GRUPO BLR

MICROECONOMÍA + IA: DECISIONES INTELIGENTES EN LA NUEVA ECONOMÍA DIGITAL UN ENFOQUE APLICADO PARA COMPRENDER EL COMPORTAMIENTO ECONÓMICO EN TIEMPOS DE AUTOMATIZACIÓN, DATOS Y PLATAFORMAS

ISBN: 978-9907-802-31-3

Andrea del Cisne Vega Granda
Steven Derek Alban Alcivar
Germán Gracián Morán Molina

2026

MICROECONOMÍA + IA: DECISIONES INTELIGENTES EN LA NUEVA ECONOMÍA DIGITAL UN ENFOQUE APLICADO PARA COMPRENDER EL COMPORTAMIENTO ECONÓMICO EN TIEMPOS DE AUTOMATIZACIÓN, DATOS Y PLATAFORMAS

Andrea del Cisne Vega Granda

Steven Derek Alban Alcivar

Germán Gracián Morán Molina

AUTORES

UTMACH

Este libro ha sido debidamente examinado y valorado en la modalidad doble par ciego con fin de garantizar la calidad científica.

©Grupo Editorial BLR
Universidad Técnica de Machala
Riobamba – Ecuador
Correo: publicaciones@grupoblr.com
https://grupoblr.com/libros-investigo
REPOSITORIO



Vega, A., Albán, S., Morán, G. (2026) Microeconomía + IA: Decisiones inteligentes en la nueva economía digital un enfoque aplicado para comprender el comportamiento económico en tiempos de automatización, datos y plataformas. Grupo Editorial BLR.

© Andrea del Cisne Vega Granda
Steven Derek Alban Alcivar
Germán Gracián Morán Molina

Microeconomía + IA: Decisiones Inteligentes en la Nueva Economía Digital
Un enfoque aplicado para comprender el comportamiento económico en tiempos de automatización, datos y plataformas

ISBN: 978-9907-802-31-3

El copyright promueve la libertad de expresión, protege la diversidad de ideas y conocimiento, además apoya la libre expresión. Se prohíbe de manera rigurosa la producción o el almacenamiento de esta publicación, ya sea en su totalidad o en parte, está estrictamente prohibido por ley, incluyendo el diseño de la portada, así como su difusión a través de cualquiera de sus medios, ya sean electrónicos, mecánicos, ópticos, de grabación o incluso de fotocopia, sin permiso de los propietarios de los derechos de autor.

Filiación de autores

Andrea del Cisne Vega Granda

Universidad Técnica de Machala

Correo Electrónico: avega@utmachala.edu.ec

ORCID: http://orcid.org/0000-0002-5091-5220

Steven Derek Alban Alcivar

Universidad Técnica de Machala

Correo Electrónico: salban3@utmachala.edu.ec

ORCID: https://orcid.org/0000-0001-8486-24572

Germán Gracián Morán Molina

Universidad Metropolitana del Ecuador

Correo Electrónico: gmoran@utmachala.edu.ec

ORCID: https://orcid.org/0000-0002-2101-6752

ÍNDICE

ÍNDICE ..... **i**

INTRODUCCIÓN ..... **ix**

CAPÍTULO I **14**

1 FUNDAMENTOS ECONÓMICOS PARA LA ERA DIGITAL **14**

1.1 Introducción 14

1.2 ¿Qué es la microeconomía? De lo clásico a lo digital 15

1.2.1 Transición hacia lo digital: cambio de los mercados a través de plataformas digitales 19

1.2.2 Mercados de dos lados (two-sided markets) y formación de precios en plataformas 20

1.2.3 Nuevas formas de intermediación, desintermediación y economía de red 22

1.2.4 Digitalización del comportamiento del consumidor y del productor 24

1.3 Escasez, racionalidad y modelos económicos con IA 25

1.4 Racionalidad acotada: IA y reducción de sesgos humanos 26

1.4.1 Modelos económicos con algoritmos 31

1.4.2 Teoría de juegos y machine learning 32

1.5 Costos de oportunidad y toma de decisiones en plataformas tecnológicas 36

1.5.1 Información como recurso limitado: sobrecarga y filtros algorítmicos 38

1.5.2 Costo de oportunidad en decisiones automatizadas 40

1.6 Supuestos económicos en la era de los algoritmos 42

1.6.1 ¿Se cumplen estos supuestos en mercados digitales? 43

1.6.2 Asimetría de información potenciada por algoritmos 45

1.6.3 Mecanismos micro: cómo la asimetría se traduce en poder de mercado 47

1.6.4 Herramientas de medición: indicadores de concentración, poder de plataforma y dependencia 49

1.6.5 Poder de mercado en plataformas digitales: ¿mercados realmente competitivos? 51

1.7 Actividad sugerida 53

CAPÍTULO II 56

2 EL CONSUMIDOR DIGITAL: PREFERENCIAS, SESGOS Y DECISIONES INTELIGENTES 56

2.1 Introducción 56

2.2 Microsegmentación, Personalización y Experiencia del Usuario 58

2.2.1 Personalización y Discriminación de Precios 60

2.2.2 Experiencia del usuario como variable de diferenciación..... 67

2.2.3 Implicaciones para la competencia y el bienestar 68

2.3 Elasticidad precio e ingreso en plataformas inteligentes 69

2.3.1 Elasticidad precio: Medición y aplicación dinámica 72

2.3.2 Elasticidad ingreso y segmentación del mercado..... 74

2.3.3 Plataformas inteligentes y discriminación de precios 75

2.3.4 Implicaciones para la política y el bienestar 76

2.4 Economía del comportamiento digital: sesgos cognitivos y nudges 77

2.4.1 Sesgos cognitivos y decisiones de consumo digital..... 78

2.4.2 Nudges: Empujones digitales y arquitectura de elección..... 79

2.4.3 Implicaciones microeconómicas del comportamiento digital.... 83

2.4.4 Regulación y ética en el diseño de nudges..... 84

2.5 Excedente del consumidor en aplicaciones móviles y e-commerce 85

2.5.1 Aplicaciones móviles y acceso instantáneo 89

2.6 Conclusiones 92

2.7 Resumen..... 93

2.8 Cuestionario de Autoevaluación 94

2.9 Actividad sugerida: Simulación con ChatGPT de un modelo de preferencias individuales 96

CAPÍTULO III 98

3 PRODUCCIÓN Y COSTOS EN EMPRESAS INTELIGENTES 98

3.1 Introducción 98

3.2 Funciones de producción asistidas por IA y machine learning 100

3.2.1 IA como insumo productivo: ¿cómo transforma la función de producción? 103

3.2.2 Machine Learning y su rol en la toma de decisiones de producción 106

3.3 Costos digitales: marginalidad, escala y reducción de fricción 112

3.3.1 Implicaciones en escala y estructura de mercado: de la eficiencia a las barreras de entrada 115

3.3.2 Estrategias de pricing derivadas de costos marginales casi cero 116

3.3.3 Economías de escala en plataformas digitales 118

3.3.4 Reducción de fricción transaccional y operativa 120

3.3.5 Desafíos: escalabilidad ética y sostenibilidad de los modelos digitales 122

3.4 Decisiones óptimas de producción con inteligencia artificial.. 130

3.5 Inteligencia productiva como ventaja competitiva sostenible . 139

CAPÍTULO IV..... 145

4 PRECIOS DINÁMICOS Y ESTRUCTURAS DE MERCADO DIGITALES..... 145

4.1 Introducción 145

4.2 Pricing dinámico y fijación algorítmica de precios..... 147

4.2.1 Plataformas como nuevos mercados: externalidades de red 153

4.3 Oligopolios digitales y colusión automatizada 160

4.3.1 Caja aplicada (Marketplaces y Buy Box)..... 170

4.3.2 Diferenciación de productos digitales y economías de escala . 172

4.4 Clasificación y cuantificación de los costos de salida 179

BIBLIOGRAFÍAS..... 182

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1. Sesgos Humanos y Errores Algorítmicos en Decisión Económica 28

Tabla 2. Información disponible e información procesada con filtros algorítmicos. 39

Tabla 3. Casos reales de consumidores influenciados por algoritmos de recomendación. 41

Tabla 4. Supuestos clásicos de la teoría microeconómica. 42

Tabla 5. Etapas del proceso de microsegmentación en plataformas digitales. 59

Tabla 6. Personalización pro-bienestar vs personalización extractiva. 67

Tabla 7. Comparación de Elasticidad-Precio en Plataformas Digitales 73

Tabla 8. Sesgos Cognitivos Frecuentes en Plataformas Digitales. . 79

Tabla 9. Comparación de Excedente del Consumidor Tradicional vs Digital 90

Tabla 10. Diferencias entre las funciones de producción tradicionales y capital tecnológico. 102

Tabla 11.Principales características de los costos físicos frente a los digitales. 113

Tabla 12. Diferencia entre costos visibles y costos emergentes no contabilizados. 125

Tabla 13. El impacto de los algoritmos de precios en el proceso de toma de decisiones del consumidor. 150

Tabla 14. Externalidades de red y sus implicaciones estratégicas. 154

ÍNDICE DE FIGURA

Figura 1. Evolución del pensamiento microeconómico. 17

Figura 2. Modelo microeconómico con IA como agente decisor. 32

Figura 3. Juego repetido con aprendizaje algorítmico y riesgo de colusión tácita. 34

Figura 4. Ciclo de pricing algorítmico y estimación de elasticidades. 70

Figura 5. Evaluación de nudges digitales según criterios de diseño. 81

Figura 6. Aproximación del excedente en servicios con precio. 88

Figura 7. Evolución de los sistemas de automatización empresarial. 105

Figura 8. Bucle de decisión productiva con ML/RL. 108

Figura 9. Curva de demanda de Economides y Himmelberg. 157

Figura 10. Liderazgo de la empresa dominante. 163

Figura 11. Curva de economía a escala en productos digitales. .. 174

INTRODUCCIÓN

Microeconomía + IA: Decisiones Inteligentes en la Nueva Economía Digital nace de una constatación sencilla pero decisiva: hoy, una parte creciente de las decisiones económicas ya no se toma únicamente en la mente de consumidores y gerentes, sino también en sistemas algorítmicos que filtran información, recomiendan opciones, asignan visibilidad, ajustan precios y automatizan procesos. En otras palabras, la economía cotidiana se ha desplazado hacia un entorno donde la elección continúa siendo humana, pero la arquitectura de esa elección lo que se ve primero, lo que se sugiere, lo que se encarece o se abarata es cada vez más digital y, con frecuencia, inteligentemente automatizada. Este libro adopta, por ello, un enfoque aplicado para comprender el comportamiento económico en tiempos de automatización, datos y plataformas, sin renunciar al rigor conceptual propio de la microeconomía.

La microeconomía clásica se construyó sobre la idea de agentes que maximizan utilidad o beneficios bajo restricciones y señales de precios. Ese marco sigue siendo valioso, pero resulta insuficiente si se lo aplica sin ajustes a mercados donde la interacción está mediada por plataformas, donde el “precio” puede ser cero y el “pago” se realiza en datos, tiempo o atención, y donde la competencia se juega tanto en tarifas como en algoritmos de recomendación y reglas de ranking. Por ello, este libro propone un puente: conservar los fundamentos (preferencias, restricciones, costos, estructura de mercado, bienestar) y, a la vez, incorporar las realidades que definen la economía digital:

mercados de dos lados, efectos de red, personalización, nudges, pricing dinámico, aprendizaje automático y riesgos de colusión algorítmica.

En ese tránsito, la inteligencia artificial no se presenta como un "tema adicional" o un apéndice tecnológico, sino como un elemento que reconfigura: (i) la forma en que se produce, (ii) la forma en que se consume, (iii) la forma en que se compite y (iv) la forma en que se evalúa el bienestar. Esto exige que el estudiante (y el lector en general) pueda responder preguntas microeconómicas con nueva evidencia: ¿cómo cambia la elasticidad cuando el diseño de la interfaz reduce fricción? ¿qué significa el excedente del consumidor cuando el pago es en datos? ¿por qué la escala digital tiende a concentrar mercados? ¿cómo se detecta coordinación cuando no hay acuerdos explícitos, sino aprendizaje y reacción en milisegundos?

El objetivo general es fortalecer la comprensión microeconómica y, simultáneamente, actualizar su aplicación a entornos digitales donde las decisiones están mediadas por algoritmos, datos y plataformas. En concreto, el libro busca que el lector:

- Domine los conceptos centrales de microeconomía (elección, oferta y demanda, costos, eficiencia, poder de mercado y bienestar).
- Comprenda la lógica económica de los mercados digitales, en especial plataformas, redes y modelos "gratuitos" o freemium.

- Interprete la IA como tecnología de decisión: predicción, optimización, aprendizaje y automatización aplicados a consumo, producción y precios.
- Evalúe efectos sobre competencia y bienestar, incorporando externalidades, asimetrías de información, sesgos conductuales y riesgos regulatorios.

Esta orientación se refleja en la secuencia del texto: primero se consolidan fundamentos para la era digital, luego se profundiza en consumidor, producción-costos y, finalmente, en competencia y precios en mercados dominados por datos y algoritmos.

El libro está organizado en cuatro capítulos, diseñados como un recorrido lógico desde los fundamentos hasta los problemas contemporáneos de competencia y regulación.

Capítulo I. Fundamentos Económicos para la Era Digital

Este capítulo refuerza los conceptos esenciales de la microeconomía e introduce la evolución del análisis económico en entornos digitales. Incluye, entre otros, la transición hacia plataformas, los mercados de dos lados, la racionalidad acotada en ambientes informacionales y el vínculo entre teoría de juegos y aprendizaje automático.

Capítulo II. El Consumidor Digital: Preferencias, Sesgos y Decisiones Inteligentes

Se orienta a comprender cómo herramientas digitales y algoritmos modifican el comportamiento del consumidor en contextos mediados por plataformas, datos masivos y automatización. Desarrolla microsegmentación y personalización, elasticidades en plataformas inteligentes, economía del comportamiento digital (sesgos y nudges) y el excedente del consumidor en apps y e-commerce.

Capítulo III. Producción y Costos en Empresas Inteligentes

Este capítulo busca aplicar principios de eficiencia y producción en entornos empresariales digitalizados. Aborda funciones de producción asistidas por IA, decisiones de producción con machine learning, costos digitales (marginalidad, escala, reducción de fricción) y los desafíos de sostenibilidad y escalabilidad responsable.

Capítulo IV. Precios Dinámicos y Estructuras de Mercado Digitales

El cierre del libro se enfoca en cómo funcionan precios y competencia en mercados dominados por datos y algoritmos. Se estudia pricing dinámico, externalidades de red, oligopolios digitales, riesgos de colusión automatizada, costos de salida y marcos regulatorios emergentes.

Este libro parte de una idea central: la microeconomía sigue siendo el lenguaje más potente para entender decisiones, pero hoy esas decisiones ocurren en un ecosistema donde algoritmos y plataformas no son “contexto”, sino instituciones económicas activas. Aprender microeconomía, en la nueva economía digital, implica aprender a leer

incentivos en interfaces, a interpretar datos como insumo productivo, y a evaluar competencia cuando el rival no es solo otra empresa, sino el sistema de decisión que esa empresa ha entrenado

CAPÍTULO I

1 FUNDAMENTOS ECONÓMICOS PARA LA ERA DIGITAL

Objetivo: Reforzar los conceptos esenciales de la microeconomía, introduciendo la evolución del análisis económico en entornos digitales.

1.1 Introducción

La microeconomía proporciona el marco analítico esencial para comprender cómo los individuos y las organizaciones toman decisiones bajo condiciones de escasez, restricciones y señales de mercado. Sin embargo, el contexto en el que hoy se toman dichas decisiones ha cambiado de manera sustantiva: una parte creciente del consumo, la producción y la competencia ocurre dentro de plataformas digitales que intermedian el intercambio, ordenan la información disponible y moldean el conjunto de alternativas efectivamente observables por los agentes. Este desplazamiento no invalida los principios clásicos de utilidad, costos, incentivos, oferta y demanda, pero sí exige reinterpretarlos en un entorno donde los datos, la atención y la visibilidad se convierten en recursos estratégicos, y donde el precio deja de ser la única señal relevante para coordinar decisiones.

En este capítulo se plantea, por tanto, una transición metodológica: partir de la microeconomía "clásica" para explicar con rigor la economía "digital". Se revisa cómo la intermediación algorítmica reconfigura la asignación de recursos, cómo los efectos de red y los mercados de dos lados alteran la estructura competitiva, y por qué la escasez persiste aun

cuando los bienes digitales aparenten reproducirse sin límites. A la vez, se incorporan conceptos clave para comprender la toma de decisiones contemporánea: la racionalidad acotada y los sesgos bajo sobrecarga informativa, los filtros algorítmicos como mediadores de elección, y la forma en que la inteligencia artificial opera como agente decisor dentro del sistema económico, no solo como herramienta auxiliar.

