversas prácticas al mismo tiempo. Esto es, la fijación de precios personalizados es mucho menos discernible cuando se entrelaza, por ejemplo, con la fijación de precios dinámica basada en la oferta y demanda en tiempo real, como ocurre en el mercado de billetes de avión línea o en la industria hotelera.

Bar-Gill argumenta que la fijación de precios personalizada puede ser más probable cuando los puntos de comparación entre productos son más difíciles dadas las variaciones u opciones entre productos similares o cuando es más difícil conocer lo que otros consumidores están pagando por el mismo producto.

Incluso en situaciones donde se presenta de forma más evidente esta discriminación de precios, como puede ser al ofrecer precios diferentes a los consumidores según el método de pago utilizado, los proveedores suelen revelar su estrategia de precios de manera “favorable”; en el supuesto mencionado, presentando descuentos por pago en efectivo en lugar de recargos por pago con tarjeta de crédito (Ezrachi y Stucke, 2016). Esta práctica, junto con otras, contribuye a la opacidad de los precios personalizados. Además, factores como el temor a acusaciones de colusión con competidores también influyen en esta falta de transparencia en la fijación de precios.

Podemos concluir, por tanto, que la mejora de la calidad de las herramientas algorítmicas predictivas del comportamiento que posibilitan una fijación de precios automática, junto con la relativa facilidad para ocultar esta práctica comercial y la dificultad para que los consumidores encuentren alternativas competitivas a través de esquemas de precios y publicidad (Pasquale, 2015), arrojan nueva luz sobre los factores tradicionalmente necesarios para que ocurra la fijación de precios personalizada, como evaluar la disposición del consumidor a pagar, el arbitraje limitado y la existencia de poder de mercado.

3.4. Pruebas empíricas del uso de algoritmos.

La fijación de precios algorítmica ha emergido como una práctica cada vez más común en diversos mercados, tanto en línea como fuera de línea. Aunque su presencia puede ser sutil y sus efectos pueden ser difíciles de medir, varios estudios y casos prácticos ofrecen evidencia de su existencia y aplicación.

La fijación de precios algorítmica ha suscitado un interés creciente tanto en el ámbito académico como en el público en general. Esta práctica, que implica el uso de algoritmos para establecer precios de manera dinámica, ha sido objeto de diversas investigaciones que buscan comprender su alcance, impacto y prevalencia en diferentes industrias.

A través de un análisis de diferentes estudios, se presenta una evidencia empírica que respalda la existencia y aplicación de la fijación de precios algorítmica en la práctica. Por ejemplo, investigaciones como la llevada a cabo por la *Office of Fair Trading* de Reino Unido en 2013, así como el informe de la *Commission Nationale de l'Informatique et des Libertés* en 2014 (Rott, Strycharz y Alleweldt, 2022), inicialmente sugirieron que la personalización de precios no era una práctica generalizada.

Sin embargo, estudios más recientes han arrojado luz sobre la complejidad y la presencia real de esta estrategia. Así, recientes investigaciones han revelado que importantes actores en el comercio minorista en línea, como Amazon, utilizan algoritmos para ajustar los precios de manera dinámica. En el pasado, Amazon enfrentó controversias cuando se descubrió que cobraba precios más altos a los clientes habituales que a los nuevos, mostrando así una forma de discriminación de precios basada en el historial de compras.

Un estudio realizado para la Comisión Europea en 2014, que involucró la realización de compras misteriosas en ocho Estados miembros y cuatro sectores de mercado diferentes, reveló que, si bien las diferencias de precios eran poco comunes, aún existían en aproximadamente el 6% de las situaciones analizadas. Además, investigaciones como

la de Vissers et al. en 2014 y una encuesta de consumidores en los Países Bajos en 2016 indicaron que una proporción significativa de consumidores había experimentado personalización de precios en línea.

La industria de las aerolíneas también ha sido un terreno fértil para la fijación de precios algorítmica. En este sector altamente competitivo, las compañías aéreas han recurrido a algoritmos sofisticados para ajustar dinámicamente los precios de los billetes en función de una variedad de factores, como la demanda, la disponibilidad de asientos y el tiempo restante hasta la fecha de salida del vuelo. Esto ha llevado a casos donde los precios de los billetes pueden variar significativamente en cuestión de horas o incluso minutos, lo que refleja la capacidad de los algoritmos para adaptarse rápidamente a las condiciones del mercado.

Incluso los establecimientos físicos están empleando algoritmos para realizar discriminación de precios. Algunas tiendas utilizan cupones personalizados, a veces en formato digital, que se basan en datos recopilados sobre los consumidores. En un enfoque aún más dinámico, la empresa multinacional británica B&Q llevó a cabo pruebas en sus tiendas físicas utilizando etiquetas de precios digitales que interactuaban con los dispositivos móviles de los clientes, ajustando así los precios mostrados según la información de la tarjeta de fidelización del cliente y sus patrones de compra (Bar-Gill, 2019).

En 2013, el CEO de Safeway hizo una predicción sobre el futuro del comercio minorista, sugiriendo que "llegará un momento en el que los precios en los estantes serán relativamente irrelevantes porque podremos ofrecer una personalización muy precisa a los consumidores". Amazon ha comenzado a implementar la tecnología "*Just Walk Out*" en algunos de sus establecimientos Amazon Fresh y Whole Foods Markets. Esta tecnología utiliza cámaras y sensores para rastrear los productos que los compradores colocan en sus carritos y luego realiza el cobro automáticamente cuando estos salen de la tienda, sin necesidad de pasar por un cajero ni hacer fila en la caja.

En 2020, IKEA comenzó a cobrar precios diferentes a los consumidores en su tienda de Dubái, según cuánto tiempo viajaron los consumidores para llegar allí. Al pagar, un cajero de IKEA "ejecutaría un algoritmo que tendría en cuenta el tiempo transcurrido, la distancia recorrida y el salario por hora promedio de un trabajador de Dubái para calcular el valor monetario del viaje. La tienda luego ofrecería ese valor como forma de moneda" (Bertini y Koenigsberg, 2021). Este algoritmo de fijación de precios creó precios más personalizados sin realizar fijación de precios dinámica.

Otros casos destacados incluyen el uso de algoritmos para personalizar precios en sitios web de comercio electrónico, como Home Depot, que ajustan los precios según la geolocalización, el historial de navegación y otros datos del consumidor.

La Autoridad de Consumidores y Mercados de los Países Bajos (*Autoriteit Consument & Markt*, ACM) también encontró evidencia de personalización de precios en el sitio web de comercio electrónico Wish, una plataforma estadounidense que ofrece una amplia variedad de productos a consumidores de diferentes regiones. La técnica consistía en ofrecer precios distintos a los consumidores según su historial de compras, ubicación geográfica y otros criterios.

Aunque Wish había comunicado en un folleto para inversores que utilizaba esta práctica en Estados Unidos, no lo había revelado explícitamente a los consumidores en su sitio web. Por lo tanto, los usuarios no eran conscientes de que se les presentaban diferentes precios. A raíz de una solicitud de la ACM, Wish proporcionó detalles sobre cómo funcionaba esta personalización de precios. Tras evaluar la situación, se determinó que estas prácticas infringían las normativas de la Unión Europea en materia de protección al consumidor y la ACM solicitó a la empresa que comunicara de manera transparente la aplicación de la personalización de precios. En consecuencia, Wish optó directamente por suspender esta práctica (Rott, Strycharz, y Alleweldt, 2022).

La literatura académica y los informes de expertos también han subrayado los desafíos asociados con la detección y comprensión de la fijación de precios algorítmica. La opacidad deliberada por parte de algunas empresas, la complejidad de los algoritmos utilizados y la falta de transparencia en las prácticas comerciales han dificultado la evaluación exhaustiva de esta estrategia.

Estos casos, junto con estudios y análisis de expertos, proporcionan pruebas concretas de que la fijación de precios algorítmica es una realidad en muchos mercados. A medida que las empresas continúan aprovechando la tecnología y los datos para mejorar su competitividad, es probable que esta práctica siga evolucionando y planteando desafíos tanto para los consumidores como para los legisladores.

Todo ello nos permite concluir que, si bien persisten los desafíos para comprender completamente la fijación de precios algorítmica, la evidencia empírica disponible sugiere que esta práctica está presente en diversos sectores y puede tener un impacto significativo en el bienestar de los consumidores y en la competencia en el mercado. Las investigaciones continúan avanzando para abordar estas cuestiones y proporcionar una

comprensión más completa de la naturaleza y las implicaciones de la fijación de precios algorítmica en la economía actual.

3.5. Nivel de aceptación de los consumidores al uso de algoritmos.

La aceptación de los precios personalizados por parte de los consumidores es un tema que ha suscitado un amplio debate en diversos ámbitos, desde la esfera académica hasta la opinión pública. A diferencia de los precios dinámicos, que han sido objeto, quizás, de menos controversia, los precios personalizados y muy en particular, los precios personalizados algorítmicos, han generado desconfianza y preocupación entre los consumidores, especialmente debido a la percepción de que estas prácticas comerciales pueden violar normas implícitas de equidad y transparencia en las relaciones comerciales.

La aplicación de algoritmos para la fijación de precios implica una mayor profundidad en la individualización de los precios, lo que conlleva el análisis detallado de datos personales de los consumidores. Uno de los principales problemas es la percepción de “traición” por parte de los consumidores. La traición percibida surge cuando los consumidores sienten que una empresa ha violado deliberadamente las normas implícitas de una relación comercial (Chapdelaine, 2020). Esta sensación de engaño puede contemplarse desde distintos ángulos como la falta de transparencia en las prácticas comerciales o la manipulación de la información del consumidor para obtener una ventaja financiera.

Cuando los consumidores tienen esta impresión se desencadenan una serie de emociones negativas como la ira, la decepción, la desconfianza y la frustración (Seele, et. al, 2021). Estas emociones pueden tener un impacto significativo en la percepción del consumidor sobre la marca y la empresa en cuestión, impactando en su imagen y reputación. Los consumidores que se sienten traicionados pueden tornarse menos leales a la empresa, lo que puede resultar en una disminución en la frecuencia de compra y en la predisposición a interactuar nuevamente con la marca.

Además, llegado un extremo, la traición percibida puede influir en la percepción que los consumidores tienen sobre la industria o el mercado en el que opera la empresa (Wu, et al., 2022).

Las encuestas de consumidores disponibles indican un fuerte rechazo por parte de los consumidores hacia los precios discriminatorios. En una encuesta de 1.500 hogares estadounidenses publicada en 2005, el 91% de los encuestados se opuso rotundamente

a que los minoristas cobraran precios diferentes por el mismo producto basándose en la recopilación de información personal (Turrow, et al. 2005). En otra encuesta realizada por la Comisión de la UE en 2018 con más de 20.000 consumidores, tan solo el 8% de los consumidores consideraba que tales prácticas eran beneficiosas y el porcentaje de consumidores que se oponía rotundamente era de alrededor del 33%, sumando un gran porcentaje de consumidores neutrales o que no sabían la respuesta (Organisation for Economic Co-operation and Development Competition Committee, 2018).