El objetivo del Capítulo I es doble. Primero, consolidar los fundamentos microeconómicos necesarios para analizar decisiones individuales y resultados de mercado. Segundo, ofrecer el "lenguaje" conceptual que permitirá, en los capítulos posteriores, evaluar fenómenos específicos del entorno digital: personalización de precios, nudges y patrones de consumo, decisiones empresariales basadas en aprendizaje automático, estructuras oligopólicas en plataformas y riesgos de coordinación algorítmica. De este modo, el capítulo funciona como base teórica y puente aplicado: prepara al lector para interpretar cómo cambian los incentivos cuando la información es filtrada, cuando la competencia se juega por datos y visibilidad, y cuando una parte del proceso decisorio se automatiza.

1.2 ¿Qué es la microeconomía? De lo clásico a lo digital

La microeconomía clásica examina el comportamiento de los individuos y las organizaciones al momento de tomar decisiones económicas, partiendo de la premisa de que cada agente actúa con base en la racionalidad para maximizar su satisfacción o beneficio, se consideran consumidores que buscan optimizar su utilidad y empresas que

persiguen el mayor nivel de ganancias posibles ante limitaciones presupuestarias y tecnológicas. Además, los trabajadores participan ofreciendo su fuerza de trabajo en función de sus expectativas de ingreso y bienestar, este enfoque analiza cómo dichas decisiones individuales se integran en el funcionamiento general de la economía (López, 2022).

El análisis de los mercados constituye uno de los elementos esenciales de la microeconomía, pues en ellos convergen la oferta y la demanda de bienes y servicios, el precio surge como instrumento clave para equilibrar intereses contrapuestos: un precio elevado induce a las empresas a incrementar su producción, mientras que un precio bajo estimula el consumo por parte de los hogares (Pindyck y Rubinfeld, 2008). A través de este mecanismo de precios se logra coordinar la asignación de recursos y se envían señales sobre la escasez o abundancia de los distintos productos.

La microeconomía de acuerdo con González et al. (2024) parte de la noción de que los recursos son escasos, en la cual se subraya la necesidad de elegir entre múltiples alternativas de uso, dado que la disponibilidad es limitada en relación con las necesidades y deseos de los agentes, la microeconomía estudia las reglas que regulan qué producir, cómo hacerlo y quiénes serán los destinatarios finales de los bienes y servicios generados.

A partir de los fundamentos clásicos de la microeconomía, es posible comprender la evolución del pensamiento económico que ha dado forma a los modelos actuales. Desde los aportes iniciales de Adam Smith,

quien introdujo la noción de la mano invisible como principio orientador del equilibrio en los mercados, hasta el desarrollo del análisis neoclásico, se ha producido una transformación significativa en la forma de interpretar el comportamiento de los agentes, tal como se observa en la figura 1.

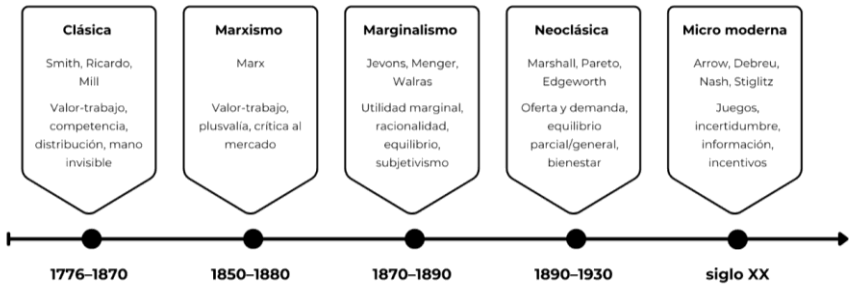


Figura 1. Evolución del pensamiento microeconómico.

Fuente: Elaboración propia a partir de (Vázquez, 2021).

La Figura 1 sintetiza que la microeconomía no surge como un cuerpo teórico único y terminado, sino como una secuencia de enfoques que van refinando el modo de explicar la asignación de recursos y la formación de precios. En la etapa clásica, el énfasis se concentró en la producción, la competencia y la distribución, con la idea de que los mercados tienden a coordinarse mediante mecanismos descentralizados. Posteriormente, el marginalismo introduce un cambio decisivo: desplaza el análisis hacia el comportamiento individual y la utilidad marginal, consolidando la base para estudiar decisiones bajo restricciones y para formalizar el equilibrio como resultado de elecciones racionales (Mas-Colell et al., 1995).

A su vez, el bloque asociado al marxismo resulta relevante porque muestra que la evolución del pensamiento microeconómico no fue lineal ni exclusivamente "técnica", sino también conflictiva y crítica. Al problematizar la distribución del excedente, la acumulación y las relaciones de poder, este enfoque aporta una mirada que hoy reaparece en debates contemporáneos sobre desigualdad, salarios, concentración y dominio de mercado (Blaug, 1997). En ese sentido, la figura sugiere que comprender mercados implica también reconocer que los resultados pueden reflejar no solo eficiencia, sino estructuras institucionales y capacidades asimétricas entre agentes.

La transición hacia la microeconomía neoclásica marca la consolidación de herramientas formales: oferta y demanda, equilibrio parcial y general, bienestar y eficiencia asignativa. Este giro no solo ordena el análisis de mercados competitivos, sino que establece un lenguaje para evaluar fallas de mercado y justificar intervenciones específicas. Sin embargo, la propia evolución que muestra la figura anticipa límites: cuando existen externalidades, poder de mercado, incertidumbre o información imperfecta, los resultados competitivos dejan de ser la referencia automática, abriendo paso a la microeconomía "moderna" (Mas-Colell et al., 1995).

La microeconomía moderna asociada a teoría de juegos, incertidumbre, información e incentivos, funciona como puente directo hacia la economía digital (Calvano et al., 2020). En plataformas y mercados algorítmicos, la competencia no depende solo del precio: intervienen reputación, rankings, efectos de red, datos y reglas de interacción

definidas por sistemas automatizados (Ezrachi & Stucke, 2017). Por ello, esta lectura histórica no es un repaso decorativo: prepara el argumento central del capítulo, según el cual la microeconomía actual debe incorporar cómo la IA y los algoritmos modifican las decisiones, la estructura de mercado y, en consecuencia, los resultados de bienestar y eficiencia en la nueva economía digital.

1.2.1 Transición hacia lo digital: cambio de los mercados a través de plataformas digitales

Las plataformas digitales han redefinido los mercados al asumir funciones de intermediación protagonizadas por algoritmos que gestionan el encuentro entre oferta y demanda, Amazon, Uber y Airbnb operan como arquitectos del intercambio, diseñando mecanismos para optimizar la asignación de recursos y modulando incentivos mediante estándares de calidad y reglas de acceso; este modelo desafía las bases de la microeconomía clásica al sustituir gran parte de la interacción presencial por flujos de datos que determinan prioridades de producción y consumo (Baque y Palacios, 2025).

La dinámica de redes según Muñoz (2019) se convierte en factor decisivo cuando el valor de un servicio se potencia con cada nuevo usuario incorporado, generándose barreras de entrada difíciles de superar para competidores emergentes; la acumulación masiva de información permite anticipar patrones de conducta y personalizar ofertas, desplazando la función tradicional del precio hacia sistemas predictivos que emplean aprendizaje automático y análisis en tiempo

real; este viraje obliga a reinterpretar la noción de equilibrio de mercado bajo condiciones de asimetría informativa.

Los oferentes asumen una posición subordinada frente a las reglas impuestas por las plataformas, pues dependen de mecanismos de reputación digital para alcanzar visibilidad; esas reglas determinan criterios de acceso a la demanda y establecen tarifas de uso que reducen márgenes, no obstante amplían el alcance a audiencias globales; así, la estrategia empresarial debe integrar la gestión de datos y la optimización del perfil digital junto con la construcción de confianza frente a usuarios sometidos a filtros algorítmicos.

1.2.2 Mercados de dos lados (two-sided markets) y formación de precios en plataformas

En el marco de la economía digital, muchas plataformas no operan como "firmas" tradicionales que venden un bien a un único conjunto de consumidores, sino como infraestructuras de interacción que conectan dos (o más) grupos de usuarios cuyas decisiones son interdependientes. En estos mercados de dos lados, el valor que obtiene un grupo (por ejemplo, consumidores) depende del tamaño y la participación del otro (por ejemplo, oferentes), por lo que la plataforma enfrenta el reto de coordinar simultáneamente ambos lados para viabilizar el intercambio y sostener el crecimiento de la red (Rochet y Tirole, 2003; Rysman, 2009).

La implicación microeconómica central es la presencia de externalidades cruzadas: la demanda del lado A depende no solo de su precio, sino también de la cantidad/participación del lado B, y viceversa.

De forma intuitiva, esto puede representarse como $D_A = D_A(p_A, N_B)$y $D_B = D_B(p_B, N_A)$, donde Nrefleja participación o tamaño de red. Por ello, la plataforma no elige únicamente "un precio", sino una estructura de precios (price structure) que internalice estas externalidades y reduzca fricciones de coordinación; en mercados con participación exclusiva (single-homing) o con participación múltiple (multi-homing), la intensidad de las externalidades y la rivalidad entre plataformas cambia de manera sustantiva (Armstrong, 2006; Rochet y Tirole, 2003).

En este punto se entiende por qué las plataformas suelen combinar comisiones por transacción, tarifas de acceso o membresía y, en muchos casos, subsidios cruzados: se "subsidia" a un lado para atraer volumen que incrementa el valor del otro lado. Por ejemplo, modelos donde el acceso es gratuito para usuarios finales y el cobro se concentra en anunciantes, o donde se reduce el precio a consumidores para aumentar demanda y así elevar la disposición a pagar de oferentes por visibilidad y ventas. Este patrón no responde solo a estrategias comerciales, sino a una lógica microeconómica de internalización de externalidades cruzadas: el lado subsidiado genera valor indirecto que la plataforma monetiza en el otro lado (Rysman, 2009; Evans y Schmalensee, 2016).

Además, el funcionamiento de estos mercados se fortalece cuando existen costos de cambio (switching costs) y fenómenos de lock-in, dado que la plataforma puede consolidar poder de mercado en el tiempo incluso si compite agresivamente al inicio. En entornos digitales, estos costos no se limitan a precios monetarios: incluyen aprendizaje, historial de transacciones, reputación, calificaciones, compatibilidades técnicas y

datos acumulados; por ello, la dependencia puede volverse estructural y afectar tanto a consumidores como a oferentes, especialmente cuando la red ya alcanzó masa crítica y la interoperabilidad es limitada (Klemperer, 1995; Farrell y Klemperer, 2007; Shapiro y Varian, 1999).

En consecuencia, el "equilibrio" en mercados de plataformas no se explica únicamente por ajustes de precio y cantidades, sino por la interacción entre tamaño de red, reglas de acceso, estructura de tarifas y fricciones de movilidad entre plataformas. Esto reorienta el análisis microeconómico hacia variables que antes eran secundarias "como gobernanza del mercado, curación de calidad, mecanismos de reputación y diseño de incentivos" y permite argumentar que la competencia se desplaza parcialmente desde el precio hacia la arquitectura del intercambio, donde el control de la interfaz y los datos puede convertirse en una ventaja estratégica persistente (Rochet y Tirole, 2003; Armstrong, 2006; Rysman, 2009).

1.2.3 Nuevas formas de intermediación, desintermediación y economía de red

La irrupción de la intermediación digital ha transformado de raíz el papel de los agentes económicos al consolidar arquitecturas tecnológicas que monopolizan el acceso y el intercambio de información, en lugar de limitarse a facilitar contactos entre oferta y demanda, las plataformas estructuran mecanismos propios para filtrar la visibilidad de los participantes, regular estándares de calidad y establecer normas de operación. Este nuevo modelo concentra funciones

antes dispersas entre diversos actores (desde mayoristas hasta minoristas) lo que refuerza el control sobre los flujos comerciales y dificulta la diversificación de canales en condiciones de competencia abierta (Muñoz, 2019).

Al mismo tiempo, la desintermediación no implica la desaparición de un ente intermediario, sino su reconfiguración como infraestructura algorítmica capaz de normar la actividad del mercado, pequeños productores y prestadores de servicios acceden directamente a públicos globales, aunque permanecen subordinados a criterios de posicionamiento digital y políticas de comisión que afectan sus márgenes operativos. La independencia aparente se traduce en dependencia funcional, ya que los datos generados por cada transacción se integran en bucles de retroalimentación que refuerzan el poder de la plataforma frente al resto de los agentes.

La economía de red, por su parte, funciona como principio organizador de este ecosistema: el incremento de usuarios potencia el valor percibido del servicio, creando barreras de entrada difíciles de franquear (Shapiro y Varian, 2000). En este entorno, la relevancia de un producto o plataforma no descansa únicamente en atributos intrínsecos, sino en la densidad de conexiones y la intensidad de las interacciones que logra generar, así, las compañías que dominan la red obtienen un efecto de retroalimentación positiva que refuerza su posición, mientras la competencia se ve desplazada hacia la capacidad de retener y personalizar la experiencia del usuario.

1.2.4 Digitalización del comportamiento del consumidor y del productor

El avance de las tecnologías digitales ha modificado de manera sustancial la forma en que los agentes económicos toman decisiones y se relacionan con los mercados, en el caso del consumidor, la disponibilidad inmediata de información, la personalización de las ofertas y la intervención de algoritmos que sugieren opciones han reemplazado muchas de las funciones tradicionalmente asociadas al juicio individual (Pavón et al., 2025). Las elecciones ya no se estructuran exclusivamente en torno al precio o la calidad observable, sino que se ven afectadas por recomendaciones automatizadas, valoraciones colectivas y sistemas de reputación que introducen nuevas formas de influencia en el proceso de decisión, el consumidor, aunque dispone de una oferta más amplia y accesible, queda expuesto a dinámicas que condicionan su comportamiento a partir del diseño mismo de las plataformas (Penalba, 2024).

Por parte del productor, la digitalización ha significado una transformación no solo en la manera de ofrecer bienes y servicios, sino también en la lógica de producción y en la medición del desempeño, la adaptación a los entornos digitales obliga a integrar la gestión de datos como parte esencial del modelo de negocio. El productor contemporáneo necesita interpretar métricas de interacción, analizar patrones de consumo y optimizar su oferta en función de variables que se actualizan en tiempo real, a diferencia del modelo tradicional centrado en el volumen o el costo marginal, el foco actual se desplaza

hacia la capacidad de adaptarse a audiencias fragmentadas y de posicionarse dentro de ecosistemas digitales altamente competitivos (Pavón et al., 2025). Esta transformación redefine los márgenes de rentabilidad y exige una nueva comprensión de la productividad basada en la eficiencia algorítmica y el control del flujo informativo.

1.3 Escasez, racionalidad y modelos económicos con IA

La escasez mantiene plena vigencia incluso dentro del entorno digital, aunque a primera vista los bienes digitales parecen reproducirse infinitamente sin costo marginal, las restricciones persisten en otras dimensiones menos tangibles, pero igualmente relevantes. El tiempo del usuario, la atención individual, la capacidad de procesamiento de datos y la privacidad se han convertido en recursos limitados cuya asignación eficiente requiere un análisis económico riguroso, por lo que esta nueva forma de escasez reconfigura los fundamentos de la teoría económica al desplazar el foco desde bienes materiales hacia variables cognitivas e informacionales (Penalba, 2024).

La racionalidad económica, entendida como la capacidad de los agentes para maximizar su utilidad bajo restricciones, adquiere matices particulares cuando se enfrenta a estas nuevas condiciones, dentro del entorno digital, los individuos deben procesar grandes volúmenes de información en lapsos breves, lo cual genera decisiones bajo limitaciones cognitivas y contextuales más severas que en los mercados tradicionales (Pindyck y Rubinfeld, 2008). Estas restricciones inducen a comportamientos que se alejan del modelo clásico de racionalidad

perfecta, lo que exige incorporar elementos de racionalidad acotada y sesgos conductuales en los modelos microeconómicos aplicables a entornos digitales, la economía del comportamiento y la teoría de la atención emergen, por tanto, como marcos analíticos imprescindibles.

Los modelos económicos tradicionales se han visto forzados a adaptarse mediante herramientas analíticas que integran algoritmos de inteligencia artificial como parte de los mecanismos de asignación y predicción. La IA permite analizar patrones de comportamiento a partir de datos masivos, simular escenarios con múltiples variables interdependientes y anticipar reacciones individuales frente a cambios de política o condiciones del entorno, esta capacidad transforma la manera en que se conceptualiza la racionalidad, ya que los agentes digitales —plataformas, motores de recomendación o asistentes virtuales— actúan como sujetos cuasi racionales que optimizan objetivos bajo reglas algorítmicas.

1.4 Racionalidad acotada: IA y reducción de sesgos humanos

El concepto de racionalidad acotada representa una ruptura con la visión clásica del agente económico perfectamente racional, al introducir límites cognitivos, de información y de procesamiento en la toma de decisiones, estos límites no obedecen únicamente a imperfecciones técnicas, sino que reflejan la naturaleza estructuralmente incompleta de la información disponible y la limitada capacidad de los individuos para evaluar todas las alternativas posibles. En escenarios complejos, los agentes tienden a adoptar reglas heurísticas que simplifican el proceso

decisorio, lo cual puede derivar en decisiones sistemáticamente sesgadas, la microeconomía contemporánea ha incorporado estas limitaciones dentro de sus modelos, dando lugar a representaciones más realistas del comportamiento individual bajo condiciones de incertidumbre y presión informativa (Pascualli y Alberto, 2006).

La incorporación de sistemas de inteligencia artificial en los procesos económicos abre nuevas posibilidades para reducir los efectos de la racionalidad acotada mediante el uso de capacidades algorítmicas que superan los límites humanos en términos de velocidad, memoria y procesamiento lógico, a través del aprendizaje automático, estos sistemas pueden identificar patrones consistentes en grandes volúmenes de datos y ofrecer recomendaciones que minimicen errores típicos de juicio como la disponibilidad, el exceso de confianza o la aversión al riesgo mal calibrada. En este sentido, la IA puede actuar como un complemento racional que amplía las capacidades del individuo, siempre que su diseño se base en estructuras objetivas y en criterios de optimización transparentes.

En la tabla 1 se compara de forma sintética los sesgos propios de la racionalidad humana con las distorsiones que pueden surgir en algoritmos mal diseñados o entrenados.

Tabla 1. Sesgos Humanos y Errores Algorítmicos en Decisión Económica

Categoría	Sesgos Humanos (Racionalidad Acotada)	Errores Algorítmicos (IA Mal Entrenada)	Ejemplo Comparativo
Fuente del error	Limitaciones cognitivas, emocionales y de atención del individuo	Datos de entrenamiento incompletos, mal etiquetados o sesgados	Sesgo por disponibilidad (humano) vs. aprendizaje sobre datos históricos sesgados (IA)
Tipo de heurística o sesgo	Atajos mentales: anclaje, representatividad, exceso de confianza	Generalizaciones erróneas por sobreajuste, correlaciones espurias	Anclaje en precios pasados (humano) vs. predicción basada en patrones irrelevantes (IA)
Naturaleza del problema	Subjetividad individual, limitada capacidad de cálculo y memoria	Falta de representatividad estadística, sesgo de programación o de muestreo	Aversiones no racionales al riesgo (humano) vs. predicción discriminatoria por raza o género (IA)
Mecanismo de propagación	Juicios personales reiterados, influencia social y experiencia limitada	Reproducción automática de patrones sesgados a gran escala	Opinión del grupo en mercados financieros (humano) vs. algoritmo que refuerza burbujas especulativas (IA)

Fuente: Elaboración propia en base a Varsha (2023).

La capacidad de la inteligencia artificial para reducir sesgos no implica una eliminación automática de todos los errores asociados al juicio humano, los algoritmos son diseñados e instruidos por seres humanos que, a su vez, trasladan sus propios criterios, supuestos e intereses a la arquitectura del sistema, esto puede generar una reproducción, e incluso una amplificación, de ciertos sesgos estructurales si no se controla cuidadosamente el proceso de entrenamiento de los modelos.

A partir de la Tabla 1, el análisis puede avanzar desde la comparación descriptiva hacia criterios de diseño que permitan evaluar cuándo la IA actúa como corrector de la racionalidad acotada y cuándo, por el contrario, reproduce fallas de decisión a escala. En particular, resulta útil distinguir entre sesgo por datos y sesgo por objetivo: el primero surge cuando los datos de entrenamiento no representan adecuadamente la realidad (muestras incompletas, etiquetas erróneas, proxies problemáticos), mientras que el segundo aparece cuando la función de optimización prioriza metas que no son normativamente neutrales (por ejemplo, maximizar clics o "tiempo en pantalla"), desplazando el bienestar del usuario como criterio central (Mehrabi et al., 2021).

El sesgo por datos es especialmente crítico porque muchas bases de entrenamiento reflejan desigualdades históricas o decisiones previas ya contaminadas por discriminación, de modo que el algoritmo aprende patrones estadísticos que pueden generar impactos desiguales aun sin intención explícita. En estos casos, la IA no "corrige" el sesgo humano, sino que lo reproduce mediante correlaciones aparentemente objetivas que, en realidad, encapsulan decisiones sociales y económicas previas;

por ello, el diseño responsable exige gobernanza de datos, evaluación de representatividad, auditoría de variables sustitutas y pruebas de robustez por subgrupos antes de la implementación (Barocas y Selbst, 2016; Mehrabi et al., 2021).

En cambio, el sesgo por objetivo se vincula con la lógica de incentivos: incluso con datos "limpios", un sistema puede inducir resultados socialmente indeseables si la meta optimizada no coincide con el bienestar. Cuando una plataforma ajusta recomendaciones, visibilidad o precios para maximizar engagement, conversión o retención, el algoritmo puede privilegiar contenidos, perfiles o transacciones que aumenten métricas internas, aunque ello incremente vulnerabilidades informativas, dependencia o exclusión de ciertos agentes. Así, el problema deja de ser técnico y se vuelve microeconómico: la IA internaliza una función objetivo que actúa como "regla de decisión" y redefine qué se considera una asignación "eficiente" dentro del mercado digital (Mehrabi et al., 2021).

Este punto conduce al trade-off entre precisión, equidad y explicabilidad, ya que elevar desempeño predictivo no garantiza decisiones más justas, y, además, diferentes nociones de equidad pueden ser incompatibles entre sí. La literatura muestra que, bajo condiciones generales, no es posible satisfacer simultáneamente ciertos criterios de justicia estadística, lo que obliga a seleccionar explícitamente el criterio normativo y asumir sus costos en términos de error y bienestar (Kleinberg et al., 2016; Chouldechova, 2017). En consecuencia, un criterio de diseño robusto consiste en definir ex ante (i) qué noción de

equidad se busca (p. ej., igualdad de oportunidades), (ii) qué errores son más costosos (falsos positivos vs. falsos negativos) y (iii) cómo se justificará el balance resultante ante usuarios y reguladores (Hardt et al., 2016).

1.4.1 Modelos económicos con algoritmos

El uso de inteligencia artificial dentro de los modelos económicos ha ampliado la capacidad predictiva de la teoría microeconómica aplicada, especialmente en escenarios donde los agentes enfrentan problemas de elección bajo condiciones dinámicas, interactivas y altamente informadas, la inclusión de algoritmos como agentes decisores permite simular contextos de mercado con una granularidad antes inalcanzable, al incorporar datos en tiempo real y ajustar decisiones según la retroalimentación observada (Montecinos, 2024).

Estos sistemas algorítmicos no sólo procesan grandes volúmenes de información de manera eficiente, sino que también aprenden de los patrones de comportamiento pasados, permitiendo una anticipación razonada de variables como decisiones de compra, formación de precios o evaluación de riesgo crediticio, esta nueva configuración introduce una redefinición de los modelos tradicionales, al asumir que las decisiones no son únicamente humanas, sino también generadas por agentes programados con estructuras lógicas propias (Adadi, 2021).

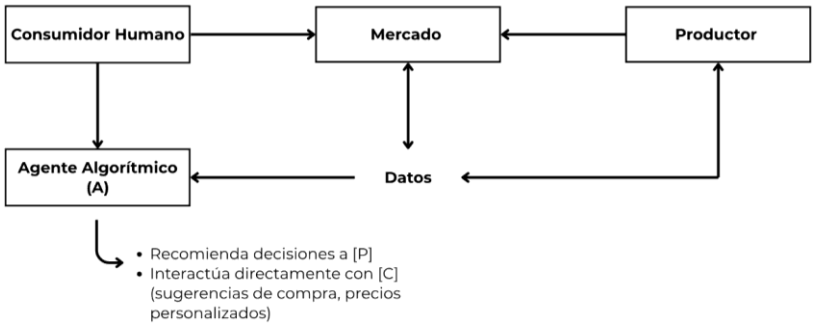


Figura 2. Modelo microeconómico con IA como agente decisor.

Fuente: Elaboración propia en base Adadi (2021).

A diferencia del análisis clásico donde el comportamiento se modela bajo supuestos fijos, el agente algorítmico aprende y modifica sus decisiones conforme varían los datos del entorno. Esta lógica adaptativa permite anticipar con mayor precisión la evolución de la demanda o las reacciones frente a cambios de precios, lo cual transforma la dinámica de los mercados. La IA no actúa simplemente como observadora o herramienta auxiliar, sino que se convierte en parte constitutiva del sistema de incentivos, lo que implica nuevos desafíos en términos de eficiencia, transparencia y regulación dentro del análisis microeconómico contemporáneo.

1.4.2 Teoría de juegos y machine learning

La relación entre la teoría de juegos y los métodos de aprendizaje automático ha generado nuevas vías de investigación para el análisis microeconómico aplicado a sistemas donde la toma de decisiones ocurre de forma automatizada. En escenarios caracterizados por la

interdependencia estratégica, la incorporación de agentes algorítmicos modifica los supuestos tradicionales de racionalidad completa, información perfecta y equilibrio estático. Las simulaciones basadas en machine learning permiten modelar interacciones repetidas donde las estrategias no se determinan desde supuestos axiomáticos, sino que emergen a partir de procesos de aprendizaje adaptativo (González de Pablos, 2023). Estos procesos generan trayectorias evolutivas que reflejan cómo los agentes modifican su comportamiento en función de resultados pasados y señales del entorno, reproduciendo así dinámicas de competencia y cooperación de manera endógena.

En entornos digitales complejos, como los mercados de subastas en tiempo real o las plataformas de comercio electrónico, los algoritmos actúan como jugadores estratégicos capaces de anticipar el comportamiento de sus contrapartes mediante técnicas predictivas. En lugar de limitarse a seguir una estrategia fija, estos sistemas exploran distintas alternativas y ajustan sus decisiones de forma continua con base en la retroalimentación observada. Este tipo de aprendizaje, conocido como aprendizaje reforzado, simula con notable realismo los patrones de decisión en juegos iterativos, como los dilemas de coordinación o los juegos de señalización. La estructura de los incentivos y la evolución de las estrategias dependen, en este caso, no de un equilibrio calculado ex ante, sino de una convergencia empírica hacia soluciones eficientes o estables a lo largo de múltiples rondas de interacción (Vallarino, 2015).

Un caso paradigmático se presenta en la competencia algorítmica por precios en mercados digitalizados, donde distintos agentes optimizan su comportamiento frente a rivales que también están aprendiendo y ajustando en tiempo real. Esta dinámica genera un entorno altamente reactivo en el que la frontera entre cooperación tácita y colusión automatizada se vuelve difusa. Diversas simulaciones han mostrado que, en ausencia de intervención regulatoria, los algoritmos pueden desarrollar comportamientos funcionalmente equivalentes a acuerdos colusivos, incluso sin comunicación directa entre jugadores. Tal fenómeno ha sido objeto de creciente preocupación en la economía industrial contemporánea, pues plantea limitaciones significativas a los marcos regulatorios convencionales, que asumen que la colusión requiere coordinación explícita entre partes humanas.

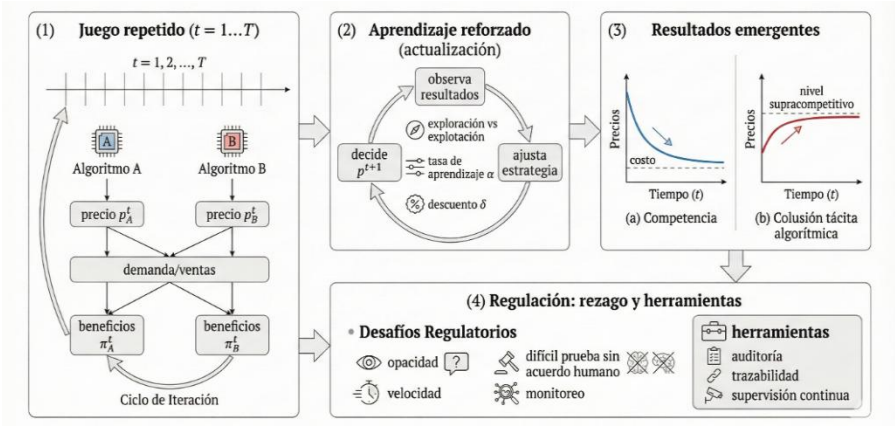


Figura 3. Juego repetido con aprendizaje algorítmico y riesgo de colusión tácita.

Fuente: Elaboración propia.

La figura propuesta resume el mecanismo por el cual la interacción estratégica en mercados digitalizados deja de depender de un equilibrio calculado ex ante y pasa a configurarse como un proceso dinámico de ajuste. En cada periodo del juego repetido, los algoritmos eligen precios y observan resultados (ventas, participación y beneficios), incorporando esa información como señal para actualizar su política de decisión. Así, el comportamiento competitivo o cooperativo no se impone como supuesto, sino que emerge como resultado de un ciclo de retroalimentación donde la experiencia pasada disciplina las acciones futuras, lo que vuelve más realista el análisis microeconómico en entornos de alta frecuencia y elevada capacidad de cómputo.

El punto crucial es que el aprendizaje algorítmico puede producir dos trayectorias consistentes con la teoría de juegos aplicada a mercados: una convergencia hacia resultados competitivos (precios cercanos a costos) o, alternativamente, una convergencia hacia precios persistentemente altos, funcionalmente equivalentes a una colusión tácita, aun sin coordinación explícita. La diferencia se asocia a condiciones del entorno (transparencia de precios, estabilidad de demanda, frecuencia de interacción) y a parámetros del aprendizaje (grado de exploración y horizonte efectivo). En consecuencia, el riesgo no se reduce a “algoritmos maliciosos”, sino a la posibilidad de que la optimización repetida, bajo incentivos de beneficios, seleccione patrones de conducta que sostienen resultados supra competitivos como un equilibrio práctico.

Desde una perspectiva regulatoria, la figura ilustra por qué los marcos clásicos enfrentan rezagos: la colusión tradicional se prueba mediante evidencia de comunicación o acuerdos explícitos, mientras que en sistemas que aprenden la coordinación puede manifestarse como una regularidad estadística sin "intención" verificable ni intercambio directo entre humanos. A ello se suma que los ajustes ocurren en tiempo real y con modelos opacos, lo que dificulta identificar la lógica causal detrás de decisiones de precios y delimitar responsabilidades. Por tanto, la política de competencia requiere complementar el enfoque ex post con instrumentos que garanticen trazabilidad, auditoría y monitoreo continuo del comportamiento algorítmico en mercados digitales.

1.5 Costos de oportunidad y toma de decisiones en plataformas tecnológicas

El concepto de costo de oportunidad constituye uno de los pilares fundamentales de la teoría microeconómica, al proporcionar un criterio analítico para evaluar la eficiencia relativa de las decisiones bajo condiciones de escasez. A diferencia de un enfoque meramente contable, este principio introduce una noción comparativa que obliga a considerar no sólo lo que se elige, sino también aquello a lo que se renuncia. La economía moderna no puede comprenderse sin asumir que cada recurso empleado en una acción específica tiene un uso alternativo cuya pérdida implica un sacrificio cuantificable, aunque no siempre expresado en términos monetarios (González et al., 2024).

En los modelos tradicionales, el dinero ha ocupado un lugar central como unidad de medida del costo de oportunidad, dado su carácter fungible y su capacidad para representar valor de forma homogénea en distintos contextos (Muñoz, 2019). No obstante, esta aproximación presenta limitaciones analíticas cuando se enfrenta a decisiones que no se reducen a transacciones monetarias. En numerosos escenarios contemporáneos, los agentes asignan valor a factores que no participan de mercados formalizados, como el tiempo disponible, la atención cognitiva o la calidad de la información procesada.