Cuando se sacan a la luz las prácticas de precios personalizados de determinados proveedores, éstos no suelen tardar en alegar errores del sistema o un mero período de prueba y declaran el fin de la práctica en su totalidad (Abnett, 2015). Como resultado de la desaprobación general de los consumidores de los precios discriminatorios debido a su percepción de que son injustos (Poort, & Zuiderveen Borgesius, 2019), los minoristas se abstienen de llevar a cabo esta práctica o la llevan a cabo “en secreto”.

En este punto, la transparencia juega un papel fundamental en la aceptación de los precios personalizados por parte de los consumidores (Rott, et. al., 2022). Cuando las empresas son transparentes sobre cómo se personalizan los precios y ofrecen a los consumidores la oportunidad de comparar los precios con otros, la aceptación tiende a ser mayor. Sin embargo, la efectividad de esta transparencia depende, por un lado, de la motivación y conocimientos de los consumidores y, por otro, de la forma en que se presenta la información.

A fin de cuentas, la aceptación de los precios personalizados algorítmicos depende en buena medida de la percepción de equidad y transparencia. Las empresas deben ser conscientes de los riesgos de traición percibida y esforzarse en construir relaciones basadas en la confianza y la satisfacción del cliente.

4. IMPLEMENTACION DE LOS PRECIOS PERSONALIZADOS ALGORÍTMICOS.

4.1. Machine Learning. Origen y concepto.

4.1.1. Breve evolución histórica del machine learning: hitos significativos.

La historia del *machine learning* es una travesía compleja que se ha extendido a lo largo de décadas y ha estado caracterizada por una serie de hitos innovadores que han definido su evolución y su impacto en el mundo tecnológico.

En los albores de la informática, en la década de 1940, Walter Pitts y Warren McCulloch propusieron un modelo matemático revolucionario de redes neuronales en su trabajo

seminal "*A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity*". Esta obra, pionera en su enfoque, abrió las puertas hacia la comprensión de la computación basada en sistemas neuronales, un concepto fundamental en el posterior desarrollo del *machine learning*.

Durante la década de 1950, el trabajo de Arthur Samuel destacó por su innovación al desarrollar un programa de computadora capaz de jugar a las damas con un nivel de habilidad impresionante. Lo más notable de este logro fue que el programa no solo ejecutaba movimientos predefinidos, sino que también aprendía y mejoraba con la experiencia, lo que condujo a la popularización del término "*machine learning*".

Años más tarde, en 1967, tuvo lugar el surgimiento del algoritmo "*the nearest neighbor algorithm*" desarrollado por Thomas Cover y Peter Hart, que estableció las bases para el reconocimiento de patrones en el campo del *machine learning*. Este algoritmo, basado en el principio de encontrar los casos más similares en un conjunto de datos, sentó las bases para numerosas aplicaciones posteriores en el reconocimiento de imágenes, la clasificación de datos y más.

A medida que avanzamos en el tiempo, la investigación en machine learning continuó floreciendo con importantes contribuciones. En 1979, Kunihiko Fukushima introdujo el neocognitron, un tipo específico de red neuronal convolucional que sentó las bases para los modernos sistemas de reconocimiento de imágenes. Y en 1990, Robert Schapire y Yoav Freund propusieron el algoritmo de Boosting, una técnica fundamental en el aprendizaje automático que ha encontrado aplicaciones en una amplia gama de áreas, desde la detección de fraudes hasta la clasificación de datos.

4.1.2. *Concepto de machine learning y su implementación en la práctica empresarial.*

El *machine learning* o aprendizaje automático es un campo de la inteligencia artificial que se ha vuelto fundamental en la era de la información. Se centra en desarrollar algoritmos y técnicas que permiten a los ordenadores aprender a partir de datos sin necesidad de ser programados explícitamente para cada tarea.

Los algoritmos de *machine learning* tienen la capacidad de mejorar su rendimiento a medida que se les suministran nuevos datos durante el proceso de entrenamiento. Cuanto mayor acceso tienen a datos representativos y abundantes, más eficaces se vuelven. Esta característica ha contribuido al creciente interés en el aprendizaje

automático, especialmente debido a la creciente disponibilidad de grandes volúmenes de datos (*Big Data*) y el avance en la potencia de cálculo de los ordenadores.

En contraste con la programación tradicional, donde se escribe un programa con una lógica determinada y se obtienen resultados cuando se ejecuta, en el *machine learning* se conocen los datos de entrada y los resultados esperados. La máquina desarrolla una lógica a partir de esa información disponible y su rendimiento y eficacia se evalúan con datos de prueba reservados.

En la práctica empresarial actual, los algoritmos de aprendizaje automático desempeñan un papel decisivo en la fijación de precios. Pueden analizar una amplia gama de datos, incluido el historial de compras de los clientes, la demanda del mercado, los precios de la competencia y las condiciones económicas globales. Con esta información, pueden identificar patrones y tendencias que no serían evidentes para los analistas humanos, lo que permite una fijación de precios más precisa y adaptada a cada cliente y situación.

Uno de los enfoques comunes es el uso de algoritmos de aprendizaje automático para establecer precios personalizados en tiempo real. Por ejemplo, en el comercio minorista en línea, los algoritmos pueden ajustar automáticamente los precios de los productos en función ya no solo de la demanda actual, la disponibilidad del inventario y otros factores relevantes, sino del interés, la preferencia, la necesidad, el poder adquisitivo o la huella digital. Esto puede resultar en precios más competitivos y una mejor optimización de los ingresos para la empresa.

Además, los algoritmos de *machine learning* pueden segmentar a los clientes en grupos con características similares y establecer precios personalizados para cada segmento. Así, un algoritmo puede identificar a los clientes que son más sensibles al precio y ofrecerles descuentos o promociones especiales para incentivar la compra. Al mismo tiempo, puede identificar a los clientes dispuestos a pagar más por productos *premium* y ajustar los precios en consecuencia.

Desde la estimación de precios de viviendas hasta la determinación del precio óptimo para la venta de productos de consumo, los algoritmos de *machine learning* se aplican en una variedad de casos para maximizar la función de beneficios empresariales mediante el cálculo de ese tan ansiado precio óptimo. Esto implica una colaboración multidisciplinaria en varias etapas que comienzan con la recopilación de datos, el entrenamiento colaborativo de modelos y la prestación de servicios a los usuarios finales. En el ámbito del aprendizaje automático personalizado, los sistemas tienen en

cuenta el contexto individual de cada usuario, identificando patrones comunes de variación entre diferentes usuarios.

4.2. Tipos de aprendizaje automático.

El aprendizaje automático es un ámbito extenso, que abarca numerosos y distintos enfoques. Aunque el presente trabajo no pretende ofrecer una visión completa de este campo, es común clasificar los algoritmos de aprendizaje automático en tres categorías principales, a partir de la información que utilicen.

- (a) El aprendizaje supervisado implica que un algoritmo aprende de un conjunto de datos de entrenamiento con salidas conocidas. Este proceso se basa en presentar al algoritmo datos de ejemplo y valores objetivo asociados para que, tras el entrenamiento, pueda predecir los valores objetivo correctos para nuevos ejemplos. Su rendimiento se evalúa comparando las predicciones con datos no usados durante el entrenamiento, como en la validación cruzada. Si las predicciones son incorrectas, el algoritmo se ajusta y el proceso continúa hasta alcanzar la precisión deseada.

El aprendizaje supervisado abarca dos tipos de tareas principales: análisis de regresión y clasificación. En la regresión, el resultado es un número real, como predecir el precio de una casa basado en características como tamaño y ubicación. En la clasificación, las entradas se dividen en clases, como puede ser determinar si un correo es spam o no. Aquí, el algoritmo aprende a clasificar correctamente a partir de un conjunto de entrenamiento con ejemplos y etiquetas de clase. La clasificación también se utiliza en el reconocimiento de patrones, como sucede en la segmentación de clientes en distintos grupos.

- (b) En el aprendizaje no supervisado, el algoritmo aprende patrones o estructuras directamente de los datos de entrada sin necesidad de etiquetas o ejemplos conocidos. Una tarea común en este tipo de aprendizaje es la agrupación de datos. El modelo deduce estructuras o patrones presentes en los datos de entrada para extraer reglas generales sin respuestas asociadas. El algoritmo reestructura los datos organizándolos por similitud, agrupando elementos similares en conjuntos separados. Como los ejemplos proporcionados no están etiquetados, no se evalúa la precisión de la estructura resultante.

Ejemplos de aprendizaje no supervisado incluyen la organización de noticias en categorías como política, finanzas y deportes, o sistemas de recomendación donde las sugerencias se basan en la estimación del grupo de consumidores al que más se parece un cliente. Esto permite sacar conclusiones sobre las preferencias del cliente y generar recomendaciones adecuadas. La detección de estructuras y patrones ocultos proporciona información adicional sobre el significado de los datos, lo que puede ser útil para los algoritmos de aprendizaje supervisado.

- (c) El aprendizaje por refuerzo es una técnica donde los algoritmos aprenden a tomar decisiones en un entorno interactivo para maximizar recompensas mediante "ensayo y error". A diferencia del aprendizaje supervisado y no supervisado, los algoritmos de aprendizaje por refuerzo reciben retroalimentación en forma de recompensas o penalizaciones según sus acciones, buscando maximizar la suma esperada de recompensas futuras. El proceso refuerza las acciones exitosas y encuentra un equilibrio entre explorar nuevas opciones y explotar la información conocida.

Un estudio de Chen y Wang (2020) mostró que los algoritmos de aprendizaje por refuerzo y los modelos de aprendizaje profundo mejoran significativamente la fijación dinámica de precios en el comercio electrónico, aumentando los ingresos en un 15%. Sin embargo, estos hallazgos pueden no ser aplicables a minoristas más pequeños y enfrentan desafíos en cuanto a la interpretabilidad y complejidad de los modelos.

Uno de los algoritmos pioneros y más simples en el ámbito del aprendizaje automático para la fijación de precios es la regla "Ganar-Continuar-Perder-Revertir". Este método básico ajusta los precios de manera incremental y evalúa el impacto en los ingresos. Si los ingresos aumentan, el algoritmo sigue ajustando los precios en la misma dirección; de lo contrario, realiza un ajuste en la dirección opuesta (Dimicco, Greenwald y Maes, 2001).

El método de aprendizaje Q, también conocido como Q-learning, se utiliza para maximizar el beneficio total acumulado a lo largo del tiempo mediante un proceso de "ensayo y error". Alterna entre "explotar" su conocimiento actual y "explorar" nuevas acciones para expandir su conocimiento. Sin embargo, uno de los inconvenientes del Q-

learning es que asume un entorno estático, mientras que, en realidad, la presencia de competidores que también están aprendiendo hace que el entorno sea dinámico.