El tiempo, en particular, ha adquirido un lugar protagónico en la evaluación de costos de oportunidad, especialmente en un entorno caracterizado por sobrecarga informativa y multiplicidad de estímulos. Cada decisión que implica dedicación temporal excluye, por principio, otras posibilidades de uso que podrían haber generado un nivel de bienestar superior. Esta exclusión impone una frontera intertemporal a la maximización de utilidad, que debe ser formalizada mediante restricciones dinámicas o funciones objetivo condicionadas al valor marginal del tiempo, el costo de oportunidad ya no es un concepto estático, sino que refleja una evaluación continua de alternativas posibles, sujeta a información incompleta y a condiciones de racionalidad acotada (Fernández et al., 2024).

La información, por su parte, introduce una dimensión menos tangible pero igualmente determinante para el análisis de la decisión económica, en situaciones donde los agentes actúan bajo incertidumbre, el acceso, procesamiento y evaluación de información relevante se transforma en

un recurso cuya obtención tiene un costo directo en términos de tiempo, dinero o esfuerzo cognitivo. Esta dimensión informativa del costo de oportunidad obliga a integrar la economía de la información dentro del núcleo del análisis microeconómico, ya que condiciona el conjunto de alternativas que el agente percibe como viables (González et al., 2024). Una elección basada en información parcial o distorsionada puede parecer óptima desde la perspectiva individual, pero implicar un costo social elevado si conduce a asignaciones ineficientes.

1.5.1 Información como recurso limitado: sobrecarga y filtros algorítmicos

En el análisis microeconómico contemporáneo, la información debe ser considerada como un recurso escaso y estratégico, cuya disponibilidad y calidad condicionan la toma de decisiones en contextos cada vez más complejos, a diferencia de los supuestos tradicionales que asumían acceso pleno o simétrico a la información, los entornos actuales se caracterizan por un volumen excesivo de datos que supera ampliamente la capacidad de procesamiento de los agentes (Arnold et al., 2023). Esta sobrecarga informativa no sólo impone restricciones cognitivas, sino que también introduce nuevas formas de escasez, al requerir mecanismos de filtrado, priorización y evaluación que permitan distinguir lo relevante de lo accesorio, la racionalidad del agente ya no depende únicamente de su capacidad de cálculo, sino también de su habilidad para gestionar información bajo condiciones de limitación perceptiva y de atención (Adadi, 2021).

Los filtros algorítmicos, diseñados para seleccionar y jerarquizar contenidos según criterios definidos por plataformas digitales o sistemas automatizados, actúan como mediadores entre el agente económico y el universo de datos disponibles, si bien estos sistemas buscan optimizar la eficiencia del proceso decisional reduciendo la carga informativa, también introducen distorsiones estructurales que pueden afectar la calidad de las elecciones, la lógica de filtrado no siempre coincide con el interés del usuario, ya que responde a objetivos propios del diseñador del algoritmo, como maximizar el tiempo de permanencia, promover determinados productos o inducir preferencias específicas, esta mediación selectiva altera los incentivos y modifica las condiciones bajo las cuales los agentes perciben sus alternativas, lo cual debe ser incorporado en los modelos microeconómicos mediante funciones de información condicionada o conjuntos de elección subjetivos.

Tabla 2. Información disponible e información procesada con filtros algorítmicos.

Etapa del proceso	**Sin filtrado algorítmico**	**Con filtrado algorítmico**
Volumen de información recibida	Alto, desordenado, redundante	Moderado, organizado según criterios ocultos o propietarios
Costo cognitivo de procesamiento	Elevado, riesgo de parálisis por análisis	Reducido, pero con posible sesgo de exposición
Posibilidad de decisiones óptimas	Alta si se dispone de tiempo y capacidad de análisis suficiente	Depende de la transparencia y neutralidad del sistema de filtrado

Riesgo de manipulación o sesgo	Bajo, determinado por la propia búsqueda del agente	Alto, condicionado por intereses del operador algorítmico

Fuente: Elaboración propia en base a ROSSI (2018).

Este cuadro permite observar que la utilización de filtros algorítmicos transforma radicalmente las condiciones informativas bajo las cuales se toman decisiones microeconómicas.

1.5.2 Costo de oportunidad en decisiones automatizadas

En los entornos digitales actuales, las decisiones automatizadas asistidas por inteligencia artificial modifican de forma significativa el cálculo del costo de oportunidad, especialmente cuando los consumidores actúan bajo la influencia directa de algoritmos de recomendación, a diferencia de la toma de decisiones autónoma, en la que el agente compara explícitamente alternativas conocidas, la intervención de sistemas inteligentes desplaza el proceso hacia una estructura de decisión condicionada, en la que sólo se perciben opciones previamente filtradas (Coaquira Flores, 2024). Esto implica que el costo de oportunidad ya no se limita a lo que el agente decide no consumir, sino también a lo que nunca llega a considerar debido a una preselección algorítmica, esta transformación debe ser incorporada en el análisis microeconómico moderno, ya que afecta la noción misma de conjunto de elección y reconfigura los incentivos, la diversidad de preferencias reveladas y la eficiencia en la asignación de la atención (Pindyck y Rubinfeld, 2008).

Para ejemplificar esta dinámica, se presenta a continuación una tabla con casos documentados de consumidores influenciados por algoritmos de plataformas digitales:

Tabla 3. Casos reales de consumidores influenciados por algoritmos de recomendación.

Plataforma	Caso documentado	Autor
Spotify	Recomendaciones que homogenizan gustos musicales al reducir exploración espontánea	(Fernández M. E., 2024)
YouTube	Algoritmo que prioriza contenidos sensacionalistas, limitando alternativas informativas	(Ribeiro et al., 2021)
Amazon	Sugerencias que aumentan compras impulsivas, pero desplazan alternativas de menor precio	(Mingge, 2023)

Fuente: Elaboración propia.

Estos casos permiten observar cómo el costo de oportunidad en decisiones mediadas por algoritmos se relaciona con opciones que no son descartadas de manera consciente, sino invisibilizadas por mecanismos automáticos de selección. La pérdida no se limita al bienestar derivado de una elección subóptima, sino que abarca la omisión de elecciones potencialmente superiores que nunca ingresan al campo de visión del consumidor.

1.6 Supuestos económicos en la era de los algoritmos

La teoría microeconómica ha construido sus modelos fundamentales sobre una serie de supuestos que, durante décadas, permitieron representar el comportamiento individual y colectivo con un alto grado de formalización y coherencia interna. Entre ellos destacan la racionalidad completa del agente, la disponibilidad de información perfecta o simétrica, la independencia en la toma de decisiones y la existencia de mercados competitivos (Franco, 1974). Estos principios han servido como base para importantes desarrollos en análisis del bienestar, teoría del equilibrio y diseño de incentivos

Tabla 4. Supuestos clásicos de la teoría microeconómica.

Supuesto	Concepto general	Autor
Racionalidad completa	El agente tiene preferencias bien definidas, transitivas y consistentes, y maximiza su utilidad	(Arrow y Debreu, 1954)
Información perfecta	Todos los agentes conocen todas las variables relevantes del mercado y actúan sobre esa base	(Akerlof, 1970)
Independencia en la decisión	Las elecciones individuales no dependen del comportamiento de otros agentes	(Becker, 1976)
Mercados perfectamente competitivos	Existe un número elevado de oferentes y demandantes, sin poder individual sobre precios	(Marshall, 1890)

Fuente: Elaboración propia (2026).

Estos supuestos han contribuido al desarrollo de una estructura analítica robusta, aunque basada en condiciones ideales, la creciente presencia de algoritmos en la intermediación económica, sin embargo, ha modificado los fundamentos empíricos sobre los que se sustentan tales hipótesis. La racionalidad se ve condicionada por decisiones automatizadas, la información está cada vez más mediada por filtros algorítmicos que refuerzan su asimetría, y la independencia decisional se diluye ante sistemas que interconectan y retroalimentan comportamientos. Ante esta transformación, la teoría microeconómica no pierde su capacidad explicativa, pero sí requiere ajustes que reconozcan la naturaleza estructurada, opaca y no neutral de los entornos digitales actuales.

1.6.1 ¿Se cumplen estos supuestos en mercados digitales?

La expansión de los mercados digitales ha introducido un conjunto de dinámicas que alteran de forma sustantiva las condiciones bajo las cuales se modelan las decisiones económicas en la teoría microeconómica tradicional, los supuestos clásicos, que han servido como base para la construcción de modelos predictivos y normativos, enfrentan serias dificultades al ser aplicados en entornos donde la información es controlada por intermediarios tecnológicos, las preferencias son moldeadas algorítmicamente y las interacciones no se desarrollan de manera espontánea entre oferentes y demandantes autónomos. Esta transformación no es meramente instrumental, sino estructural, ya que modifica las reglas de juego sobre las cuales se construyen los incentivos y se definen las trayectorias de elección, evaluar el cumplimiento de estos supuestos en mercados digitales

requiere un análisis empírico riguroso, pero también una reflexión teórica sobre los límites del modelo convencional (Baque y Palacios, 2025).

Uno de los elementos que primero se ve comprometido es el supuesto de información perfecta, base de numerosas conclusiones sobre eficiencia y bienestar, en los mercados digitales, el acceso a la información se encuentra mediado por plataformas que operan con sistemas de filtrado personalizados, lo que fragmenta el conocimiento del mercado entre los distintos agentes. Estas plataformas poseen capacidades de recopilación y procesamiento de datos que desbordan con creces las de los consumidores individuales, generando un entorno con claras asimetrías informativas, esta situación no sólo impide la formación de expectativas racionales en sentido estricto, sino que también cuestiona la neutralidad del precio como único transmisor de información relevante. La señal que orienta las decisiones ya no proviene únicamente del mercado, sino también del diseño algorítmico que condiciona las alternativas visibles (Arnold et al., 2023).

Tampoco se sostiene con solidez el supuesto de racionalidad completa, en tanto que los consumidores digitales operan bajo condiciones de sobrecarga informativa, atención fragmentada y dependencia estructural de sistemas de recomendación, estas condiciones dan lugar a decisiones que se alejan de la maximización óptima, aun cuando no puedan ser consideradas irracionales en sentido estricto, la incorporación de elementos de racionalidad acotada resulta indispensable para captar el modo en que los individuos procesan estímulos, jerarquizan preferencias

y toman decisiones dentro de entornos diseñados para influir en su conducta, la agencia individual, tal como se la conceptualiza en los modelos clásicos, se encuentra debilitada por la presencia de estímulos automatizados, lo cual exige una reconceptualización de la función de utilidad como objeto dinámico y condicionado (Pascualli y Alberto, 2006).

Además, el funcionamiento de los mercados digitales contradice en numerosos casos el supuesto de competencia perfecta, las plataformas que intermedian las transacciones tienden a generar estructuras de mercado altamente concentradas, apoyadas en efectos de red, economías de escala en el procesamiento de datos y altos costos de cambio para los usuarios, estas características permiten la formación de poder de mercado, aunque se presenten entornos con aparente multiplicidad de opciones, la competencia, en este tipo de mercados, no responde necesariamente a una lógica de precios, sino a la captura de atención, fidelización de usuarios y control sobre los flujos de información, en consecuencia, los resultados de equilibrio no deben interpretarse como el resultado de fuerzas impersonales y eficientes, sino como el producto de estructuras institucionales que definen las reglas de acceso y operación (Penalba, 2024).

1.6.2 Asimetría de información potenciada por algoritmos

La noción de asimetría de información ha ocupado un lugar central en la microeconomía desde que se reconoció su influencia sobre la eficiencia de los mercados y la formación de precios, en escenarios

donde uno de los agentes posee información privada que el otro no puede observar ni verificar, el resultado es una distribución desigual de riesgos y beneficios que distorsiona los incentivos y puede generar resultados subóptimos, como selección adversa o riesgo moral. Sin embargo, en el entorno digital contemporáneo, la asimetría informativa adquiere una nueva dimensión debido al uso intensivo de algoritmos por parte de plataformas y empresas que operan con acceso privilegiado a grandes volúmenes de datos, esta situación potencia las desigualdades informativas, ya que el conocimiento acumulado por los sistemas automatizados supera en escala, precisión y oportunidad al que puede manejar cualquier usuario individual, incluso si este actúa de manera racional (Perossa y Waldman, 2014).

La inteligencia algorítmica no sólo permite observar el comportamiento del consumidor en tiempo real, sino que también es capaz de inferir patrones latentes, anticipar decisiones futuras y segmentar preferencias con un nivel de detalle que resulta inaccesible para los propios agentes involucrados, esta capacidad predictiva transforma la naturaleza de la asimetría, al convertir la información privada en una ventaja estructural que opera a favor de quien controla el sistema de recopilación y análisis de datos. A diferencia de las asimetrías tradicionales, en las que la información podía estar oculta o no revelada voluntariamente, la asimetría algorítmica surge de un acceso diferencial a procesos de aprendizaje automático que permiten una extracción de valor a partir de información que los usuarios muchas veces entregan de forma involuntaria o sin comprender su alcance económico, esta nueva

configuración exige una revisión de los supuestos sobre intercambio de información en mercados descentralizados (Adadi, 2021).

En este marco, los modelos clásicos de equilibrio con información imperfecta deben ser ampliados para capturar los efectos de algoritmos que no sólo procesan datos, sino que además modifican activamente el comportamiento de los agentes en función de sus propias predicciones, cuando una plataforma utiliza un sistema de recomendación para dirigir el consumo hacia ciertos productos o servicios, está ejerciendo un tipo de influencia que va más allá de la simple agregación de información, está construyendo un entorno informacional sesgado, en el que las alternativas disponibles son seleccionadas y presentadas según criterios que no son transparentes para el usuario, esta manipulación algorítmica genera externalidades informacionales que no se internalizan en el momento de la decisión y que alteran tanto la eficiencia del mercado como la autonomía del consumidor (Lagos et al., 2024).

1.6.3 Mecanismos micro: cómo la asimetría se traduce en poder de mercado

Un primer mecanismo es los datos como barrera de entrada. A diferencia de un mercado tradicional donde la ventaja competitiva proviene de costos o calidad observable, en plataformas digitales la ventaja se refuerza cuando el incumbente acumula historiales de demanda, patrones de navegación y señales de comportamiento que mejoran predicción y personalización, lo que aumenta conversión y retención. Esta dinámica crea un circuito de retroalimentación: más usuarios →

más datos → mejores recomendaciones → más usuarios, y en ese proceso la información se transforma en economía de escala informacional, elevando la dificultad de que un entrante alcance desempeño comparable sin acceso a una base similar (Shapiro y Varian, 2000; OECD, 2019).

Un segundo mecanismo es el control de visibilidad. La plataforma no solo "intermedia": también define qué se muestra, en qué orden y con qué señales (ranking, etiquetas, recomendaciones, buy-box, destacados). Desde microeconomía, esto implica que la plataforma puede alterar la demanda efectiva enfrentada por cada oferente, porque la demanda ya no depende únicamente de precio y calidad, sino de la probabilidad de ser visto. En la práctica, esto convierte a la plataforma en un "diseñador de mercado" que puede modificar incentivos y redistribuir excedente sin cambiar los precios nominales, al favorecer ciertas ofertas, formatos de entrega o servicios complementarios (OECD, 2019; Furman et al., 2019).

Un tercer mecanismo es la dependencia contractual y tecnológica, expresada en comisiones, reglas de acceso y estándares. Cuando la plataforma fija tasas (take rate), condiciones de permanencia, penalizaciones o exigencias operativas, el oferente puede permanecer formalmente "libre" pero económicamente subordinado, porque su acceso a la demanda depende del cumplimiento de reglas que no controla. Esto se refuerza cuando existen costos de cambio, reputación acumulada y efectos de red, ya que migrar implica perder visibilidad,

historial y confianza construida dentro del ecosistema digital (Cusumano et al., 2019; Belleflamme y Peitz, 2021).

Finalmente, la asimetría algorítmica se amplifica cuando la plataforma opera como árbitro y competidor al mismo tiempo (por ejemplo, cuando aloja vendedores externos y también vende productos propios o servicios propios). En ese escenario, el control informacional puede traducirse en prácticas de autopreferenciamiento, uso privilegiado de datos o diseño de reglas que inclinen el terreno competitivo; precisamente por ello surgen marcos regulatorios que distinguen plataformas "guardianes" y les imponen obligaciones de transparencia, interoperabilidad y límites al uso de datos para restablecer contestabilidad (Rodríguez, 2024; Furman et al., 2019).

1.6.4 Herramientas de medición: indicadores de concentración, poder de plataforma y dependencia

Para "aterrizar" el análisis en herramientas microeconómicas, conviene medir el fenómeno con indicadores que capturen no solo concentración de ventas, sino concentración de acceso, visibilidad y dependencia. Un primer conjunto corresponde a concentración de mercado: CR4 (participación de las cuatro mayores firmas), CR1 (líder) e Índice Herfindahl–Hirschman (IHH/HHI). En plataformas, estos indicadores pueden calcularse sobre ventas, usuarios activos, tráfico, o transacciones intermediadas, porque el poder no siempre está en producir, sino en controlar el canal (OECD, 2019; Furman et al., 2019).

Un segundo conjunto mide poder de plataforma a través de variables de intermediación: (i) tasa de comisión (take rate), (ii) dependencia de ingresos del oferente respecto a la plataforma (porcentaje de ventas canalizadas allí), (iii) capacidad unilateral de modificar reglas y tarifas, y (iv) alcance del control sobre datos y reputación. En términos micro, una comisión alta y estable puede ser consistente con valor agregado real, pero cuando se combina con baja contestabilidad (pocos canales alternativos) puede reflejar extracción de rentas asociada a poder de mercado (Belleflamme y Peitz, 2021; Cusumano et al., 2019).

Un tercer conjunto se enfoca en dependencia por visibilidad. Aquí pueden usarse indicadores como: (i) concentración del tráfico en los primeros lugares del ranking, (ii) proporción de transacciones que ocurren bajo mecanismos específicos (p. ej., buy-box), (iii) sensibilidad de ventas del oferente ante cambios de algoritmo (elasticidad de visibilidad), y (iv) estabilidad del ranking frente a precio. Este tipo de medición permite operacionalizar lo que, en teoría, es una asimetría: la plataforma conoce el algoritmo y el oferente no; por tanto, el oferente enfrenta incertidumbre estratégica sobre el canal de acceso a la demanda (OECD, 2019; Autorité de la concurrence & Bundeskartellamt, 2019).

Un cuarto conjunto mide costos de cambio y multi-homing: qué porcentaje de usuarios/oferentes usa varias plataformas simultáneamente, cuánto cuesta migrar (pérdida de reputación, fricción de pago, curva de aprendizaje, costos de integración), y cuánto se reduce el rendimiento al operar fuera de la plataforma dominante. En microeconomía aplicada, alta permanencia y baja multi-homing suelen

ser señales de lock-in, y cuando se combinan con poder de fijación de reglas elevan el riesgo de conductas excluyentes o de extracción de excedente (Shapiro y Varian, 2000; Furman et al., 2019).

1.6.5 Poder de mercado en plataformas digitales: ¿mercados realmente competitivos?

El análisis microeconómico tradicional ha definido los mercados competitivos como aquellos en los que numerosos oferentes y demandantes interactúan bajo condiciones de libre entrada, información perfecta y precios dados. Estas características aseguran, al menos en términos teóricos, que ningún agente individual posee la capacidad de influir sobre las variables fundamentales del mercado y que los resultados tienden hacia asignaciones eficientes. No obstante, en el entorno digital contemporáneo, las plataformas tecnológicas que intermedian la mayoría de las transacciones han alterado sustancialmente estas condiciones, generando estructuras de mercado que se alejan de los supuestos del modelo competitivo. A pesar de que pueden presentar una apariencia de pluralidad de oferentes y consumidores, las plataformas concentran funciones esenciales que otorgan poder de decisión sobre precios, visibilidad de productos, acceso a la información y mecanismos de emparejamiento entre agentes económicos (Baque y Palacios, 2025).

Una de las fuentes principales de poder de mercado en estas plataformas reside en la existencia de efectos de red, que incrementan el valor de la plataforma a medida que se incorporan más usuarios. Este tipo de

externalidad indirecta tiende a favorecer el crecimiento acelerado de ciertos actores hasta alcanzar posiciones dominantes difíciles de desafiar. La concentración resultante no se manifiesta necesariamente en prácticas de precios abusivos, como en los modelos clásicos de monopolio, sino en la capacidad de condicionar las reglas de interacción, establecer condiciones contractuales unilaterales y modificar algoritmos de posicionamiento sin supervisión externa. El poder de mercado en estos casos se vincula menos con la exclusividad en la oferta de un bien específico y más con el control sobre la infraestructura digital que permite el acceso al mercado en sí (Pavón et al., 2025).

El control que ejercen las plataformas sobre la arquitectura informacional y los flujos de datos refuerza aún más su capacidad de influencia, generando barreras de entrada no visibles en los modelos estándar. Estas barreras no derivan de restricciones legales ni de costos productivos insalvables, sino de la acumulación de datos, la dependencia de los usuarios respecto al ecosistema de servicios ofrecidos y la dificultad de replicar la escala operativa de los actores establecidos. Además, el uso de algoritmos de personalización permite moldear las decisiones de consumo de forma sutil pero eficaz, lo que reduce la autonomía del usuario para comparar alternativas de forma imparcial (Vázquez, 2021). Esta capacidad de intervención estratégica convierte a las plataformas en agentes activos del proceso de formación de preferencias, lo que refuerza su posición dominante sin necesidad de recurrir a prácticas que sean detectables bajo los criterios convencionales de competencia desleal.

Desde la perspectiva microeconómica, resulta necesario reevaluar las condiciones bajo las cuales se define la competencia efectiva en mercados digitales, reconociendo que la dispersión de oferentes no garantiza por sí sola la existencia de rivalidad suficiente, el verdadero poder económico no se encuentra en la posesión exclusiva de bienes, sino en el control de los mecanismos mediante los cuales se organizan las transacciones, se distribuye la información y se inducen las decisiones. Por tanto, la apariencia de competencia puede encubrir dinámicas de concentración funcional que afectan la eficiencia del mercado y la distribución de bienestar, los modelos tradicionales deben ser ampliados para captar estas nuevas formas de poder, en las que el control no se ejerce directamente sobre los precios, sino sobre las estructuras que los determinan, esta transformación plantea desafíos teóricos y normativos de gran envergadura, pues exige redefinir los límites entre intermediación legítima y dominación estructural en entornos donde las reglas de juego están diseñadas por agentes con intereses particulares.

1.7 Actividad sugerida

Para consolidar los conceptos abordados en este capítulo, se propone una actividad de análisis y debate orientada a relacionar los fundamentos de la microeconomía con los procesos de toma de decisiones mediados por tecnologías digitales e inteligencia artificial.

Debate académico: ¿Decide mejor un consumidor racional o un algoritmo?

Propósito de la actividad:

Analizar de forma crítica las transformaciones en la toma de decisiones económicas provocadas por la digitalización del consumo, confrontando los supuestos clásicos de la microeconomía con los mecanismos algorítmicos actuales. Esta actividad busca promover la reflexión sobre la racionalidad, la información y la autonomía de los agentes económicos en entornos mediados por inteligencia artificial.

Indicaciones para el desarrollo:

El curso deberá dividirse en dos grupos con posturas contrastadas:

- Grupo 1 argumentará que el consumidor racional, provisto de información suficiente, es capaz de tomar decisiones óptimas en función de su utilidad individual.
- Grupo 2 sostendrá que los algoritmos de recomendación, al procesar grandes volúmenes de datos y eliminar sesgos humanos, representan una forma superior de toma de decisiones en contextos complejos.

Para sustentar sus argumentos, los grupos deberán revisar los conceptos trabajados en el capítulo, especialmente aquellos referidos a:

- Los supuestos de racionalidad completa e información perfecta (Tabla 4).
- Los ejemplos de decisiones influenciadas por algoritmos de plataformas digitales (Tabla 3).

- Las nociones de racionalidad acotada, costo de oportunidad algorítmico y asimetría informativa potenciadas por sistemas inteligentes.

Se recomienda integrar las perspectivas teóricas de autores clásicos como Akerlof (1970), Arrow y Debreu (1954), Becker (1976), así como estudios contemporáneos de Fernández (2024), Ribeiro et al. (2021) y Mingge (2023), todos citados previamente en el capítulo.

Modalidad sugerida:

Exposición oral o mesa redonda.

Duración total estimada: 40 minutos (20 minutos de exposición, 10 minutos de réplicas, 10 minutos de conclusiones).

Puede incluir evaluación participativa o rúbrica de criterios argumentativos.

CAPÍTULO II

2 EL CONSUMIDOR DIGITAL: PREFERENCIAS, SESGOS Y DECISIONES INTELIGENTES

Objetivo del Capítulo: Comprender cómo las herramientas digitales y los algoritmos modifican el comportamiento del consumidor, especialmente en contextos mediados por plataformas inteligentes, datos masivos y automatización.

2.1 Introducción

La teoría del consumidor es uno de los pilares de la microeconomía porque permite explicar, con rigor, cómo los individuos eligen entre alternativas cuando enfrentan restricciones de ingreso, precios y tiempo. No obstante, en la economía digital esa decisión ya no ocurre en un "mercado" entendido como un espacio neutral de intercambio, sino dentro de entornos diseñados: plataformas, aplicaciones y sistemas de recomendación que ordenan la información, jerarquizan opciones y reducen (o incrementan) fricciones de compra. El consumidor digital, por tanto, no solo responde a precios y preferencias; también responde a arquitecturas de elección construidas mediante datos, interfaces y algoritmos que personalizan la experiencia en tiempo real. Esta transformación obliga a repensar categorías clásicas de demanda, elasticidad, excedente del consumidor y bienestar bajo condiciones donde la información es abundante, pero no necesariamente transparente, y donde la "opción disponible" puede depender de lo que el sistema decide mostrar primero.

En este marco, el capítulo parte de una idea central: las decisiones del consumidor digital son el resultado de la interacción entre preferencias, restricciones y mediación algorítmica. Las preferencias siguen existiendo, pero se observan y se inducen mediante patrones de navegación, historial de compras y señales conductuales que alimentan la microsegmentación; la restricción presupuestaria se mantiene, pero puede diluirse por mecanismos como "un clic", pagos fraccionados o suscripciones; y la información, lejos de ser completa, se organiza de manera estratégica mediante recomendaciones, rankings, reseñas y estímulos de escasez. Por ello, el análisis microeconómico se vuelve más realista cuando incorpora la heterogeneidad observable de los usuarios, la personalización como mecanismo de segmentación fina y el papel de la experiencia del usuario (UX) como componente de utilidad percibida, capaz de desplazar la demanda y modificar su elasticidad.

A partir de esa base, se desarrolla cómo la microsegmentación y la personalización se conectan con fenómenos clásicos de mercados imperfectos, en particular con la discriminación de precios y la captura de excedente. En un entorno donde la empresa conoce mejor la disposición a pagar, la personalización puede elevar la utilidad del consumidor por mejor ajuste producto–preferencia, pero también puede reducir su excedente cuando el precio se acerca a su valoración individual. De este modo, el capítulo no presenta la personalización como un beneficio "automático", sino como una estrategia con efectos ambivalentes sobre bienestar, competencia y equidad, especialmente cuando los precios se vuelven dinámicos, opacos o altamente segmentados.

2.2 Microsegmentación, Personalización y Experiencia del Usuario

En la era digital, los mercados han evolucionado hacia esquemas cada vez más sofisticados de interacción entre empresas y consumidores. El acceso a datos masivos y la proliferación de plataformas digitales han permitido el desarrollo de estrategias como la microsegmentación y la personalización, orientadas a mejorar la experiencia del usuario. Estas prácticas no solo transforman el marketing y el diseño de productos, sino que también pueden analizarse desde una perspectiva microeconómica, al afectar directamente las preferencias, el comportamiento del consumidor y las decisiones de asignación de recursos por parte de las empresas.

La microsegmentación consiste en dividir el mercado en grupos extremadamente específicos de consumidores con características, necesidades o comportamientos similares. Esta técnica permite que las empresas diseñen ofertas adaptadas con gran precisión, lo cual puede interpretarse, desde la microeconomía, como una respuesta a la heterogeneidad de preferencias en la función de utilidad de los consumidores.

Cada individuo posee una función de utilidad única, y la microsegmentación permite a las empresas identificar subgrupos cuyo conjunto de preferencias puede ser mejor satisfecho con productos personalizados. En lugar de adoptar una estrategia de producción estandarizada, las firmas, al conocer mejor estas funciones, maximizan

su beneficio al ofertar productos diferenciados que capturen una mayor disposición a pagar, incrementando así la eficiencia del intercambio.

La microsegmentación es una estrategia de marketing digital que utiliza grandes volúmenes de datos (Big Data) y aprendizaje automático para dividir a los consumidores en segmentos extremadamente específicos basados en su comportamiento, intereses, historial de compras y datos sociodemográficos (Goldfarb & Tucker, 2011). Esta capacidad de segmentación fina permite a las empresas ofrecer mensajes y productos personalizados que se ajustan mejor a las necesidades y deseos de cada usuario.

Tabla 5. Etapas del proceso de microsegmentación en plataformas digitales.

Etapa	**Descripción**
Recolección de datos	Historial de navegación, compras, geolocalización
Segmentación	Agrupación por similitud de patrones
Personalización	Ofertas, recomendaciones, precios personalizados

Fuente: Elaboración propia.

La personalización es el siguiente paso: los algoritmos no solo clasifican, sino que predicen. Plataformas como Amazon, Netflix o Spotify utilizan algoritmos de recomendación que analizan patrones de consumo para anticipar lo que un usuario quiere antes de que lo busque.

Esta personalización se traduce en una experiencia del usuario (UX) más fluida, relevante y emocionalmente satisfactoria.

2.2.1 Personalización y Discriminación de Precios

La personalización de productos y servicios está intrínsecamente relacionada con la discriminación de precios de tercer grado, un concepto clave en microeconomía. Cuando una empresa adopta precios y ofertas en función del perfil del consumidor (basado en datos geográficos, demográficos o de comportamiento), está realizando una forma avanzada de segmentación que busca extraer el máximo excedente posible del consumidor.

Desde esta perspectiva, la personalización puede tener un efecto ambivalente sobre el bienestar. Por un lado, incrementa la utilidad del consumidor al ofrecerle productos alineados con sus necesidades específicas. Por otro, puede reducir su excedente si la empresa logra captar una mayor proporción del mismo a través de precios más cercanos a su disposición individual a pagar. El análisis de esta situación requiere ponderar el equilibrio entre la mejora de la utilidad marginal del consumidor y la pérdida de poder adquisitivo frente a estrategias comerciales más precisas (Varian, 1989; OECD, 2018).

Para precisar el fenómeno, conviene distinguir entre precio dinámico, discriminación por segmentación y discriminación individualizada, ya que no son equivalentes, aunque en la práctica puedan coexistir. El precio dinámico se refiere a variaciones del precio en el tiempo en respuesta a condiciones cambiantes de demanda u oferta (picos horarios,

disponibilidad, inventario), sin que necesariamente se asigne un precio distinto a cada consumidor por sus características.

En cambio, la discriminación por segmentación corresponde a la fijación de precios diferentes para grupos relativamente amplios definidos por atributos observables o inferidos (ubicación, edad, historial de compras), lo cual replica la lógica de la discriminación de tercer grado en su forma digital. Finalmente, la discriminación individualizada se aproxima a una "personalización del precio" a nivel de persona, donde el sistema estima la disposición a pagar de cada usuario y ajusta el precio o el descuento de manera casi uno-a-uno, configurando un escenario cercano a la discriminación de primer grado, aunque usualmente bajo incertidumbre y aproximación estadística. (OECD, 2018; Chen & Zhang, 2009).

Esta diferenciación es relevante porque cada modalidad implica mecanismos microeconómicos y efectos distributivos distintos. En el precio dinámico, el canal de transmisión suele ser la asignación intertemporal: se busca racionar capacidad en momentos de alta demanda o incentivar consumo en periodos valle, por lo que el resultado puede mejorar eficiencia operativa y reducir costos de congestión, aunque a costa de una mayor volatilidad de precios y percepción de injusticia. En la discriminación por segmentación, el foco está en explotar diferencias de elasticidad entre grupos; la empresa cobra más donde la demanda es menos sensible al precio y menos donde es más sensible, incrementando beneficios y reconfigurando el excedente entre consumidores. En la discriminación individualizada, el riesgo

distributivo es mayor, pues al acercar el precio a la disposición a pagar estimada, el margen para conservar excedente se reduce, incluso cuando el producto está mejor adaptado a preferencias. (Varian, 1989; Chen & Zhang, 2009; OECD, 2018).

Desde el punto de vista del bienestar, la personalización puede aumentar cobertura y eficiencia cuando permite que consumidores con menor disposición a pagar accedan a bienes o servicios que, bajo un precio uniforme, quedarían excluidos. Por ejemplo, descuentos personalizados o planes diferenciados pueden expandir la demanda atendida y acercar el mercado a un resultado con menor pérdida irrecuperable, especialmente en presencia de costos fijos altos y costo marginal bajo, rasgo típico de servicios digitales. En este caso, aunque parte del excedente se traslade hacia la empresa, podría generarse un efecto neto positivo si la expansión del consumo y la mejora de ajuste producto–preferencia incrementan el bienestar agregado. (Varian, 1985; OECD, 2018).