Las redes neuronales artificiales (RNA) han ganado relevancia recientemente, siendo utilizadas en aplicaciones como AlphaGo y AlphaZero (Gal y Elkin-Koren, 2017). Estas redes se componen de unidades interconectadas llamadas "neuronas artificiales". Las RNA más simples tienen una sola capa de neuronas, mientras que el aprendizaje profundo utiliza RNA con múltiples capas, donde cada capa sirve como entrada para la siguiente (Nielsen, 2015).

Dentro de las RNA, las redes neuronales recurrentes (RNN) son útiles para datos secuenciales, aunque tienen dificultades para manejar dependencias a largo plazo. Para solucionar esto, se desarrollaron las Long Short-Term Memory (LSTM), que pueden recordar patrones durante períodos prolongados mediante células de memoria y una serie de puertas que regulan el flujo de información. Las LSTM son cruciales para tareas como la predicción de series temporales, por ejemplo, Spotify utiliza LSTM para mejorar sus recomendaciones de canciones, analizando patrones de escucha de los usuarios a lo largo del tiempo y sugiriendo canciones y listas de reproducción personalizadas que se ajusten a los gustos cambiantes de los oyentes.

Los algoritmos de aprendizaje profundo pueden demostrar gran versatilidad en su implementación, resultando en decisiones detalladas incluso en contextos complejos como los mercados reales. Las empresas pueden usar redes neuronales para estimar la demanda del mercado, evitando las hipótesis iniciales necesarias en los modelos econométricos convencionales. Sin embargo, la complejidad de las redes neuronales de aprendizaje profundo puede dificultar la comprensión del proceso de toma de decisiones, creando una "caja negra" que complica la transparencia para empresas y reguladores (Dobson, 2023).

4.3. Fases para el desarrollo de precios basados en algoritmos.

Hoy en día, la mayoría de las empresas manejan grandes volúmenes de datos y el machine learning destaca como la herramienta principal para aprovechar este recurso y generar un valor significativo para el negocio.

Sin embargo, dado que cada empresa y proyecto son únicos, es fundamental no pasar por alto todos los pasos necesarios para llevar a cabo un aprendizaje automático exitoso; pues solo de esta manera se pueden identificar y desarrollar soluciones de machine

learning que abarquen todo el proceso y que realmente puedan impactar positivamente en el negocio.

El objetivo del marco de las 4 fases es desglosar todas las tareas esenciales del aprendizaje automático y organizarlas de manera lógica. Al seguir este marco, se establece un proceso general que puede ser aplicado de manera universal a cualquier proyecto, sin importar la industria o el tipo de negocio al que pertenezca.

Recogida y depuración de datos	<p>La fase inicial implica recopilar datos relevantes y de calidad de diversas fuentes, como plataformas de redes sociales y búsquedas en línea. Estos datos, provenientes de fuentes internas y externas, incluyendo encuestas y datos públicos, deben ser limpiados y preparados antes del análisis y modelado.</p> <p>Este proceso puede consumir entre el 70% y el 90% del tiempo del proyecto e incluye abordar problemas como datos incompletos y transformar formatos no comprensibles. La visualización de datos es crucial para el Análisis Exploratorio de Datos (EDA), ayudando a identificar patrones y tendencias mediante gráficos y diagramas, lo que facilita una comprensión más clara y decisiones informadas.</p>
Entrenamiento del algoritmo	<p>El proceso de modelado en el aprendizaje automático combina matemáticas, ciencias de la computación y negocios para entrenar algoritmos que predicen basándose en datos. Los algoritmos identifican patrones y correlaciones, optimizando variables clave como precios para prever ventas y beneficios. Este modelo inicial se prueba y ajusta iterativamente para mejorar su precisión.</p> <p>Para validar la efectividad y generalización del modelo, se emplean técnicas de validación cruzada como pueden ser el holdout, k-fold cross validation y leave one out cross validation.</p> <p>La ingeniería de características es esencial, diseñando entradas óptimas para los algoritmos mediante procedimientos matemáticos, estadísticos y heurísticos, capturando relaciones complejas y contextuales en los datos. La calidad</p>

	de estas características afecta directamente la capacidad del modelo para aprender y hacer predicciones precisas.
Optimización basada en previsiones y análisis de los resultados	<p>En esta etapa crucial, se analiza el rendimiento del modelo de aprendizaje automático antes de su implementación práctica. El objetivo es evaluar su efectividad, precisión y alineación con los objetivos empresariales. Se revisan la coherencia de los resultados y se identifican posibles errores, comparándolos con los resultados esperados.</p> <p>Para mejorar el modelo, se ajustan hiperparámetros y se aplican enfoques de ingeniería de características. Este proceso iterativo de análisis y optimización busca reducir el error de predicción y mejorar la adaptabilidad del modelo a los cambios del entorno empresarial y del mercado, asegurando que el modelo genere un valor significativo para la empresa.</p>
Implementación de resultados	La última etapa consiste en implementar un modelo de aprendizaje automático en un entorno de producción para tomar decisiones automatizadas basadas en datos. Es esencial probar y evaluar la robustez, compatibilidad y escalabilidad del modelo. Esto puede realizarse a través de Plataformas como Servicio (PaaS) o Infraestructuras como Servicio (IaaS). Para aplicaciones en contenedores, se puede usar una plataforma de orquestación como Kubernetes para ajustar rápidamente el número de contenedores según la demanda.

Fuente: Medium (2021).

5. EFECTOS ECONÓMICOS DE LA FIJACIÓN DE PRECIOS PERSONALIZADA.

5.1. Impacto en la eficiencia estática.

El análisis del impacto en la eficiencia estática de la personalización de precios constituye un aspecto fundamental en la comprensión de las implicaciones económicas de esta estrategia. La eficiencia estática se refiere a la eficiencia asignativa de los recursos en un mercado dado, es decir, cómo se distribuyen los recursos entre los diferentes agentes económicos. La personalización de precios tiene el potencial de

influir en esta distribución al incentivar a las empresas para que ajusten los precios según las características y preferencias individuales de los consumidores.

Uno de los efectos destacados de la personalización de precios es su capacidad para aumentar la eficiencia asignativa al ofrecer precios más bajos a los consumidores de “gama baja”, quienes de otro modo podrían quedar desatendidos en un mercado con precios uniformes. Esta práctica permite que las empresas maximicen su alcance al atender a una mayor variedad de clientes, mientras que aún preservan la rentabilidad con precios más altos para los consumidores de gama alta.

El concepto de bienestar social, definido como la suma del excedente de los consumidores y de los productores en un mercado (Varian, 1985), se utiliza como medida para evaluar el impacto de la personalización de precios en la eficiencia estática. Se ha observado que, si bien la discriminación de precios tradicional ha mostrado un vínculo positivo con el bienestar social en diversas industrias, su efecto en la maximización del bienestar social no es determinante, ya que depende de si aumenta la producción total.

En contraposición, la teoría económica sugiere que los precios personalizados pueden mejorar la eficiencia estática más allá de la discriminación de precios tradicional. Esto se debe a la capacidad de las empresas para adaptar los precios a las valoraciones individuales de los consumidores, lo que potencialmente maximiza la producción transaccionada. Si los precios personalizados se ajustan a las valoraciones de los consumidores y no hay posibilidad de arbitraje, se considera óptimo servir a todos los consumidores cuya disposición a pagar supere el coste marginal de producción.

Con precios uniformes, las empresas con cierto poder de mercado tienden a mantener precios por encima del coste marginal, lo que restringe la producción total comercializada por debajo del óptimo social. En cambio, con precios personalizados, las empresas pueden atender de manera rentable a todos los consumidores, lo que aumenta el bienestar social al máximo. Es importante destacar que esta conclusión es válida para cualquier curva de precios personalizados entre la curva de demanda y la curva del coste marginal, y no exclusivamente para escenarios de discriminación de precios.

5.2. Impacto en los resultados de distribución.

La personalización de precios, si bien tiene el potencial de mejorar la eficiencia estática al maximizar el bienestar social, también influye en la forma en que se distribuye el

excedente entre los diferentes agentes económicos, lo que puede tener consecuencias significativas para algunos individuos.

En primer lugar, esta técnica tiende a generar una transferencia de excedente desde los consumidores con una alta disposición a pagar hacia aquellos con una menor disposición a pagar. Esto se refleja en la práctica de cobrar precios más bajos a los consumidores con mayor sensibilidad al precio y precios más altos a aquellos dispuestos a pagar más (OECD, 2017).

Asimismo, la personalización de precios puede afectar la distribución del excedente entre consumidores y productores. En algunos casos, esto puede resultar en una redistribución favorable para los consumidores, especialmente si los precios más bajos se acompañan de un aumento en la producción. Sin embargo, en otros casos, puede llevar a una mayor captura de valor por parte de las empresas, reduciendo así el excedente del consumidor.

Las pruebas empíricas sobre el impacto de la discriminación de precios tradicional en la distribución del excedente son mixtas. Algunos estudios sugieren que la discriminación de precios puede beneficiar a los consumidores al reducir los precios medios, mientras que otros indican que puede conducir a precios más altos y una pérdida de bienestar si no se acompaña de un aumento en la producción (Beckert, et. al., 2015).

En el caso de la fijación de precios personalizada, los efectos de redistribución pueden ser aún más pronunciados. Si la personalización de precios se acerca a la discriminación perfecta, el excedente económico puede ser capturado en su totalidad por las empresas, reduciendo así el bienestar del consumidor. Por otro lado, si la personalización es mínima y los precios son similares a los costes, la mayor parte del excedente podría ser capturada por los consumidores, aumentando así su bienestar.

En consecuencia, si bien la personalización de precios puede mejorar la eficiencia estática, sus efectos en los resultados de la distribución son ambiguos y pueden variar según las condiciones específicas del mercado y la agresividad de la competencia.

5.3. Impacto en la eficiencia dinámica.

La personalización de precios, puede tener un impacto significativo en la eficiencia dinámica de los mercados. Por un lado, al proporcionar a las empresas un mecanismo para aumentar los ingresos sin perder ventas, los precios personalizados pueden fomentar la innovación y la diferenciación, lo que potencialmente mejora la eficiencia

dinámica (OECD, 2016). Sin embargo y como hemos visto, en algunos casos, esta práctica también puede incentivar actividades rentistas que podrían reducir el bienestar social.

El efecto neto de la personalización de precios en la eficiencia dinámica depende en gran medida de las condiciones específicas del mercado. En entornos dinámicos e innovadores, como los mercados digitales, donde las empresas pueden obtener poder de mercado a través de la innovación y la diferenciación, es más probable que la personalización de precios mejore la eficiencia dinámica al aumentar las recompensas por la innovación futura. Además, si el poder de mercado es temporal y no se mantiene mediante prácticas anticompetitivas, la entrada de nuevos competidores podría llevar a que las ganancias en eficiencia se transfieran a los consumidores con el tiempo (Ezrachi y Stucke, 2016).

De esta manera, si tenemos en cuenta cómo la personalización de precios puede influir en la innovación de productos, se observa que, bajo precios uniformes, una empresa con poder de mercado solo puede capturar parte del valor de la innovación, ya que debe restringir la producción para mantener los precios altos. Sin embargo, bajo precios personalizados, la empresa puede capturar todo el valor de la innovación al cobrar a cada consumidor según su disposición a pagar por el nuevo producto, lo que a su vez incentiva la innovación.

Además del impacto en la innovación, la personalización de precios también puede afectar el riesgo de actividades rentistas, especialmente en industrias reguladas. Aunque en mercados altamente monopolizados, los precios personalizados pueden aumentar las ganancias y fomentar comportamientos rentistas, en entornos más competitivos, pueden impulsar la competencia y reducir este tipo de comportamiento.

Por tanto, si bien la personalización de precios puede crear incentivos para la innovación y la diferenciación, también puede promover comportamientos rentistas en algunas circunstancias. El efecto global sobre la eficiencia dinámica depende de las condiciones específicas del mercado y puede ser negativo en industrias altamente reguladas donde las empresas tienen cierto grado de poder de mercado.

5.4. Impacto en la equidad y la confianza.

Además de los efectos económicos tradicionales, los precios personalizados plantean preocupaciones sobre la equidad y la confianza que son más difíciles de abordar y evaluar. Las definiciones de justicia varían según las ciencias sociales y la aplicación de

principios generales de equidad puede resultar altamente subjetiva en situaciones concretas.

Una definición común de justicia, atribuida a John Rawls, describe una sociedad justa como aquella que garantiza igualdad de derechos básicos y una distribución equitativa de la riqueza. Dentro de este marco, evaluar la justicia de la fijación de precios personalizados implica determinar si las diferencias individuales entre consumidores son relevantes para establecer precios diferentes para un mismo producto (Rawls, 1985). Sin embargo, este juicio es complejo, ya que las diferencias en la disposición a pagar de los consumidores plantean interrogantes sobre qué justifica la discriminación de precios.

Las investigaciones sugieren que los consumidores, en líneas generales, tienden a percibir los precios personalizados como injustos. Por ejemplo, una encuesta realizada en los EE. UU. reveló que la gran mayoría de los encuestados se oponen firmemente a que los minoristas cobren precios diferentes por el mismo producto utilizando información personal (Narayanan, 2013). Sin embargo, la percepción de equidad puede variar dependiendo de cómo se implementen los precios personalizados. Algunos mecanismos, como ofrecer descuentos personalizados o permitir la participación del consumidor en la fijación de precios, pueden mitigar las preocupaciones sobre la equidad (Richards, Liaukonyte y Streletskay, 2016).

Otra preocupación importante es el impacto de los precios personalizados en la confianza del consumidor. Existe el riesgo de que la personalización de precios pueda socavar la confianza en los mercados en línea, especialmente cuando no se lleva a cabo de manera transparente o comprensible para los consumidores (OFT, 2013). La falta de transparencia en la fijación de precios personalizados puede generar desconfianza y afectar la participación de los consumidores en el comercio electrónico.

6. EFECTOS EN LA COMPETENCIA.

La implementación de precios personalizados algorítmicos ha transformado radicalmente la dinámica competitiva en los diversos mercados. Estos algoritmos, impulsados por la inteligencia artificial y el aprendizaje automático, han introducido (y continuarán haciéndolo) nuevas posibilidades en la fijación de precios y han generado efectos significativos en la competencia empresarial.

Hemos de comenzar señalando que la implementación de precios algorítmicos puede influir tanto en la colusión tácita como en la colusión explícita entre empresas competidoras. En el caso de la colusión tácita, que se observa especialmente en mercados transparentes con baja competencia, los algoritmos pueden facilitar la coordinación de precios sin necesidad de acuerdos explícitos. La capacidad de ajustar automáticamente los precios de acuerdo con las acciones de otras empresas y la búsqueda de maximizar beneficios puede incentivar a las empresas a mantener precios colusivos a largo plazo, lo que resultaría en mayores ganancias que si compitieran en precios (Harrington, 2012).

Por otro lado, la colusión explícita, como sabemos, implica acuerdos directos entre competidores para fijar precios. Los algoritmos de fijación de precios personalizados pueden ser utilizados por las empresas para establecer estrategias colusivas, ya sea mediante acuerdos explícitos o indirectamente facilitados por la naturaleza automatizada de los algoritmos (Ezrachi y Stucke, 2016).

Además, la externalización de la tarea de fijación de precios a empresas de software externas al mercado también puede influir en la posibilidad de colusión explícita. Cuando las empresas externalizan esta tarea, las empresas de software pueden diseñar algoritmos que fijen precios de acuerdo con las estrategias colusivas acordadas entre competidores.

En otro orden de cosas, uno de los impactos principales es la creación de barreras de entrada para nuevos participantes en el mercado. Si bien la tecnología puede reducir algunas barreras al ser, en cierta medida, accesible y fomentar la innovación, también puede generar nuevas. Las empresas establecidas, con acceso a gran cantidad de datos y algoritmos sofisticados, pueden automatizar estrategias agresivas para actuar ante nuevos competidores, dificultando su entrada y perpetuando la concentración del mercado en manos de unos pocos actores principales. Además, los precios personalizados algorítmicos pueden contribuir a la concentración del mercado al favorecer a las empresas más grandes con mayores recursos para invertir en tecnología (Calvano et al., 2018).

Una de las cuestiones más intrigantes de esta transformación es la forma en que los proveedores utilizan los datos personales para establecer y alterar precios, sin revelar información de fondo sobre cómo se fijan estos precios personalizados (Harrington Jr, 2021). La opacidad en torno a cómo se utilizan los datos personales para la fijación de precios puede socavar la confianza del consumidor en las empresas y en el mercado en general. Los consumidores pueden sentirse desconcertados o, incluso, engañados si no

comprenden por qué están viendo ciertos precios o por qué están recibiendo ofertas específicas. En todas las formas en que se fijan los precios personalizados, hay serias preocupaciones éticas y comerciales en juego.

7. CONSIDERACIONES NORMATIVAS EN TORNO A LOS PRECIOS PERSONALIZADOS ALGORÍTMICOS.

Hace tiempo que existen diversas formas de precios discriminatorios y, no sin razón, podemos decir que son habituales. Partiendo de una hipotética libertad de fijación de precios, salvo en el caso de precios predatorios y otras prácticas anticompetitivas, engañosas y contrarias a la legalidad vigente, los productores deberían ser libres para vender sus productos al precio que consideren oportuno siempre y cuando este se comunique de manera inequívoca a los consumidores.

Los consumidores comparan los productos con similares características y, en consecuencia, optarán por abandonar la transacción si el precio es superior al que están dispuestos a pagar. Como ha señalado tradicionalmente la teoría económica, el principal incentivo de los proveedores es la maximización del beneficio, lo que aparece muy ligado al volumen de ventas; por tanto y, al menos según esta perspectiva, las fuerzas del mercado se encargarán de mantener el equilibrio, garantizando que los precios sigan siendo competitivos.

Ahora bien, los precios personalizados han cuestionado de forma especialmente relevante estas bases. La creciente concentración de poder de mercado con productos suministrados a través de grandes plataformas de Internet hace más probable la discriminación de precios de primer grado o perfecta. Como ya se ha comentado, la práctica en línea de personalizar las opciones de producto y precio ofrecidas en función del consumidor hace más difícil y laborioso para estos encontrar precios competitivos para productos comparables. Las prácticas comerciales engañosas documentadas, conocidas como “patrones oscuros” (Warner, Fischer Lead Bipartisan Reintroduction of Legislation to Ban Manipulative, 2023), crean confusión e incitan a que las decisiones de compra se precipiten.

Por último, y fundamental para el presente debate, el poder de influir significativamente en las decisiones de los consumidores mediante el uso de sus datos personales inclina la balanza entre comprador y vendedor a favor de este último; incluso más de lo que lo ha estado nunca. La aceptabilidad de los precios personalizados mediante algoritmos

debe reconsiderarse en el contexto del poder que se esconde tras el uso masivo de datos personales y los cambios en las fuerzas del mercado.

Desde la perspectiva del derecho de la UE, la discriminación de precios algorítmica plantea desafíos en términos de la aplicación de las normas de competencia establecidas en el TFUE (Tratado de Funcionamiento de la Unión Europea). En particular, el artículo 102 del TFUE prohíbe el abuso de posición dominante en el mercado, lo cual incluye prácticas como la discriminación de precios, que puede distorsionar la competencia de manera injusta. Asimismo, el artículo 101 del TFUE prohíbe los acuerdos entre empresas que restrinjan la competencia, incluyendo, por tanto, acuerdos que tienen por objeto llevar a cabo prácticas discriminatorias.

En el contexto de la competencia desleal, la fijación de precios algorítmica plantea interrogantes en relación con la equidad y la protección del consumidor. Si los algoritmos utilizados para fijar precios discriminan de manera injusta a ciertos segmentos de la población, como consumidores vulnerables o minorías, esto podría plantear preocupaciones en términos de justicia social y protección del consumidor, lo cual también está en línea con los principios de competencia desleal en la UE.

Además, esta práctica puede tener implicaciones en términos de transparencia y acceso a la información para los consumidores. Si los algoritmos utilizados por las empresas no son transparentes y los consumidores no pueden entender cómo se determinan los precios personalizados, esto podría generar desconfianza y socavar la confianza en el mercado. En este sentido, la protección del consumidor y la promoción de la transparencia son aspectos clave a considerar en el análisis de la discriminación de precios algorítmica desde la perspectiva de la competencia desleal en la Unión Europea.

7.1. Normas discursivas predominantes. Eficacia, innovación y competencia.

El funcionamiento de las democracias liberales en economías de libre mercado se basa en la libertad de los proveedores para fijar precios según su criterio, reflejando la idea de que el valor de los bienes se determina por el juicio subjetivo de las partes en la transacción. La regla de oro del valor de mercado justo se sustenta en la disposición del comprador a pagar y del vendedor a aceptar, basándose en la autonomía de las partes y en la competencia para mantener precios competitivos.

Aunque se rechazan las teorías del "precio justo" con raíces en el derecho romano y medieval, las autoridades políticas pueden intervenir en situaciones excepcionales, como durante la pandemia del COVID-19, para prohibir prácticas abusivas de fijación de

precios. En general, la libertad del proveedor para establecer precios es la norma, salvo cuando se infringen leyes antidiscriminatorias, de derechos humanos o antimonopolio.

La regulación de las prácticas de fijación de precios es necesaria para evitar la discriminación injusta o anticompetitiva. La discriminación de precios algorítmica plantea desafíos regulatorios, especialmente en la Unión Europea, donde se busca equilibrar la eficiencia del mercado y la protección del consumidor. Aún no se han establecido normas jurídicas precisas al respecto. No obstante, dado el avance y la creciente relevancia de estas prácticas, es probable que en el futuro sea necesario implementar regulaciones específicas para garantizar la competencia leal y la protección del consumidor. Actualmente, la UE prohíbe el abuso de posición dominante, lo cual incluye la discriminación de precios que distorsione la competencia. Asimismo, prohíbe acuerdos entre empresas que restrinjan la competencia, lo cual podría abarcar prácticas de discriminación de precios algorítmica.