No obstante, la misma lógica puede operar principalmente como extracción de excedente cuando la plataforma utiliza información granular para capturar una mayor proporción de la disposición a pagar sin ampliar cobertura ni mejorar calidad real. Esto sucede cuando el ajuste de precio se orienta a maximizar ingreso por usuario, especialmente en segmentos cautivos o con altos costos de cambio, donde la elasticidad efectiva se reduce por dependencia al ecosistema, suscripciones o historial acumulado. En tales circunstancias, el resultado más probable es una redistribución del excedente desde consumidores

hacia la empresa, con potenciales efectos regresivos si la personalización encarece más a grupos con menor capacidad de comparación o menores alternativas disponibles. (Cabral, 2016; Klemperer, 1995; OECD, 2018; Shapiro & Varian, 1999).

Desde la perspectiva microeconómica, la personalización puede formalizarse como un ajuste del problema de elección del consumidor, en el que la utilidad no depende únicamente de la cantidad consumida qy del precio p, sino también del grado de personalización que recibe, debido a que esta influye en la relevancia percibida del producto, en la conveniencia y en la reducción de fricciones durante la compra. Sin embargo, en mercados digitales el consumo no se explica solo por pagos monetarios, ya que parte del "costo" se traslada a dimensiones no monetarias relacionadas con privacidad, atención y búsqueda, elementos que afectan directamente el bienestar del usuario aun cuando el precio observable sea bajo o incluso cero. En ese sentido, la personalización puede interpretarse como un mecanismo que incrementa la utilidad al mejorar el ajuste entre preferencias y oferta, pero que también puede reducirla cuando la obtención de dicho ajuste exige entregar datos, tolerar exposición publicitaria o permanecer más tiempo en la plataforma, lo que vuelve necesario incorporar explícitamente esos componentes dentro del análisis de utilidad (Shapiro y Varian, 2000; OECD, 2019).

En forma básica, esta idea puede expresarse mediante una función de utilidad extendida que refleje el beneficio de la personalización y,

simultáneamente, los costos no monetarios asociados al entorno digital. Un esquema simple es el siguiente:

$$U = u(q,\text{personalización}) - p - c(\text{privacidad}) - c(\text{atención}) - c(\text{búsqueda})$$

En este planteamiento, $u(q,\text{personalización})$representa que la utilidad aumenta no solo por consumir más, sino por consumir algo mejor adaptado a las preferencias, mientras que los términos $c(\cdot)$capturan costos implícitos que el consumidor enfrenta sin que necesariamente aparezcan en la etiqueta de precio. Este enfoque permite comprender por qué, incluso en plataformas donde el precio monetario es competitivo, pueden existir pérdidas de bienestar si el usuario "paga" con datos personales, con tiempo de permanencia o con exposición a estímulos diseñados para aumentar la conversión. Desde un punto de vista microeconómico, el consumidor racional puede aceptar esos costos si el aumento de utilidad por personalización los compensa, pero la dificultad reside en que dichos costos suelen ser opacos, diferidos o subestimados por sesgos conductuales, lo cual puede distorsionar la decisión respecto a lo que ocurriría bajo información completa y comparación transparente de alternativas (Pascualli y Alberto, 2006; OECD, 2019).

Este marco también permite interpretar con mayor precisión un aspecto clave de la economía digital: la personalización reduce fricción y, con ello, disminuye costos de búsqueda y comparación, lo que en principio mejora eficiencia porque acorta el tiempo para encontrar una opción adecuada. En términos clásicos, las plataformas actúan como

dispositivos que reducen los costos de información, facilitando el encuentro entre oferta y demanda y elevando la probabilidad de transacción. No obstante, el mismo mecanismo que reduce costos de búsqueda puede alterar la competitividad del mercado cuando la recomendación no es neutral, ya que la plataforma define el conjunto de opciones visibles, el orden de presentación y los atributos resaltados; por tanto, el usuario no elige necesariamente entre "todas" las alternativas relevantes, sino entre aquellas que el sistema filtra y prioriza. Esto implica que la reducción de costos de búsqueda puede venir acompañada de un sesgo en la muestra de opciones, lo que afecta la elasticidad efectiva del consumidor y, en consecuencia, la intensidad competitiva entre oferentes, especialmente en mercados dominados por plataformas que organizan la visibilidad mediante rankings y recomendaciones (Shapiro y Varian, 2000; Furman et al., 2019).

En la práctica, este fenómeno cambia la lógica de comparación de precios. Cuando la plataforma presenta un "top" de opciones altamente personalizadas, el usuario puede experimentar una utilidad mayor por conveniencia y relevancia, pero al mismo tiempo puede reducir su exploración y, por tanto, disminuir su probabilidad de encontrar precios más bajos o alternativas con mejor relación calidad-precio. Desde microeconomía, esto se interpreta como una modificación del costo de búsqueda $c(\text{búsqueda})$: si cae demasiado, el usuario compra más rápido, pero si el conjunto visible está sesgado, el resultado puede ser una asignación menos eficiente a nivel de mercado y una redistribución del excedente hacia la plataforma o hacia oferentes favorecidos por el algoritmo. En otras palabras, la personalización puede elevar bienestar

individual por menor fricción, pero también puede afectar bienestar agregado si reduce la contestabilidad y fortalece el poder de mercado mediante control de visibilidad e información (OECD, 2019; Belleflamme y Peitz, 2021).

Bajo este enfoque, es posible distinguir entre una personalización orientada a mejorar bienestar y una personalización orientada a extracción de valor, sin necesidad de introducir un juicio moral externo, sino usando criterios microeconómicos: quién captura el excedente, qué costos se imponen al usuario, y qué tan transparente es el intercambio. La personalización pro-bienestar tiende a aumentar $u(q,$personalización$)$por mejor ajuste y menor fricción, manteniendo bajos los costos de privacidad y atención o, al menos, haciéndolos visibles y controlables. En contraste, la personalización extractiva busca aumentar ingresos y retención maximizando variables como permanencia o conversión, elevando $c($atención$)$y $c($privacidad$)$mediante estrategias de captura de datos y diseño persuasivo, incluso cuando el beneficio marginal para el usuario es pequeño. Esta distinción es relevante porque permite analizar si la plataforma está creando valor neto o trasladando costos implícitos que el usuario no internaliza adecuadamente (Pascualli y Alberto, 2006; OECD, 2019).

Tabla 6. Personalización pro-bienestar vs personalización extractiva.

Dimensión	Personalización pro-bienestar	Personalización extractiva
Beneficio principal	Mejora el ajuste producto–preferencia; reduce fricción y tiempos de búsqueda	Maximiza conversión/retención; aumenta gasto o permanencia
Riesgo microeconómico	Dependencia moderada por comodidad; posible reducción de exploración	Captura de excedente vía opacidad; lock-in y menor comparabilidad
Costo implícito dominante	Bajo o controlable: privacidad y atención con opciones claras	Alto o difuso: recolección intensiva de datos y sobrecarga de estímulos
Indicador observable	Controles claros de privacidad; recomendaciones explicables; opción real de desactivar personalización	Defaults difíciles de cambiar; personalización opaca; aumento de tiempo en pantalla sin mejora proporcional de valor
Efecto esperado en bienestar	Aumenta bienestar si el valor creado supera costos no monetarios	Puede reducir bienestar si los costos no monetarios superan el beneficio real

Fuente: Elaboración propia.

2.2.2 Experiencia del usuario como variable de diferenciación

La experiencia del usuario (UX) ha emergido como un factor competitivo esencial en los mercados digitales, donde el producto ya no es solo el bien tangible o el servicio, sino también el modo en que se accede y se interactúa con él. En términos microeconómicos, la UX

representa una característica diferenciadora del producto que puede influir en la percepción de calidad, la fidelización y la elasticidad de la demanda.

Cuando las empresas mejoran la experiencia del usuario —a través de interfaces intuitivas, recomendaciones inteligentes, atención al cliente eficiente, o procesos de compra optimizados— están añadiendo valor no necesariamente medido en el precio, pero sí en la utilidad total percibida. Esta mejora puede modificar la curva de demanda, haciéndola menos elástica para ciertos segmentos, especialmente aquellos con alta valoración por la conveniencia o el diseño.

La UX se ha convertido en un componente económico fundamental. Una interfaz intuitiva, una navegación rápida y una estética atractiva aumentan la permanencia del usuario y mejoran las tasas de conversión. En la economía digital, diseñar experiencias centradas en el usuario es tan valioso como fijar precios o controlar costos (Varian, 2010).

2.2.3 Implicaciones para la competencia y el bienestar

La combinación de microsegmentación, personalización y diseño de experiencias plantea implicaciones significativas para la estructura del mercado y el bienestar del consumidor. Desde la óptica de la competencia perfecta, estas prácticas tienden a alejarse del modelo tradicional al fomentar estrategias de diferenciación monopólica, donde las empresas compiten no solo por precios sino también por valor percibido, fidelidad de marca y experiencia.

Si bien esto puede conducir a una mayor satisfacción del consumidor, también puede generar barreras de entrada para nuevos competidores, dificultar la comparación de productos y, en algunos casos, manipular decisiones mediante técnicas de diseño persuasivo. La microeconomía comportamental ofrece herramientas para analizar estos efectos, incorporando sesgos cognitivos, costos de oportunidad y racionalidad limitada como elementos clave en la evaluación de la eficiencia del mercado.

La microsegmentación, la personalización y la experiencia del usuario no solo son estrategias comerciales modernas, sino fenómenos que pueden y deben analizarse desde la microeconomía. Estas prácticas reconfiguran la forma en que se satisfacen las preferencias, cómo se distribuyen los excedentes y cuáles son los incentivos que guían a empresas y consumidores en sus decisiones. Comprender estos procesos desde una perspectiva analítica permite evaluar sus beneficios y riesgos, y aporta insumos valiosos para el diseño de políticas públicas, regulación de mercados digitales y desarrollo empresarial sostenible.

2.3 Elasticidad precio e ingreso en plataformas inteligentes

Actualmente, las plataformas inteligentes como Amazon, Netflix, Uber y Spotify han transformado los mercados tradicionales mediante algoritmos, big data y aprendizaje automático. Estos entornos virtuales no solo facilitan el consumo, sino que permiten observar, predecir y responder al comportamiento del consumidor en tiempo real. En este contexto, los conceptos microeconómicos clásicos como la elasticidad

precio y la elasticidad ingreso de la demanda adquieren nuevas dinámicas y aplicaciones prácticas.

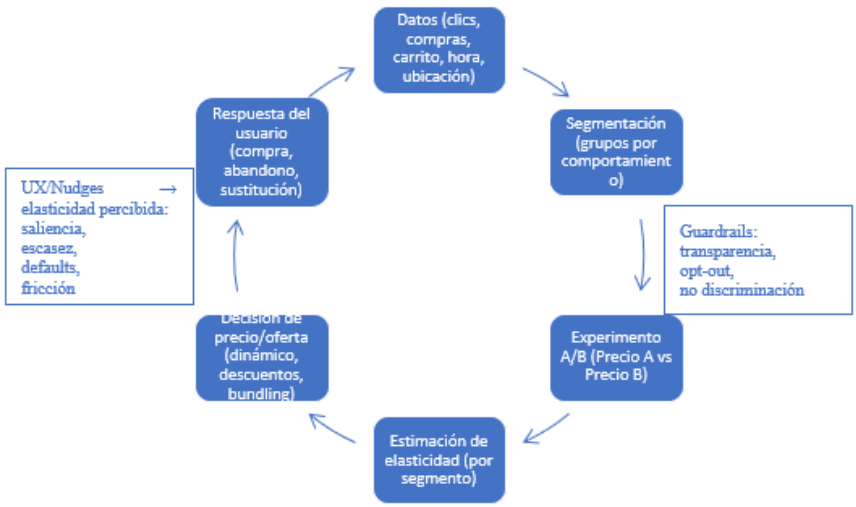


Figura 4. Ciclo de pricing algorítmico y estimación de elasticidades.

***Fuente**: Elaboración propia.*

Como se observa en la Figura 2.1, en plataformas inteligentes la estimación de elasticidades no se apoya únicamente en supuestos estáticos, sino en un proceso iterativo donde el precio se ajusta a partir de señales de comportamiento. El ciclo inicia con la captura de datos de interacción (clics, carritos, compras, hora y ubicación) y continúa con la segmentación en grupos con patrones similares. Esta lógica es microeconómicamente consistente: si los consumidores difieren en preferencias y restricciones, la sensibilidad al precio también difiere, por lo que una única elasticidad promedio puede ocultar respuestas

heterogéneas relevantes para el análisis de demanda y para la formación de precios.

La fase central del esquema es el experimento A/B, porque permite aproximar la elasticidad con una lógica causal simple: comparar la respuesta del consumidor ante una variación controlada del precio (Precio A vs Precio B) manteniendo lo demás relativamente constante. El aporte práctico es que la plataforma puede estimar elasticidades por segmento sin recurrir necesariamente a modelos econométricos complejos: basta con observar cambios en la tasa de conversión, el volumen vendido o el ingreso por usuario y relacionarlos con el cambio porcentual del precio. En términos de decisión empresarial, esta estimación segmentada sirve para calibrar qué ajustes son sostenibles sin perder demanda y qué grupos reaccionan de forma más elástica o inelástica.

La Figura 2.1 también permite entender la diferencia entre elasticidad "real" y elasticidad "percibida". La elasticidad real refiere a la sensibilidad al precio bajo condiciones de elección informada y comparabilidad razonable, mientras que la elasticidad percibida es la que se observa cuando la plataforma altera el entorno de decisión mediante diseño de interfaz. Elementos de UX y nudges (como saliencia de un "descuento", escasez temporal, defaults o fricción en el proceso de cancelación) pueden modificar el costo de búsqueda, el costo psicológico de cambiar de opción o la atención del usuario, haciendo que la demanda parezca menos sensible al precio de lo que sería en un contexto más neutral. Esto es crucial: si la plataforma confunde una

elasticidad “baja” inducida por diseño con una elasticidad estructural, puede optimizar precios maximizando extracción de excedente más que eficiencia.

el cierre del ciclo (respuesta del usuario → nuevos datos → actualización) explica por qué el pricing algorítmico tiende a perfeccionarse con el tiempo, pero también por qué aumenta el riesgo de resultados indeseables si no existen guardrails. Desde un enfoque de bienestar, la iteración puede ser positiva cuando reduce fricciones, mejora asignación y ajusta ofertas a preferencias; sin embargo, puede ser problemática cuando refuerza opacidad, discrimina de forma difícil de detectar o explota sesgos conductuales para reducir la capacidad de comparación y salida. Por ello, integrar límites como transparencia, opt-out real y criterios de no discriminación no es un adorno normativo, sino una condición para que la estimación de elasticidades y la fijación de precios sean compatibles con mercados digitales eficientes y con decisiones genuinamente informadas.

2.3.1 Elasticidad precio: Medición y aplicación dinámica

La elasticidad precio de la demanda mide la sensibilidad de los consumidores ante variaciones en el precio de un bien o servicio. En mercados tradicionales, esta elasticidad suele estimarse a partir de estudios de mercado o análisis históricos. En cambio, en plataformas inteligentes, las empresas tienen acceso continuo y masivo a datos de consumo, lo que permite calcular la elasticidad de forma dinámica y segmentada.

Por ejemplo, plataformas como Uber aplican precios dinámicos según la demanda en tiempo real, ajustando tarifas automáticamente cuando la elasticidad es baja (alta urgencia o poca disponibilidad). De manera similar, Amazon puede modificar los precios de productos en función del comportamiento de navegación del usuario, la estacionalidad o la competencia, aprovechando tramos de baja elasticidad para maximizar el ingreso total.

Desde el punto de vista microeconómico, este uso intensivo de datos para calcular y aplicar elasticidades refleja una transición desde modelos de mercado rígidos a un entorno donde la fijación de precios es un proceso adaptativo y continuo.

La elasticidad precio e ingreso mide cómo responde la demanda ante cambios en el precio o en el ingreso del consumidor. En el contexto digital, estas elasticidades se vuelven más complejas y dinámicas. Las plataformas inteligentes como Uber, Airbnb o Amazon utilizan algoritmos que ajustan los precios en tiempo real según la demanda, la disponibilidad, el historial de compras y otros factores contextuales (Hagiu & Wright, 2015).

Tabla 7. Comparación de Elasticidad-Precio en Plataformas Digitales.

Plataforma	**Tipo de Elasticidad**	**Característica clave**
Uber	Precio	Tarifa dinámica
Spotify	Ingreso	Versiones freemium y premium

Amazon	Precio	Promociones personalizadas por segmento

Fuente**: **Elaboración propia.