Además, esta discriminación plantea preocupaciones sobre la equidad y protección del consumidor, especialmente si los algoritmos discriminan a ciertos segmentos de la población. La opacidad de estos algoritmos puede generar desconfianza y socavar la integridad del mercado.

La regulación de la discriminación de precios algorítmica debe abordar tanto las implicaciones en términos de competencia como las preocupaciones relacionadas con la equidad y protección del consumidor. Es crucial que las autoridades de competencia y de protección al consumidor trabajen coordinadamente para garantizar un mercado justo, transparente y competitivo. La Directiva 2005/29/CE sobre prácticas comerciales desleales proporciona un marco jurídico relevante para abordar estas prácticas y proteger los intereses de los consumidores en el mercado.

7.2. Igualdad, equidad, privacidad, transparencia y autonomía.

En la era del comercio electrónico y la automatización, los precios personalizados algorítmicos han surgido como una práctica controvertida que plantea dilemas éticos en varias dimensiones: igualdad, equidad, privacidad, transparencia y autonomía del consumidor. Este fenómeno desafía las normas tradicionales de fijación de precios y plantea importantes preguntas sobre la ética comercial y la regulación para proteger los derechos del consumidor.

Primero, la igualdad es un punto central de debate. Los precios únicos estandarizaban las compras, pero los precios personalizados discriminan según características como la

ubicación y el historial de compras, desafiando el principio de igualdad de trato. Aunque la fijación de precios ha sido libre de intervención regulatoria, la discriminación injusta basada en características personales demanda protección contra posibles abusos.

La equidad es relevante, especialmente en la relación entre proveedor y consumidor. A pesar de que los tribunales suelen apoyarse en la libertad contractual, las prácticas deben adherirse a la buena fe, especialmente cuando hay disparidad de poder. En precios personalizados, la recopilación masiva de datos personales puede generar abusos de poder y falta de equidad, con algoritmos creando perfiles detallados que resultan en decisiones de precios injustas.

La privacidad es otro aspecto decisivo. La recopilación de datos personales para precios personalizados plantea preocupaciones sobre la intrusión en la privacidad del consumidor. Aunque la transparencia sobre el uso de datos podría mitigar preocupaciones, la magnitud de la información recopilada y la falta de control del consumidor sobre su uso generan serias dudas éticas. La opacidad sobre el uso de datos puede socavar la confianza del consumidor y comprometer su autonomía en la toma de decisiones informadas.

Finalmente, la transparencia, valorada por promover la autonomía del consumidor, puede verse socavada por la falta de claridad en los precios personalizados algorítmicos. La complejidad de los algoritmos y la opacidad en su funcionamiento dificultan que los consumidores comprendan plenamente cómo se determinan los precios y cómo se utilizan sus datos personales.

8. CASOS DE ESTUDIO.

8.1. Booking.com.

Booking.com es una plataforma líder a nivel mundial en reservas de alojamiento en línea, que ofrece una amplia gama de opciones para viajeros de todo el mundo. Fundada en 1996 y con sede en Amsterdam, Países Bajos, Booking.com forma parte de Booking Holdings Inc., que también incluye marcas como Priceline, Agoda, Rentalcars.com y Momondo. Con presencia en más de 220 países y territorios, Booking.com se ha convertido en el mayor agente de viajes en línea en términos de volumen de reservas.

Booking.com se ha posicionado como un referente en la industria de viajes en línea, brindando a los usuarios una amplia selección de opciones de alojamiento, precios competitivos y un servicio de atención al cliente muy completo, lo que lo convierte en una opción



Fuente: Booking.com

popular tanto para viajeros ocasionales como para aquellos que buscan experiencias de viaje más exclusivas y personalizadas.

La integración exitosa del machine learning en las operaciones de Booking.com ha permitido no solo mejorar la eficiencia interna, sino también ofrecer una experiencia adaptada a las necesidades individuales de cada usuario. Este enfoque centrado en el cliente ha sido fundamental para el éxito continuo de Booking.com en un mercado altamente competitivo.

Como recoge la propia plataforma en su página web “nuestra plataforma de aprendizaje automático nos permite ofrecer una experiencia de viaje personalizada a clientes de todo el mundo. Nuestros equipos utilizan técnicas avanzadas de aprendizaje automático para hacer frente a algunos de los retos más complejos, desde la detección de fraudes hasta la recomendación de la propiedad perfecta a nuestros clientes”. Como se puede apreciar, Booking.com emplea activamente el machine learning en diversas facetas de su negocio, desde la personalización de recomendaciones hasta la optimización de la experiencia del usuario. Uno de los usos más destacados es la fijación personalizada de precios, donde los algoritmos de machine learning juegan un papel crucial en la adaptación de los precios según la demanda y otros factores del mercado.

La fijación personalizada de precios en la industria hotelera ha sido objeto de estudio debido a su impacto significativo en la competitividad y rentabilidad de los establecimientos. En este contexto, el empleo de algoritmos en la fijación de precios emerge como una herramienta poderosa para adaptar los precios en tiempo real, respondiendo a las fluctuaciones del mercado y, muy en particular, al comportamiento de los clientes.

La fijación de precios en Booking.com se basa en algoritmos de machine learning que analizan una gran variedad de datos, incluidos la demanda histórica, la disponibilidad de habitaciones, eventos locales, la competencia y el interés de los usuarios por cada alojamiento. Estos algoritmos ajustan automáticamente los precios en tiempo real para maximizar los ingresos y la ocupación, manteniendo así la competitividad en el mercado.

Hemos de tener en cuenta en este punto que, más allá de su función principal como motor de reservas, Booking.com también se destaca por su manejo de datos personales (Yuan, et. al.,2023). Al registrar una cuenta en la plataforma, los usuarios deben proporcionar información personal, como nombre, direcciones de correo electrónico, fechas de nacimiento y preferencias de viaje. Además, durante el proceso de reserva,

los usuarios pueden proporcionar detalles adicionales, como información de pago y preferencias de habitación.

La recopilación y el procesamiento de estos datos personales son fundamentales para el funcionamiento de Booking.com, ya que permiten personalizar la experiencia del usuario, ofrecer recomendaciones de alojamiento relevantes y facilitar el proceso de reserva. Sin embargo, el manejo de esa información también plantea preocupaciones importantes sobre privacidad y seguridad, especialmente en un entorno en línea donde la protección de datos es una prioridad cada vez mayor.

Una observación recurrente en la experiencia de los usuarios al interactuar con Booking.com de cara a reservar un alojamiento en línea, es la dinámica de disponibilidad y recomendaciones. En este contexto, se ha experimentado que, tras visualizar un alojamiento en particular, es común que a los pocos días este no esté disponible. Sin embargo, en este punto la plataforma ofrece alternativas mediante correos electrónicos, basadas en las preferencias del usuario registradas en su historial de búsqueda.

Además, se ha comprobado que el proceso de búsqueda y visualización de alojamientos puede influir en la gama de opciones presentadas al usuario. Por ejemplo, se ha detectado que, al buscar alojamientos en una determinada provincia, las sugerencias pueden diferir notablemente de aquellas presentadas al buscar en una ciudad específica dentro de esa misma provincia. Este fenómeno sugiere que los algoritmos de recomendación de la plataforma pueden adaptarse y ajustarse según las especificidades de la búsqueda del usuario, con el fin de ofrecer resultados más relevantes y personalizados; lo cual, como no es de extrañar, redundaría en el precio.

En respuesta a estas preocupaciones, Booking.com ha implementado medidas rigurosas para garantizar la seguridad y la privacidad de los datos de sus usuarios. Esto incluye el cumplimiento de regulaciones internacionales, como el Reglamento General de Protección de Datos (GDPR) de la Unión Europea, así como el uso de tecnologías de cifrado y protocolos de seguridad avanzados para proteger la información del usuario contra accesos no autorizados y uso indebido.

A pesar de estos esfuerzos, el manejo de datos personales sigue siendo objeto de debate en la industria de viajes en línea, y Booking.com continúa enfrentando desafíos en términos de transparencia, consentimiento del usuario y protección de la privacidad. En un entorno donde la confianza del usuario es fundamental, Booking.com se esfuerza constantemente por mejorar sus prácticas de privacidad y seguridad, manteniendo al

mismo tiempo su compromiso de brindar una experiencia de reserva segura y satisfactoria para todos sus usuarios.

El enfoque de fijación de precios de Booking.com respaldado por machine learning ha sido objeto de diversos análisis que han demostrado su eficacia. Por ejemplo, un estudio realizado en la India por Kumar y Matta (2024), profesores asistentes de la Escuela de Negocios CMS de la Universidad JAIN, reveló que la implementación de algoritmos de aprendizaje automático en la fijación de precios puede aumentar los ingresos hasta en un 15%. Este estudio destacó cómo el análisis de datos complejos puede informar sobre las estrategias de fijación de precios y mejorar la competitividad de las empresas en el sector hotelero. Permitió, además, identificar patrones y tendencias en el comportamiento de los consumidores, así como en las condiciones del mercado, lo que llevó a una mayor comprensión de los factores que influyen en la demanda y la disponibilidad de habitaciones. Esto permitió a Booking.com ajustar sus precios en tiempo real para optimizar los ingresos y la ocupación, adaptándose a la disposición a pagar de los usuarios y maximizando así el rendimiento financiero de sus socios hoteleros.

Además, el estudio resaltó cómo el uso de algoritmos de machine learning permitió a la empresa adaptarse rápidamente a cambios en el mercado y a eventos locales, como festivales, conferencias o eventos deportivos, así como al historial de búsquedas de los usuarios, ajustando los precios de manera proactiva para capitalizar estas oportunidades y minimizar los riesgos asociados con la fluctuación de la demanda.

Además, la investigación llevada a cabo por Bernardi, Mavridis y Estévez en 2019 de Booking.com en Ámsterdam, Países Bajos, reveló que la aplicación de modelos de machine learning en la fijación de precios de Booking.com no solo permitió una mayor precisión en la predicción de la demanda y la optimización de los precios, sino que también proporcionó perspectivas (insights) valiosas sobre el comportamiento de los consumidores y las tendencias del mercado.

Booking.com tiene la capacidad de identificar con precisión cuándo un individuo está buscando activamente alojamiento y responde de manera eficaz a este comportamiento. Así, revela que cuanto más frecuentemente se consulta la web, mayor interés manifiesta el usuario, lo que sugiere una mayor predisposición a pagar un precio más elevado por el alojamiento deseado. En respuesta a esta información, Booking.com ajusta tanto las opciones de alojamiento que ofrece como los precios asociados a los mismos. Además, en un intento de generar un sentido de urgencia y estimular la acción del usuario, Booking.com utiliza tácticas como mostrar mensajes como "X personas

están mirando este alojamiento" o "Solo queda 1 habitación disponible", aunque posteriormente, al acceder al alojamiento, continúen habiendo varias opciones disponibles.

Una de las conclusiones clave de la investigación fue la necesidad de implementar un enfoque de modelado offline para evaluar continuamente el rendimiento de los algoritmos de machine learning. Este enfoque permite simular escenarios de fijación de precios en un entorno controlado, utilizando datos históricos y métricas de rendimiento para ajustar y mejorar los modelos en tiempo real. Además, el estudio destacó la importancia de la transparencia y la interpretabilidad en los modelos de machine learning utilizados para la fijación de precios.

Así las cosas, los precios algorítmicos impulsados por el aprendizaje automático representan una estrategia poderosa para empresas como Booking.com en el sector hotelero. Mediante el uso de algoritmos avanzados y análisis de datos, estas plataformas pueden ajustar dinámicamente los precios en tiempo real, optimizando así los ingresos, adaptándose a las fluctuaciones del mercado y mejorando la experiencia del cliente. Este enfoque no solo aumenta la rentabilidad de las empresas, sino que también refuerza su competitividad y posición en el mercado de reservas de diferentes tipos de alojamientos.

8.2. Uber Technologies Inc.

UberCab Inc. fue creada en 2009 por Travis Kalanick y Garrett Camp como una aplicación para teléfonos inteligentes (smart phones) para emparejar a consumidores que buscan viajes con conductores disponibles para prestar el servicio. Desde 2010, la empresa recibió el nombre de Uber Technologies Inc., aunque continúa siendo mundialmente conocida como Uber. A partir de agosto de 2016, se estimaba que Uber valía más de 68 mil millones de dólares y ha expandido sus operaciones a 66 países y 545 ciudades.

El negocio ha experimentado un éxito increíble y está creciendo rápidamente tanto en el ámbito nacional como internacional, llegando a ser considerado uno de los agregadores de viajes más grandes del mundo.

El objetivo del transporte siempre fue satisfacer las necesidades de los pasajeros de llegar a su destino asegurando que se tome la ruta más ideal. Como se menciona en Murray et al., 1998, el principal problema es cómo la ubicación de los medios de

Fuente: Uber Asset Library
Uber

transporte público ya sea un automóvil, autobús o tranvía, afecta las necesidades de la población. Se realizaron varias encuestas para comprender la movilidad de los pasajeros y su comportamiento en el transporte. La hipótesis inicial se basaba en que la preferencia de un pasajero por un medio de viaje probablemente depende de su estado de ánimo y de si está dispuesto a pasar más tiempo en el viaje o no. Según las encuestas realizadas, parece que un número considerable de pasajeros prefiere utilizar una aplicación en línea que rastree y organice su viaje.

El modelo de negocio de Uber aprovecha la creciente dependencia de los consumidores de la tecnología para conectarlos con conductores independientes y autónomos que conducen vehículos y están dispuestos a realizar el trayecto. Siempre que tengan un automóvil, Uber brinda a conductores independientes la oportunidad de integrarse en su red al mismo tiempo que proporciona a los consumidores opciones de transporte asequibles. Así, cuando un consumidor solicita un viaje, los conductores cercanos son alertados, y el tiempo de llegada, precio del trayecto y duración se anticipan basados en la mejor ruta dada la hora del día.

La tecnología de Uber puede parecer sencilla, pero cuando un usuario utiliza la aplicación para solicitar un viaje, un conductor aparece para transportarlo a su destino. Cada viaje en la plataforma es respaldado en segundo plano por una infraestructura masiva compuesta por miles de servicios y gigabytes de datos. El sistema de backend (parte interna y no visible de la aplicación, donde se realizan todas las operaciones necesarias para que la app funcione correctamente) de Uber comenzó como una arquitectura de software monolítica con algunos servidores de aplicaciones y una sola base de datos, similar a la mayoría de los servicios basados en la web.

En un primer momento, Uber adaptaba los precios ajustándose a las horas punta y, en consecuencia, a la mayor demanda. No son infrecuentes los casos en los usuarios han comprobado cómo cambia el precio de un Uber en cuestión de minutos. De esta manera, la empresa da respuesta al clásico problema en el que oferta relativa se vuelve escasa y la demanda es alta, entonces surge una necesidad evidente de aumentar el precio para igualar las curvas de oferta y demanda.

Gracias al uso de algoritmos, la inteligencia artificial y los datos, la aplicación supone que el usuario pagará el precio aumentado. Así, la empresa se adelanta a la respuesta del consumidor, dado que este normalmente acepta tales condiciones. Su estrategia de fijación de precios personalizados asegura, así, una oferta constante del servicio demandado a partir de un sistema de incentivos.

Este algoritmo de “disposición a pagar” puede determinar la probabilidad de que cada usuario acepte el precio del viaje que se le ofrece en el momento actual. Los resultados del cálculo de esa probabilidad se incorporan a las predicciones de la demanda mediante microsegmentos y, en última instancia, determinan qué precio fijar para cada cliente en cada momento.

Por muy molesto que pueda resultar el aumento de los precios, Uber sabe que es probable que las personas paguen ese precio en determinados momentos. De hecho, Uber sabe incluso cuál es la batería de los teléfonos a través de los cuales se contratan sus servicios y, en base a ello, puede determinar si es probable que el cliente pague o no (Martin, 2019).

Uno de los factores que más influyen a la hora de predecir si uno va a ser sensible o no a esa subida del precio (lo que en la práctica se traduce en estar dispuesto a dejar pasar un tiempo prudencial para comprobar si los precios vuelven a bajar) es la cantidad de batería que tiene cada uno en el móvil, explicó Keith Chen, responsable de investigación económica de Uber (Vedantam, 2016).

En otras palabras, es más probable que un consumidor acepte una tarifa con sobreprecio, independientemente de cuál sea el precio en concreto, si tu teléfono está a punto de descargarse. Si el usuario necesita llegar a su destino y su incomunicación es inminente, no puede permitirse esperar para ver si el precio vuelve a bajar. Uber sabe cuándo la batería de los teléfonos de sus usuarios se está agotando porque la aplicación entra en modo de ahorro de energía. El algoritmo, en este caso, habrá aprendido que en caso de que se produzca el estímulo, la respuesta debe ser el incremento de un tanto porcentual del precio.

El precio ofrecido por la aplicación tiene en cuenta la ubicación, hora del día, patrones de tráfico, nivel de batería e incluso su historial de usuario con Uber. Tampoco se ofrecerá el mismo precio a una persona que visita una ciudad que a alguien que reside en ella, pues el fenómeno del turismo es un aspecto esencial a tener en cuenta. Los algoritmos también consideran el comportamiento estratégico de los conductores, quienes pueden moverse entre zonas para maximizar sus ganancias. Uber ajusta los precios no solo para equilibrar la oferta y demanda, sino también para gestionar el movimiento de los conductores entre diferentes zonas, asegurando que suficientes conductores se desplacen a las áreas necesarias (Guda, H., & Subramanian, U., 2019). Se recopilan estos datos y el algoritmo predice el precio máximo que probablemente esté dispuesto a pagar.

"Uber depende en gran medida del aprendizaje automático (ML) para implementar un sistema de precios dinámico robusto y confiable", afirmó Ivan Didur, CTO y cofundador de DataRoot Labs, una empresa dedicada a la gestión de Big Data y consultoría estratégica, así como a la ciencia y la ingeniería de datos. "Con la ayuda del ML, Uber puede prever diversas condiciones del mercado futuro y emplear un sistema altamente sensible a factores externos, que incluyen noticias globales, el clima, datos históricos, días festivos, el tiempo y el tráfico, entre otros" (Didur, 2021).

Los precios personalizados permiten que Uber modifique los precios de manera eficiente. Es una estrategia indudablemente útil que le permite mantenerse por delante de la competencia como pueden ser los taxis, Cabify o Lyft; al recopilar datos sobre sus precios actuales y tener la capacidad de establecer precios que puedan inclinar a los clientes a elegirlos en lugar de que opten por otra alternativa.

Los datos también permiten a Uber hacer predicciones futuras de precios basadas en redes LSTM (long short-term memory) en modelos de aprendizaje profundo (deep learning) para predecir la postura futura del mercado e incluso eventos "inesperados" antes de que sucedan. De esta forma, Uber genera una previsión futura de múltiples condiciones del mercado y utiliza un sistema muy sensible a factores externos.

Sin embargo, cuando no hay suficiente información, esto es, cuando hay pocos o ningún dato, Uber explota redes de memoria a largo plazo (Long short-term memory o LSTM) así como modelos de aprendizaje profundo (deep learning) para predecir la postura futura del mercado e incluso los eventos "inesperados" antes de que ocurran.

Como ya abordamos anteriormente (apartado B. Tipos de aprendizaje automático) las LSTM son bloques de construcción para capas de una red neuronal recurrente (RNN) que permiten que la información persista. Todas las LSTM están adaptadas para clasificar, aprender y predecir series temporales, incluso si hay retrasos entre eventos importantes. En palabras de Didur "Al usar las LSTM, Uber se permite calcular y analizar efectivamente todas las variables necesarias para formar un precio que refleje el estado actual del mercado y optimice la experiencia general".

Estas prácticas llevan a que el uso de datos personales para fijar precios en plataformas como Uber presente tanto beneficios como desafíos. Por un lado, permite una mayor personalización y eficiencia, optimizando la oferta y la demanda en tiempo real y mejorando la experiencia del usuario. Sin embargo, también plantea importantes preocupaciones éticas y de privacidad, como la necesidad de transparencia, la equidad en la fijación de precios y la protección de los derechos de los consumidores.

8.3. Ryanair.

En el sector de las aerolíneas, el uso de algoritmos para fijar precios se ha vuelto esencial, transformando los modelos tradicionales y mejorando las estrategias de gestión de ingresos. En concreto, se ha convertido en una herramienta vital para aerolíneas de bajo coste (low cost) como Wizzair, Easyjet, Vueling y Ryanair. Sin embargo, es importante destacar que el método utilizado por estas aerolíneas representa uno de los procesos más personalizados y opacos, aunque igualmente fascinantes, dentro del mercado.



Fuente: Ryanair

Es cierto que las aerolíneas operan en un mercado muy competitivo y dinámico, en el que factores como la demanda, el coste del combustible y, en general, la coyuntura internacional puede cambiar rápidamente. En este contexto, la fijación de precios algorítmica ha demostrado ser un recurso clave para optimizar las estrategias de precios, mantener la competitividad y mejorar la rentabilidad en el mercado.

Así, la gestión de ingresos, también conocida como revenue management, es un enfoque que las aerolíneas utilizan para vender el asiento adecuado, al cliente adecuado, al precio adecuado y en el momento adecuado. En su núcleo, esta práctica implica el análisis de datos históricos y actuales para predecir la demanda y ajustar los precios en consecuencia.