Este modelo de fijación de precios dinámicos se conoce como "pricing algorítmico". Por ejemplo, Uber incrementa sus precios durante las horas pico mediante el sistema de "tarifa dinámica". Esto no solo influye en la decisión de consumo, sino que permite una medición continua de la elasticidad-precio en diferentes segmentos.

Gracias a los datos en tiempo real, las plataformas pueden identificar segmentos más sensibles al precio (alta elasticidad) y ofrecer descuentos personalizados, mientras que a los menos sensibles (baja elasticidad) se les puede presentar una versión premium del producto.

2.3.2 Elasticidad ingreso y segmentación del mercado

La elasticidad ingreso de la demanda refleja cómo varía la cantidad demandada ante cambios en el ingreso del consumidor. En plataformas inteligentes, este concepto se torna relevante al momento de diseñar ofertas diferenciadas según el poder adquisitivo y las preferencias reveladas de los usuarios.

Netflix, por ejemplo, ofrece planes con diferentes precios y características, reconociendo que algunos usuarios responden de forma más sensible al precio que otros. De manera similar, Spotify aplica un esquema *freemium* en el que los usuarios con menor disposición a pagar

pueden acceder gratuitamente al servicio con anuncios, mientras que quienes tienen mayor elasticidad ingreso optan por versiones premium.

Estas estrategias reflejan una aplicación directa del concepto microeconómico de elasticidad ingreso, adaptado a un entorno donde las empresas pueden observar y predecir con precisión las condiciones económicas de sus usuarios. Además, se utiliza para maximizar la captación de excedente del consumidor, adaptando el producto al nivel de ingreso del cliente.

2.3.3 Plataformas inteligentes y discriminación de precios

La combinación de datos sobre elasticidades precio e ingreso permite a las plataformas digitales aplicar formas avanzadas de discriminación de precios, un fenómeno que la microeconomía estudia como parte de los mercados imperfectos. Esta discriminación puede adoptar diversas formas: cupones personalizados, precios diferenciados por ubicación, historial de compras o tipo de dispositivo.

Aunque estas prácticas pueden aumentar la eficiencia económica al permitir que más consumidores accedan a productos que valoran, también plantean desafíos éticos y regulatorios. Desde el punto de vista microeconómico, se produce una transferencia del excedente del consumidor al productor, lo cual puede ser socialmente aceptable si se traduce en mayor cobertura y sostenibilidad del servicio, pero controversial si afecta la equidad o la transparencia del mercado.

2.3.4 Implicaciones para la política y el bienestar

Las elasticidades, al ser más observables y explotables en plataformas inteligentes, modifican la forma en que entendemos la competencia y el bienestar del consumidor. Por un lado, la capacidad de ajustar precios con precisión puede aumentar la eficiencia asignativa, pero por otro, puede conducir a prácticas de monopolio tecnológico disfrazado, en las que unas pocas plataformas controlan grandes volúmenes de información y comportamiento.

Además, estas plataformas pueden diseñar experiencias de consumo que influyen en la percepción de precios y valores, alterando artificialmente la sensibilidad del consumidor. Desde una perspectiva de microeconomía conductual, esta manipulación puede reducir la racionalidad de las decisiones, desviando a los consumidores de sus verdaderas preferencias y reduciendo el valor informativo de los precios.

Con todo esto, debe quedar claro, que la elasticidad precio e ingreso, son conceptos fundamentales de la microeconomía, las mismas que adquieren una dimensión renovada en el contexto de las plataformas inteligentes. Estas herramientas permiten a las empresas digitales adaptar precios, segmentar mercados y optimizar estrategias de consumo de manera precisa y eficiente. Sin embargo, también exigen nuevas formas de análisis que integren datos, comportamiento del consumidor y aspectos éticos de la personalización masiva. Comprender cómo se manifiestan y aplican estas elasticidades es clave para evaluar

la eficiencia, equidad y sostenibilidad de los mercados digitales emergentes.

2.4 Economía del comportamiento digital: sesgos cognitivos y nudges

En el contexto de la microeconomía tradicional, los agentes económicos toman decisiones racionales maximizando su utilidad con información completa y coherencia en sus preferencias. Sin embargo, el desarrollo de la economía del comportamiento ha cuestionado esta visión al mostrar que los individuos suelen tomar decisiones influenciadas por sesgos cognitivos, emociones y heurísticas. En el entorno digital, estas tendencias se amplifican por el diseño de las plataformas y la arquitectura de la información. Por eso es de suma importancia analizar cómo los sesgos cognitivos afectan el comportamiento del consumidor digital y cómo los "nudges" o empujones conductuales son utilizados para guiar las decisiones en plataformas digitales, destacando sus implicaciones microeconómicas.

La economía del comportamiento ha demostrado que los individuos no siempre actúan de manera racional. En contextos digitales, estos sesgos pueden ser amplificados por el diseño de interfaces, las notificaciones, los algoritmos de recomendación y otros elementos que conforman la arquitectura de decisiones (Thaler & Sunstein, 2008).

2.4.1 Sesgos cognitivos y decisiones de consumo digital

En el ámbito digital, los consumidores interactúan constantemente con interfaces, algoritmos de recomendación y flujos de información diseñados para captar su atención y facilitar decisiones rápidas. En este entorno, varios sesgos cognitivos, analizados por la microeconomía conductual, influyen de manera significativa en el comportamiento:

- **Sesgo de escasez**: La percepción de disponibilidad limitada ("solo quedan 2 unidades") genera urgencia y reduce la reflexión racional, aumentando la probabilidad de compra impulsiva.
- **Anclaje**: Los consumidores tienden a tomar decisiones con base en valores iniciales ofrecidos, como precios tachados o "antes / ahora", lo que afecta su percepción del valor real.
- **Aversión a la pérdida**: En plataformas de suscripción o promociones con tiempo limitado, los usuarios suelen actuar para evitar la sensación de pérdida más que por el deseo de ganancia.
- **Exceso de confianza y efecto de familiaridad**: Muchos usuarios sobreestiman su capacidad para encontrar la mejor oferta o tomar la mejor decisión, basándose en experiencias previas o marcas conocidas.

Estos comportamientos no se ajustan al modelo de agente racional de la microeconomía clásica, pero explican, desde la economía del comportamiento, por qué los consumidores pueden tomar decisiones que no maximizan su utilidad objetiva.

Tabla 8. Sesgos cognitivos frecuentes en plataformas digitales.

Sesgo	Ejemplo digital
Anclaje	Mostrar primero el producto con mayor descuento
Escasez	"Solo quedan 2 unidades"
Confirmación	Mostrar reseñas que coincidan con búsquedas previas
Nudge	Activar compras recurrentes por defecto en Amazon

Fuente**: **Elaboración propia.

Uno de los sesgos más comunes es el anclaje: los consumidores tienden a basar sus decisiones en el primer precio que ven. A esto se suman técnicas de escasez artificial y confirmación de preferencias, que refuerzan conductas impulsivas o automatizadas. Entender estos mecanismos es crucial para analizar cómo se toman decisiones en plataformas digitales y qué implicaciones tiene ello para la regulación, la ética del diseño y el bienestar del consumidor.

2.4.2 Nudges: Empujones digitales y arquitectura de elección

El concepto de nudge, propuesto por Thaler y Sunstein (2008), se refiere a intervenciones ligeras en el diseño del entorno de elección que influyen en el comportamiento sin restringir la libertad de decisión. En plataformas digitales, los nudges son especialmente poderosos, ya que

cada elemento de la interfaz puede ser programado para influir en la conducta del usuario.

Ejemplos de nudges en entornos digitales incluyen:

- Orden predeterminado de opciones: Resaltar productos recomendados o establecer un método de pago por defecto puede sesgar la elección del consumidor.
- Notificaciones inteligentes: Alertas de oportunidad (“otros usuarios también compraron esto”) refuerzan la validación social como criterio de decisión.
- Gamificación y recompensas inmediatas: Incentivos en forma de puntos, insignias o descuentos potencian el comportamiento deseado al apelar a recompensas emocionales y gratificación instantánea.

Desde la microeconomía, estos mecanismos no solo alteran las preferencias reveladas, sino que modifican la función de utilidad del consumidor al introducir nuevas variables emocionales o cognitivas en su proceso de decisión.

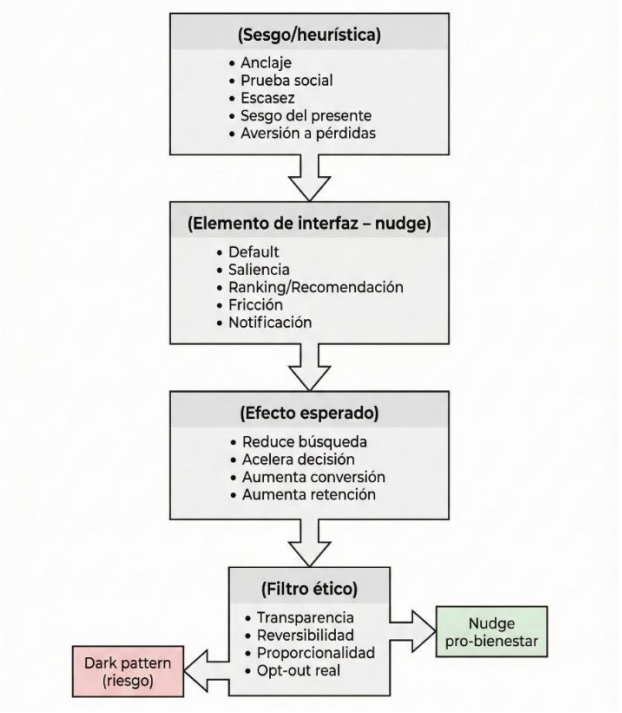


Figura 5. Evaluación de nudges digitales según criterios de diseño.

***Fuente**: Elaboración propia.*

Como se observa en la Figura 2.1, la arquitectura de elección en entornos digitales puede entenderse como una cadena causal que parte de sesgos o heurísticas del consumidor (anclaje, prueba social, escasez, sesgo del presente y aversión a pérdidas) y se traduce en elementos concretos de interfaz que orientan la decisión. En términos microeconómicos, esta traducción es relevante porque los nudges no alteran únicamente preferencias "internas", sino que modifican el conjunto de opciones percibidas, la información salientada y los costos de búsqueda y de decisión, lo cual puede cambiar la demanda efectiva aun cuando el

precio monetario permanezca constante (Johnson et al., 2012). Por ello, la figura permite pasar de una descripción psicológica a un marco de decisión compatible con la elección bajo restricciones y con mercados mediados por información.

La figura también evidencia que un mismo instrumento (por ejemplo, un default o una estrategia de saliencia) puede producir efectos distintos dependiendo del objetivo implementado por la plataforma. Cuando la intervención reduce fricciones innecesarias, mejora la comprensión de alternativas y facilita decisiones consistentes con los intereses del usuario, el nudge tiende a operar como un mecanismo pro-bienestar al disminuir errores por racionalidad acotada y mejorar la asignación individual de recursos. En contraste, cuando el diseño está orientado a maximizar métricas internas como retención o conversión sin considerar el costo para el usuario, los mismos elementos se aproximan a dark patterns, porque explotan sesgos para inducir decisiones que el consumidor no elegiría bajo información completa o deliberación suficiente, lo que implica una transferencia de excedente y una posible pérdida de bienestar (Mathur et al., 2019).

Finalmente, el "filtro ético" del esquema; transparencia, reversibilidad, proporcionalidad y opt-out real, funciona como criterio operativo para clasificar intervenciones y evaluar su legitimidad. La transparencia exige que el usuario entienda la lógica de la sugerencia o el cambio; la reversibilidad y el opt-out aseguran que la elección siga siendo genuina; y la proporcionalidad obliga a que la intensidad del nudge sea acorde con el beneficio potencial, evitando manipulación (Sunstein, 2014). En

conjunto, estos criterios permiten sostener que el análisis microeconómico del consumidor digital no debe limitarse a registrar sesgos, sino a evaluar cómo la interfaz redistribuye información, cambia incentivos y puede afectar tanto la autonomía de elección como los resultados de bienestar en mercados digitales.

2.4.3 Implicaciones microeconómicas del comportamiento digital

El uso de nudges y la presencia de sesgos generan importantes implicaciones para la teoría del consumidor y el análisis microeconómico, por ejemplo: Preferencias inestables y construcción contextual. En lugar de asumir preferencias fijas, la economía del comportamiento digital reconoce que estas se construyen en función del entorno de elección. Esto obliga a replantear el análisis de la demanda desde un enfoque más dinámico y empírico.

También implica la limitación de la racionalidad: El concepto de racionalidad limitada se vuelve central en la microeconomía digital, pues los consumidores se enfrentan a sobrecarga de información, opciones infinitas y estímulos diseñados para persuadir más que para informar.

Si bien las plataformas pueden ayudar al usuario a tomar mejores decisiones mediante nudges positivos (como recomendaciones saludables o financieras), también pueden inducirlo a consumir de forma compulsiva o irracional, lo que requiere un análisis más integral del bienestar mediante una redefinición del bienestar del consumidor.

2.4.4 Regulación y ética en el diseño de nudges

Un desafío clave radica en distinguir entre nudges que promueven el bienestar del consumidor y aquellos que lo manipulan. Desde una perspectiva microeconómica normativa, se plantea la necesidad de establecer criterios que guíen el diseño ético de las arquitecturas de elección, respetando la autonomía del usuario y promoviendo resultados deseables.

Las políticas públicas y regulaciones digitales deben basarse en evidencia conductual para corregir fallas de mercado relacionadas con la información asimétrica, la sobreestimulación publicitaria y la manipulación de decisiones. Esto puede incluir intervenciones como transparencia algorítmica, límites a la publicidad personalizada o mandatos de opciones por defecto más neutrales.

La economía del comportamiento digital representa una expansión significativa del análisis microeconómico al incorporar factores psicológicos y de diseño que afectan las decisiones de los consumidores. En este entorno, los sesgos cognitivos no son excepciones, sino reglas del comportamiento cotidiano, y los nudges se convierten en herramientas poderosas para moldear la elección. Entender estos fenómenos conllevara no solo mejorar el diseño de plataformas y productos, sino también formular políticas públicas más efectivas y éticas que respondan a la verdadera naturaleza del comportamiento económico humano en la era digital.

2.5 Excedente del consumidor en aplicaciones móviles y e-commerce

El desarrollo acelerado de las tecnologías digitales ha transformado radicalmente los hábitos de consumo en todo el mundo. Entre las principales innovaciones se encuentran las aplicaciones móviles y las plataformas de comercio electrónico (e-commerce), que han redefinido la relación entre consumidores y productos. En este nuevo entorno, conceptos económicos clásicos como el excedente del consumidor adquieren nuevas dimensiones. Se debe explorar cómo se manifiesta el excedente del consumidor en estos entornos digitales, considerando tanto los beneficios explícitos como los implícitos que perciben los usuarios al interactuar con estas plataformas.

El excedente del consumidor se refiere a la diferencia entre lo que un consumidor está dispuesto a pagar por un bien o servicio y lo que efectivamente paga. Es una medida del bienestar económico individual, ya que representa el valor adicional que recibe el consumidor más allá del precio pagado. Tradicionalmente, este excedente ha sido analizado en mercados físicos y bajo condiciones de competencia perfecta, pero su aplicación en contextos digitales plantea desafíos y oportunidades analíticas distintas. En el entorno digital, este concepto se amplía al considerar que muchos servicios no tienen un precio explícito, sino que operan mediante el uso de datos personales o publicidad dirigida.

En consecuencia, en aplicaciones móviles y e-commerce el excedente del consumidor debe interpretarse con una lógica de “precio total” y no

únicamente como diferencia entre disposición a pagar y precio monetario. En mercados digitales, el pago puede ser explícito (precio) o implícito (datos, atención, tiempo y fricciones), por lo que el excedente depende de cuánto valor percibe el usuario menos el conjunto de costos que asume, incluso cuando el precio observado sea cero (Acquisti et al., 2016; Bakos, 1997). Esta ampliación es necesaria porque, a diferencia del comercio físico, la experiencia de consumo digital incorpora decisiones mediadas por diseño de interfaz, publicidad y algoritmos que afectan tanto la utilidad percibida como el costo de acceder a opciones, comparar y abandonar una plataforma.

El problema clave aparece en los servicios "gratuitos": el precio monetario es cero, pero el usuario paga con atención y datos. En aplicaciones financiadas por publicidad, la atención se convierte en un recurso económico escaso: anuncios, notificaciones y estímulos de permanencia compiten por tiempo y concentración, generando un "costo" real para el consumidor (Simon, 1971; Davenport & Beck, 2001). Bajo esta lógica, el excedente del consumidor no puede inferirse solo por la ausencia de precio, porque el usuario enfrenta un costo de oportunidad (tiempo) y un costo de carga cognitiva (interrupciones, fatiga decisional) que reducen el bienestar neto de la experiencia.