Partimos de que la demanda del sector se caracteriza por ser muy voluble, lo que en buena medida se debe a que está influida por factores estacionales, acontecimientos especiales, condiciones meteorológicas y situaciones geopolíticas. Es aquí donde cobra protagonismo el uso de algoritmos para adaptarse a estos cambios, permitiendo a las aerolíneas ajustar los precios en tiempo real para responder a cualquier suceso en el mercado. Los algoritmos de fijación de precios, como sabemos, analizan grandes volúmenes de datos y, muy en particular, historiales de reservas, número de visitas, tendencias del sector y patrones de rivalidad.

Con el uso de análisis predictivos, las aerolíneas pueden proyectar la demanda y modificar los precios adecuadamente. Estos algoritmos de fijación de precios están entrenados para tener en cuenta variables como el momento de la reserva (día de la semana u hora en la que se reserva), la duración del viaje, la disponibilidad de asientos y la clase de servicio. Como resultado, se logra una representación precisa del valor percibido por los consumidores (Walker, 2023). Un caso peculiar en el ámbito de esta aerolínea, que sucede, en general, con aquellas que no incorporan en el servicio el equipaje de cabina es que, si el pasajero opta por no incluir la maleta en el momento inicial de la reserva, se le ofrece la posibilidad de añadirla posteriormente a un precio

considerablemente menor. En ocasiones, esta oferta se presenta incluso antes de finalizar el proceso de reserva, sin necesidad de abandonar la página web.

Un patrón que se ha observado en el sector de las aerolíneas consiste en modificar rápidamente su estrategia de precios en respuesta a los cambios del mercado externo. Por ejemplo, el sistema puede detectar y responder inmediatamente para conservar su competitividad si un rival baja bruscamente los precios en una ruta que ambos ofrecen.

Los algoritmos presumen de una eficiente capacidad para identificar una amplia gama de variables, y su margen de error operativo es notablemente reducido. Además de cumplir eficazmente con el objetivo inicial de adaptarse a un entorno en constante cambio y maximizar la rentabilidad, parece que las aerolíneas pueden anticiparse a las preferencias de los viajeros con una precisión tal que sugiere una comprensión casi certera de sus intenciones.

Desde su fundación en 1985, Ryanair se ha convertido en la aerolínea más grande de Irlanda y en la principal protagonista del mercado europeo de bajo coste. Con un enfoque seguro en cuanto a la eficiencia operativa y una estrategia agresiva de fijación de precios, la compañía ha logrado establecerse como el referente en el sector, realizando más vuelos de bajo coste en Europa que cualquier otra aerolínea. Este liderazgo ha posicionado a Ryanair como un actor clave en la industria aérea, transformando la forma en que millones de personas viajan por todo el mundo.

El modelo algorítmico de fijación de precios de Ryanair ha sido objeto de escrutinio por parte de las autoridades de distintos países, al haber sido acusado de prácticas discriminatorias y anticompetitivas. En cualquier caso, lo que se conoce es que Ryanair recopila una amplia variedad de datos sobre sus clientes y el mercado en general, incluyendo el historial de reservas, el comportamiento de navegación y factores externos. El historial de reservas proporciona información sobre las reservas pasadas, incluyendo fechas, destinos, precios pagados, tiempos de reserva y frecuencia con la que se realiza el trayecto. Los datos sobre el comportamiento de navegación incluyen, por su parte, el número de veces que un usuario específico busca un vuelo en particular, las fechas y rutas consultadas y el tiempo de permanencia en la página. Además, se tienen en cuenta factores externos como eventos locales y deportivos, festivales, condiciones climáticas y situaciones geopolíticas (Sunitha, et al., 2022).

Para analizar estos datos y predecir comportamientos futuros, Ryanair emplea modelos predictivos que utilizan algoritmos de regresión y redes neuronales para estimar la demanda futura y ajustar los precios en consecuencia. Además, realiza una

segmentación de sus clientes, identificando diferentes categorías basadas las variables mencionadas, lo que permite ofrecer a cada consumidor su precio “ideal”.

Dentro de sus estrategias de precios, Ryanair incrementa los precios basándose, como es natural, en la demanda. De esta manera, cuando un usuario busca repetidamente un vuelo en concreto, el sistema lo interpreta como una alta intención de compra y procede a subir el precio, aprovechando la percepción de urgencia del usuario (si el precio ha subido una vez, es probable que aumente nuevamente si se demora la compra). Asimismo, la gestión de inventarios juega un papel crucial, ajustando los precios en función de la disponibilidad de asientos.

Además, los algoritmos de Ryanair monitorizan las tarifas de sus competidores en tiempo real. Si un competidor reduce sus precios, Ryanair puede ajustar sus propios precios para mantener su competitividad. En el sector de las aerolíneas de bajo coste, en particular, los precios de las compañías dentro de la misma categoría tienden a ser bastante similares; en consecuencia, todas ellas se esfuerzan por seguir la tendencia de las demás.

9. CONCLUSIONES.

La fijación de precios personalizados es una característica interesante de los mercados digitales que ha generado fuertes reacciones entre consumidores y académicos, a pesar de que los principios fundamentales detrás de estas prácticas no son realmente nuevos. En tiempos antiguos, cuando se compraban productos de lujo como muebles finos, joyas o un frac en un sastre, el vendedor evaluaba cuidadosamente la apariencia del cliente y hacía preguntas aparentemente inofensivas con el propósito de evaluar la disposición del consumidor a pagar. Hoy en día, se observan estrategias similares en línea, con la diferencia de que los algoritmos de machine learning pueden hacer un trabajo mucho más preciso al adivinar las valoraciones de los consumidores y establecer precios, potencialmente sin que los consumidores sean conscientes, si quiera, de que su comportamiento está siendo minuciosamente inspeccionado.

Aunque los consumidores muestran un desagrado particular por la fijación de precios personalizada, la cual a menudo se percibe como injusta, estas prácticas pueden ser procompetitivas y mejorar el bienestar del consumidor. Como una forma muy granular de discriminación de precios, la fijación de precios personalizada tiene el potencial de aumentar la eficiencia estática y dinámica, al llevar la cantidad transaccionada a su nivel máximo y crear incentivos para la innovación. Sin embargo, los efectos redistributivos

de la fijación de precios personalizada implican que, en algunas circunstancias, los consumidores en general pueden terminar en una peor situación en términos de bienestar social.

Una preocupación principal es que los consumidores no siempre son conscientes de que están sujetos a precios personalizados, lo que se traduce en una falta de transparencia empresarial que puede socavar la confianza del consumidor y afectar negativamente su percepción del mercado en general.

Además, la fijación de precios personalizada puede tener implicaciones significativas para la competencia. Si bien puede aumentar la eficiencia económica al permitir que las empresas ajusten los precios de acuerdo con la disposición a pagar de cada consumidor, también puede resultar en una transferencia de excedente del consumidor al productor. En otras palabras, aunque los productores puedan beneficiarse de mayores ingresos, los consumidores pueden terminar pagando más de lo que pagarían en un mercado con precios uniformes.

En el contexto actual de la economía digital y la creciente adopción de estrategias de fijación de precios personalizada, es fundamental priorizar la coordinación entre las autoridades reguladoras encargadas de las políticas que impactan el mercado. Esta coordinación resulta fundamental para abordar de manera efectiva los riesgos asociados con estas prácticas, asegurando un equilibrio justo entre todos los actores económicos involucrados. Desde una perspectiva normativa, se recomienda enfáticamente la implementación de medidas que promuevan la transparencia y regulen detalladamente el acceso y uso de los datos por parte de las empresas.

En primer lugar, es indispensable establecer normativas que garanticen la transparencia en la aplicación de prácticas de fijación de precios personalizada. Informar adecuadamente a los consumidores sobre la utilización de estas técnicas no solo protege sus derechos, sino que también fortalece la confianza a largo plazo en las empresas. Aunque pueda existir una posible reticencia inicial por parte de los consumidores al conocer estas prácticas, esta transparencia contribuye a una relación más sólida y duradera entre empresas y clientes.

En segundo lugar, es imperativo regular exhaustivamente qué tipos de datos pueden recopilar las empresas y cómo pueden utilizarlos. Dado que los datos son considerados el nuevo activo estratégico, es ético y necesario que las empresas divulguen periódicamente la naturaleza de los datos recolectados, así como los usos específicos a

los cuales son destinados. Esto no solo protege la privacidad y los derechos de los consumidores, sino que también asegura una práctica empresarial responsable.

Además, es conveniente abordar la cuestión de las declaraciones de consentimiento aparentemente inofensivas, que a menudo permiten a las empresas recopilar datos de manera indiscriminada. Estas prácticas pueden ser percibidas como engañosas por los consumidores, socavando la confianza y la relación de equidad necesaria en el mercado. Es recomendable que las regulaciones incluyan disposiciones claras y exigentes sobre cómo deben obtenerse y gestionarse los consentimientos de los usuarios, asegurando que sean informados y efectivos.

10. BIBLIOGRAFÍA.

- Abnett, K. (2015). Will personalized pricing take e-commerce back to the bazaar? Business of Fashion. <https://www.businessoffashion.com/articles/fashion-tech/personalised-pricing-turns-e-commerce-online-bazaar>
- Bar-Gill, O. (2019). Algorithmic Price Discrimination When Demand is a Function of Both Preferences and (Mis)perceptions. *University of Chicago Law Review*, 86, 217.
- Bar-Gill, O. (2019). Grocery stores are personalizing pricing using digital coupons.
- Beckert, W., H. Smith and Y. Takahashi (2015), "Competitive price discrimination in a spatially differentiated intermediate goods market", University of London, Working Paper, <https://pdfs.semanticscholar.org/c186/77152642b1bb9b4dd0440102c24cf73045a7.pdf>.
- Bernardi, L., Mavridis, T., & Estevez, P. (2019, July). 150 successful machine learning models: 6 lessons learned at booking.com. In *Proceedings of the 25th ACM SIGKDD international conference on knowledge discovery & data mining* (pp. 1743-1751).
- Bertini, M., & Koenigsberg, O. (2021). The Pitfalls of Pricing Algorithms. *Harvard Business Review*.
- Booking.com. (s.f.). Imagen de la página de inicio [Fotografía]. Recuperado de <https://www.booking.com/index.es.html>.
- Calvano, E., Calzolari, G., Denicolo, V., & Pastorello, S. (2018a). Artificial Intelligence, Algorithmic Pricing and Collusion. *SSRN Electronic Journal*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.3304991>
- Chapdelaine, P. (2020). Algorithmic Personalized Pricing. *NYUJL & Bus.*, 17.
- Comisión Nacional de los Mercados y de la Competencia. (2023). El comercio electrónico superó en España los 19.000 millones de euros en el primer trimestre de 2023 <https://www.cnmc.es/prensa/ecommerce-1T23-20231006>

- Comité de Competencia de la OCDE, Personalized pricing in the digital era-background note by the secretariat (2018), en 14–16; Comisión Europea, Estudio del mercado de consumo sobre la segmentación del mercado en línea a través de la fijación de precios/ofertas personalizadas en la unión europea (2018), https://ec.europa.eu/info/sites/info/files/aid_development_cooperation_funda
- Council of Economic Advisers. (2015). Big Data and Differential Pricing. The White House.
https://obamawhitehouse.archives.gov/sites/default/files/whitehouse_files/docs/Big_Data_Report_Nonembargo_v2.pdf
- Medium (2021). Data Science. 7 stages of Machine learning — a framework - Data-Driven science - Medium. <https://medium.com/@datadrivenscience/7-stages-of-machine-learning-a-framework-33d39065e2c9>
- Didur, I., (2021, May 5). Dynamic pricing algorithms on Uber and Lyft. DataRoot Labs. <https://datarootlabs.com/blog/uber-lift-gett-surge-pricing-algorithms>
- DiMicco, Greenwald, and Maes (2001), 'Dynamic pricing strategies under a finite time horizon', Proceedings of the 3rd ACM conference on Electronic Commerce, pp95-104.
- DIRECTORATE FOR FIN. & ENTER. AFF. COMPETITION COMM., OECD, PRICE DISCRIMINATION - BACKGROUND NOTE BY THE SECRETARIAT 16 (2016), [https://one.oecd.org/document/DAF/COMP\(2016\)15/en/pdf](https://one.oecd.org/document/DAF/COMP(2016)15/en/pdf)
- Dobson, J. E. (2023). On reading and interpreting black box deep neural networks. International Journal of Digital Humanities, 5(2–3), 431–449. <https://doi.org/10.1007/s42803-023-00075-w>
- European Commission (2016). Consumer market study on online market segmentation through personalised pricing/offers in the European Union: Request for Specific Services 2016 85 02 for the implementation of Framework Contract EAHC/2013/CP/04.
- Ezrachi, A. and M. Stucke (2016), "The Rise of Behavioural Discrimination", European Competition Law Review, Vol. 37/2, pp. 485-492, https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=2830206.
- Ezrachi, A., & Stucke, M. (2016). Virtual Competition: The Promise and Perils of the Algorithm-Driven Economy. Harvard University Press. Pág. 83.
- Fu, Q., Chen, Y., Li, Z., Jing, Q., Hu, C., Liu, H., ... & Xiong, X. (2020). A deep learning algorithm for detection of oral cavity squamous cell carcinoma from photographic images: A retrospective study. EClinicalMedicine, 27.
- Gal, M, and Elkin-Koren, N (2017), 'Algorithmic Consumers', Harvard Journal of Law and Technology, Vol.30.
- Guda, H., & Subramanian, U. (2019). Your uber is arriving: Managing on-demand workers through surge pricing, forecast communication, and worker incentives. Management Science, 65(5), 1995-2014.
- Harrington Jr, J. E. (2021). The Effect of Outsourcing Pricing Algorithms on Market Competition. SSRN Electronic Journal. <https://doi.org/10.2139/ssrn.3798847>

- Harrington, J. E. (2012). A Theory of Tacit Collusion. Research Papers in Economics.
<https://www.econstor.eu/bitstream/10419/101362/1/684816040.pdf>
- Harvard Business Review (2017), "How retailers use personalized prices to test what you're willing to pay". 20 October 2017. <https://hbr.org/2017/10/how-retailers-use-personalized-prices-to-test-what-youre-willing-to-pay>
- Kumar, N., & Matta, V. (2024). Dynamic pricing using machine learning: A study on hotel bookings in Bangalore. International Journal of Novel Research and Development (IJNRD), 9(4), 1-5. <https://doi.org/10.5281/zenodo.1234567>
- Leslie, C. R. (2023). Predatory pricing algorithms. Pág. 65.
- Martin, N. (2019, March 30). Uber charges more if they think you're willing to pay more. Forbes. <https://www.forbes.com/sites/nicolemartin1/2019/03/30/uber-charges-more-if-they-think-youre-willing-to-pay-more/?sh=5dc4502d7365>
- Mendelsohn, J. K. (2020). Algorithmic pricing and market coordination – toward a notion of "collusive risk." THEMIS Revista de Derecho, 78, 241–255. <https://doi.org/10.18800/themis.202002.012>
- Miller, A. (2014). What Do We Worry About When We Worry About Price Discrimination? The Law and Ethics of Using Personal Information for Pricing. Journal of Technology Law & Policy, 19, pág. 41.
- Murray, A. T., Davis, R., Stimson, R. J., & Ferreira, L. (1998). Public transportation access. Transportation Research Part D: Transport and Environment, 3(5), 319-328.
- Narayanan, A. (2013), Personalized Coupons as a Vehicle for Perfect Price Discrimination, <https://33bits.wordpress.com/2013/06/25/personalized-coupons-price-discrimination/>.
- Nielsen, M. A. (2015). Neural networks and deep learning (Vol. 25, págs. 15-24). San Francisco, CA, USA: Determination press. Pág. 17.
- OECD (2013), "Exploring the Economics of Personal Data: A Survey of Methodologies for Measuring Monetary Value", OECD Digital Economy Papers, No. 220, OECD Publishing, Paris, <https://doi.org/10.1787/5k486qtxldmq-en>
- OECD (2016), Price Discrimination - Background note by the Secretariat, [https://one.oecd.org/document/DAF/COMP\(2016\)15/en/pdf](https://one.oecd.org/document/DAF/COMP(2016)15/en/pdf).
- OECD (2017), Algorithms and Collusion: Competition Policy in the Digital Age, <http://www.oecd.org/daf/competition/Algorithms-and-collusion-competition-policy-in-the-digital-age.pdf>.
- OFT (2013), Personalised Pricing - Increasing Transparency to Improve Trust, Office of Fair Trading.
- Organisation for Economic Co-operation and Development Competition Committee. (2018). Consumer market study on online market segmentation through personalized pricing/offers in the European Union. https://ec.europa.eu/info/sites/info/files/aid_development_cooperation_fundamental_rights/aid_and_development_by_topic/documents/synthesis_report_online_personalisation_study_final_0.pdf Acceso el 1 de abril de 2024.

- Papandropoulos, P. (2006). How should price discrimination be dealt with by competition authorities. *Concurrences. Revue Des Droits de la Concurrence*, nº 3, pág. 34. <https://www.concurrences.com/fr/revue/issues/no-3-2007/droit-et-economie/how-should-price-discrimination-be-dealt-with-by-competition-authorities-13956>
- Pasquale, F. (2015). *The Black Box Society: The Secret Algorithms That Control Money and Information* (pp. 3–4).
- Poort, J., & Zuiderveen Borgesius, F. J. (2019). Does everyone have a price? Understanding people’s attitude towards online and offline price discrimination. *Internet Policy Review*, 8(1). <http://dx.doi.org/10.14763/2019.1.1383>
- Rawls, J. (1985), “Justice as Fairness: Political not Metaphysical”, *Philosophy and Public Affairs*, Vol. 14/3, pp. 223-251, <http://links.jstor.org/sici?sici=0048-3915%28198522%2914%3A3%3C223%3AJAFPNM%3E2.0.CO%3B2-0>
- Richards, T., J. Liaukonyte and N. Streletskay (2016), “Personalized Pricing and Price Fairness”, *International Journal of Industrial Organization*, Vol. 44, pp. 138-153, <http://dx.doi.org/10.1016/j.ijindorg.2015.11.004>
- Rott, P., Strycharz, J., and Alleweldt, F., (2022), *Personalised Pricing*, Publication for the Committee on Internal Market and Consumer Protection, Policy Department for Economic, Scientific and Quality of Life Policies, European Parliament, Luxembourg.
- Ryanair. (s.f). Fotografía corporativa [Fotografía]. Recuperado de <https://corporate.ryanair.com/?market=es>.
- Seele, P., Dierksmeier, C., Hofstetter, R., & Schultz, M. D. (2021). Mapping the ethicality of algorithmic pricing: A review of dynamic and personalized pricing. *Journal of Business Ethics*, 170, 697-719. Pág. 706.
- Sunitha, K., Shravani, T., M, R., & Reddy, G. R. S. S. (2022). Airfare Price Prediction Using Machine Learning Techniques. *Neuro Quantology*, 20(7), 2180-2184. doi:10.14704/nq.2022.20.7.NQ33280
- Townley, C., Morrison, E., & Yeung, K. (2017). Big Data and Personalized Price Discrimination in EU Competition Law. *Yearbook of European Law*, 36, 683.
- Turrow, J., et al. (2005). Open to Exploration: America’s Shoppers Online and Offline. *Penn Libraries*, 35. https://repository.upenn.edu/asc_papers/35
- Uber. (s.f). Logo de Uber [Fotografía]. Recuperado de https://assets.uber.com/d/k4nuxdZ8MC7E/logos/show/eyJpZCI6NTUwOSwidGltZXN0YW1wljoiMTcxODcwMTc2MCI9:postmates:J7_4vDvqmeeFYEkve5QJh1Bnyc1p7jbMH6OWd-CNJxY.
- Varian, H. (1985), “Discriminación de precios y bienestar social”, *American Economic Review*, Turow, J., L. Feldman y K. Meltzer (2005), *Abiertos a la explotación: los compradores estadounidenses en línea y fuera de línea*, Centro de Políticas Públicas Annenberg de la Universidad de Pensilvania, https://repository.upenn.edu/asc_papers/35. sobre información de los usuarios”, *The Wall Street Journal*, <https://www.wsj.com/articles/SB1000142412788732377720457818939181388>

1534. Vol. 75/4, pp. 870-875,
https://www.jstor.org/stable/1821366?seq=1#page_scan_tab_contents.

- Vedantam, S. (2016, May 17). This is your brain on Uber. NPR. <https://www.npr.org/transcripts/478266839?storyId=478266839>
- Walker, J (2023). ¿Cómo funcionan los algoritmos para los precios de aerolíneas? <https://sites.google.com/tourismandsocietytt.com/tourism-and-society-think-tank/publicaciones-art%C3%ADculos/c%C3%B3mo-funcionan-los-algoritmos-para-los-precios-de-aerol%C3%ADneas>
- Warner, M. R. (2023). Warner, Fischer lead bipartisan reintroduction of legislation to ban manipulative “Dark patterns.” Mark R. Warner. <https://www.warner.senate.gov/public/index.cfm/2023/7/warner-fischer-lead-bipartisan-reintroduction-of-legislation-to-ban-manipulative-dark-patterns>
- Wilson, R. and F. Keil (1999), “The MIT Encyclopedia of the Cognitive Sciences”, MIT Press.
- Wu, Z., Yang, Y., Zhao, J., & Wu, Y. (2022). The impact of algorithmic price discrimination on consumers’ perceived betrayal. *Frontiers in Psychology*, 13.
- Yuan, H., Boakes, M., Ma, X., Cao, D., & Li, S. (2023). Visualising Personal Data Flows: Insights from a Case Study of Booking. com. In *International Conference on Advanced Information Systems Engineering*.
- Zuboff, S. (2018). *The Age of Surveillance Capitalism: The Fight for a Human Future at the New Frontier of Power*. Profile Books.