De forma complementaria, los datos personales operan como una moneda implícita. La plataforma extrae valor al perfilar preferencias, predecir conducta y vender espacios publicitarios más precisos, mientras el consumidor asume un costo asociado a pérdida de privacidad, exposición a personalización intensa o riesgo de uso secundario de

información (Goldfarb & Tucker, 2011). Incluso si el usuario no percibe estos costos de manera inmediata, desde una lectura microeconómica constituyen parte del "precio total" del servicio: el consumidor entrega un activo (información) para obtener un beneficio (acceso), y ese intercambio afecta su excedente en el tiempo.

En e-commerce con precio explícito, el excedente del consumidor sigue siendo conceptualmente el mismo, pero se vuelve más complejo por dos razones. Primero, porque la plataforma reduce costos de búsqueda y de transacción (comparación, envío, facilidad de pago), lo que puede aumentar el excedente al elevar la utilidad neta por unidad comprada. Segundo, porque el entorno digital habilita precios dinámicos, promociones personalizadas y condiciones de visibilidad que pueden redistribuir excedente desde el consumidor hacia la empresa, especialmente cuando la comparación se vuelve costosa o cuando existen altos costos de cambio (suscripciones, historial, fidelización, ecosistemas) (Bakos, 1997; OECD, 2018).

Por ello, una lectura útil es separar el excedente digital en dos componentes: monetario y no monetario. El monetario captura lo clásico (disposición a pagar menos precio pagado), mientras el no monetario recoge beneficios y costos que no se expresan directamente en dinero: tiempo ahorrado por conveniencia, menor esfuerzo de búsqueda, acceso inmediato, pero también costo de atención por publicidad, costo de privacidad por recolección de datos y costo de fricción por procesos diseñados para dificultar el abandono o la comparación.

Propuesta de medición en lenguaje simple

Para aproximar el excedente en servicios con precio, se puede usar una lógica práctica, comparar el valor percibido con el costo total. En términos sencillos, el excedente neto puede expresarse como:

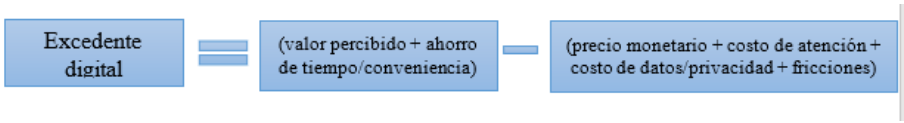


Figura 6. Aproximación del excedente en servicios con precio.

***Fuente**: Elaboración propia.*

No exige estimar una curva de demanda completa; basta con operacionalizar cada componente con medidas directas o proxies razonables (por ejemplo, minutos ahorrados, número de anuncios, frecuencia de notificaciones, cantidad de datos entregados, o percepción de control sobre privacidad).

En servicios "gratis", una forma estándar y comprensible es comparar dos preguntas: disposición a pagar (DAP) y disposición a aceptar (DAA). La DAP responde "¿cuánto pagarías al mes para mantener este servicio si dejara de ser gratis?", y la DAA responde "¿con cuánto dinero mensual aceptarías dejar de usarlo?". La DAP suele captar el valor mínimo que el usuario asigna al servicio; la DAA, en cambio, refleja el costo subjetivo de perderlo (incluye hábitos, dependencia, comodidad y costos de cambio). Usadas con cuidado, ambas medidas permiten

aproximar el “valor” del servicio aun cuando el precio monetario sea cero.

Para capturar el excedente no monetario, una estrategia sencilla es monetizar el tiempo y la conveniencia. Por ejemplo: si una app de e-commerce reduce 30 minutos de búsqueda y desplazamiento frente al canal físico, puedes asignar a ese tiempo un valor aproximado (por ejemplo, una fracción del ingreso por hora, o un valor conservador definido por el estudio) y sumarlo como beneficio. Del lado de los costos, puedes aproximar la atención como “minutos expuestos a anuncios / interrupciones” y la fricción como “pasos extra para cancelar o comparar”, porque ambos representan esfuerzo real del consumidor.

Esta medición es especialmente pertinente porque el excedente digital es heterogéneo: para usuarios con poco tiempo disponible, la conveniencia eleva mucho el excedente; para usuarios con alta preocupación por privacidad, el costo de datos reduce el excedente; y para usuarios con menor capacidad de comparación, la personalización puede parecer beneficiosa, pero terminar disminuyendo excedente por precios menos favorables. En suma, el excedente en entornos digitales no es solo “cuánto pago”, sino “qué obtengo y qué entrego” bajo una arquitectura de elección específica.

2.5.1 Aplicaciones móviles y acceso instantáneo

Las aplicaciones móviles han ampliado el acceso a bienes y servicios, reduciendo fricciones en la experiencia de compra y aumentando la conveniencia para los usuarios. El solo hecho de poder realizar compras

desde cualquier lugar y en cualquier momento genera un valor adicional que no siempre se refleja en el precio, pero sí en la percepción del consumidor. Por ejemplo, aplicaciones como Uber, Rappi o Amazon ofrecen soluciones inmediatas que generan un importante excedente de utilidad por ahorro de tiempo, personalización de servicios y reducción de costos de búsqueda.

Además, muchas aplicaciones digitales permiten acceder a servicios gratuitos o freemium, cuyo valor percibido por el usuario puede ser considerablemente alto. Plataformas como Spotify o YouTube ofrecen acceso gratuito a contenidos que, de no existir estas apps, requerirían pagos significativos, contribuyendo así a un gran excedente del consumidor en términos de bienestar no monetario.

Tabla 9. Comparación de excedente del consumidor tradicional vs digital

Plataforma	**Tipo de Transacción**	**Pago Monetario**	**Pago con Datos**	**Nivel de Excedente**
Facebook	Servicios sociales	No	Sí	Alto (percibido)
Amazon	Comercio electrónico	Sí	Sí	Medio
Google	Búsqueda y mapas	No	Sí	Alto (variable)

Fuente: Elaboración propia.

En el comercio electrónico, el excedente del consumidor se amplifica por la capacidad de comparar precios entre múltiples vendedores con facilidad. Plataformas como Mercado Libre, eBay o Alibaba permiten al consumidor encontrar la mejor oferta disponible, lo cual reduce la asimetría de información y mejora la eficiencia del mercado.

Esta facilidad de comparación incrementa el poder de negociación del consumidor, permitiéndole pagar precios más bajos por productos que, en otros canales, podrían tener un valor más elevado. Además, el e-commerce internacional permite acceder a productos que no están disponibles localmente, aumentando así la variedad y el bienestar percibido, factores que también se traducen en un mayor excedente del consumidor.

No obstante, este aumento del excedente del consumidor no está exento de críticas. Algunos estudios señalan que el uso de precios dinámicos y estrategias de persuasión digital puede reducir la transparencia del mercado, afectando la capacidad del consumidor de tomar decisiones racionales. Asimismo, el acceso "gratuito" a muchos servicios digitales implica, en realidad, un pago con datos personales, lo que plantea interrogantes sobre el verdadero costo del consumo digital y su efecto en el bienestar.

En este contexto, es necesario replantear el análisis del bienestar. ¿Qué tan reales son estos excedentes si el consumidor desconoce el valor de sus datos? ¿Cómo se mide la utilidad percibida cuando el producto es

“gratuito”? Estas preguntas abren nuevos caminos para la microeconomía contemporánea.

El excedente del consumidor, en el contexto de aplicaciones móviles y e-commerce, se ha ampliado gracias a la reducción de costos de transacción, el acceso instantáneo a servicios, la personalización y la abundancia de opciones. Sin embargo, también requiere nuevas herramientas de análisis que consideren las complejidades del entorno digital, incluyendo aspectos como el uso de datos, la psicología del consumidor y las estrategias de fijación de precios. Comprender este nuevo escenario es crucial para diseñar políticas que maximicen el bienestar de los usuarios sin comprometer sus derechos ni su autonomía en la era digital.

2.6 Conclusiones

La teoría del consumidor está siendo reescrita en la era digital. Las decisiones ya no son solo racionales ni estáticas, sino moldeadas por algoritmos, diseños de interfaz, nudges y estrategias de personalización. Comprender estas nuevas lógicas es fundamental para los economistas, reguladores y empresas.

La microeconomía digital no solo explica el consumo, sino que también revela los mecanismos invisibles del poder algorítmico, la gestión de datos y la transformación del excedente del consumidor. Estudiar al consumidor digital es, en última instancia, estudiar las reglas emergentes de la nueva economía del comportamiento asistida por IA. También se revela una profunda transformación en la teoría del consumidor. Las

decisiones ya no son puramente racionales, sino condicionadas por algoritmos, arquitectura de elección y manipulación de datos. El estudio del consumidor digital implica comprender cómo interactúan preferencias, sesgos y tecnología, y cómo estos factores afectan la eficiencia, equidad y sostenibilidad de los mercados.

En este nuevo paradigma, la economía debe integrar análisis conductuales, éticos y tecnológicos para diseñar políticas públicas, regulaciones de plataformas y estrategias empresariales centradas en el bienestar genuino del consumidor.

2.7 Resumen

El capítulo explora cómo las herramientas digitales, el big data y los algoritmos han transformado el comportamiento del consumidor. Se destacan cinco ejes clave:

1. Microsegmentación y Personalización: Las plataformas digitales dividen el mercado en grupos específicos mediante análisis de datos, permitiendo personalizar ofertas y precios. Esto incrementa la utilidad percibida, pero también puede reducir el excedente del consumidor si se aplica discriminación de precios.

2. Experiencia del Usuario (UX): La UX se convierte en un factor diferenciador que impacta la elasticidad de la demanda y la fidelización del consumidor. Interfaces intuitivas y recomendaciones inteligentes aumentan la utilidad percibida.

3. Elasticidades en Plataformas Inteligentes: Las plataformas aplican elasticidad-precio e ingreso en tiempo real para adaptar precios según demanda, disponibilidad e historial de usuario. Este enfoque permite prácticas de pricing algorítmico y discriminación avanzada de precios.

4. Economía del Comportamiento Digital: En los entornos digitales, los consumidores actúan bajo la influencia de sesgos cognitivos como escasez, anclaje o aversión a la pérdida. Los "nudges" o empujones digitales modifican el entorno de elección y la función de utilidad del consumidor.

5. Excedente del Consumidor Digital: El concepto de excedente se redefine al incluir beneficios implícitos como acceso instantáneo, servicios gratuitos o personalizados. Sin embargo, plantea interrogantes sobre el costo real de los datos personales y la transparencia del mercado.

2.8 Cuestionario de Autoevaluación

Responda falso o verdadero a las siguientes inquietudes:

1. La microsegmentación permite ofrecer un mismo producto estandarizado a todos los consumidores.
2. La personalización está estrechamente vinculada con la discriminación de precios de tercer grado.
3. Las plataformas como Netflix y Spotify aplican elasticidad-precio pero no elasticidad-ingreso.

4. La experiencia del usuario no tiene relevancia en la percepción de utilidad total.
5. El consumidor digital toma decisiones completamente racionales y coherentes.
6. Los algoritmos de recomendación ayudan a predecir las preferencias del usuario.
7. El sesgo de escasez consiste en mostrar muchas unidades disponibles para reducir compras.
8. El anclaje se refiere a tomar decisiones basadas en precios iniciales presentados.
9. Los nudges son técnicas que obligan al usuario a tomar ciertas decisiones.
10. La racionalidad limitada implica que el consumidor siempre elige lo mejor.
11. En el entorno digital, la utilidad del consumidor puede modificarse mediante diseño de interfaz.
12. Las plataformas digitales utilizan elasticidades para adaptar sus estrategias de precios en tiempo real.
13. El excedente del consumidor en plataformas digitales siempre se reduce.
14. Los servicios freemium, como Spotify, no generan excedente del consumidor.
15. El uso de datos personales como forma de pago no tiene efectos en el bienestar.
16. La personalización puede aumentar la utilidad, pero también disminuir el excedente.

17. El pricing algorítmico permite medir la elasticidad en segmentos específicos.
18. El exceso de confianza es un sesgo que puede influir en decisiones de compra digital.
19. La economía del comportamiento digital considera que las preferencias del consumidor son fijas.
20. Es necesario repensar las políticas públicas para proteger el bienestar del consumidor digital.

2.9 Actividad sugerida: Simulación con ChatGPT de un modelo de preferencias individuales

Objetivo: Comprender la interacción entre preferencias, nudges y precios dinámicos en plataformas inteligentes.

Instrucciones:

1. Genera un conjunto de datos ficticios para 10 productos digitales (p. ej., apps de streaming, gadgets, cursos online) con las siguientes variables: precio, calidad percibida, utilidad esperada, ingreso del consumidor y nudge aplicado.
2. Plantea un perfil de consumidor con ciertas preferencias y sesgos (por ejemplo: aversión a la pérdida, sensibilidad al precio, preferencia por lo novedoso).
3. Usa ChatGPT para simular la decisión de este consumidor frente a cada producto.
4. Analiza cómo cambian las decisiones si se modifica un nudge o el precio.

5. Discute los resultados en términos de elasticidad, sesgos y excedente del consumidor.

CAPÍTULO III

3 PRODUCCIÓN Y COSTOS EN EMPRESAS INTELIGENTES

Objetivo: Aplicar los principios de eficiencia y producción en entornos empresariales digitalizados.

3.1 Introducción

La teoría microeconómica de la empresa se apoya, tradicionalmente, en dos pilares analíticos: la función de producción (relación entre insumos y producto) y la teoría de costos (cómo se estructura el gasto en el corto y largo plazo). En la economía digital, estos pilares no desaparecen, pero cambian de forma sustantiva porque, junto al trabajo y el capital físico, emerge un insumo estratégico adicional: el capital tecnológico e informacional, compuesto por datos, algoritmos, infraestructura digital y sistemas de inteligencia artificial. Esta incorporación modifica la forma en que se combinan los factores, desplaza fronteras de eficiencia, y redefine los criterios con los que se evalúa la productividad y la competitividad empresarial.

Este capítulo parte de la premisa de que la IA no debe entenderse únicamente como una herramienta auxiliar, sino como un componente que altera la lógica productiva: permite predecir demanda, anticipar fallas, automatizar decisiones operativas y optimizar procesos con base en evidencia empírica continua. En consecuencia, el análisis de producción deja de ser un ejercicio estático y se aproxima a un modelo

dinámico, donde las decisiones se ajustan de manera iterativa en función de datos en tiempo real, reduciendo errores y mejorando la asignación de recursos. Bajo este enfoque, conceptos clásicos como eficiencia técnica, eficiencia económica y productividad total de los factores adquieren nuevas implicaciones, pues la mejora ya no depende solo de "más insumos", sino de mejores decisiones y menor fricción operativa.

En ese marco, el capítulo desarrolla primero la transición desde funciones de producción tradicionales hacia formulaciones que reconocen la presencia del capital tecnológico como insumo, destacando que lo digital puede introducir escalabilidad y, en ciertos contextos, aproximarse a rendimientos crecientes asociados a replicabilidad, automatización y aprendizaje del sistema. A continuación, se profundiza en el rol del machine learning como soporte para decisiones de producción: predicción de demanda, mantenimiento predictivo e inventarios inteligentes, enfatizando la idea microeconómica central de coordinación eficiente entre capacidad, costos y necesidades de mercado. Así, el lector podrá comprender por qué, en empresas digitalizadas, producir "más" no es necesariamente la meta, sino producir mejor: con menor costo unitario, menor desperdicio y mayor capacidad de ajuste ante shocks.

Posteriormente, el capítulo aborda el núcleo de la economía digital desde la teoría de costos: la combinación de costos fijos elevados con costos marginales cercanos a cero, característica que transforma la conducta de la empresa y sus estrategias de monetización. Este rasgo incide directamente en el costo medio, en las economías de escala y en

los modelos de negocio (suscripción, freemium, acceso gratuito condicionado), y permite explicar por qué muchas empresas digitales buscan masa crítica antes que rentabilidad por transacción individual. En paralelo, se introduce la reducción de fricción como elemento clave: la tecnología disminuye costos de transacción y coordinación (tiempo, errores, intermediación), elevando la eficiencia operativa y ampliando el alcance del mercado sin incrementos proporcionales de recursos.

3.2 Funciones de producción asistidas por IA y machine learning

La función de producción constituye una herramienta fundamental para explicar la relación entre los insumos utilizados y el nivel de producto generado, entre las formulaciones más utilizadas en la teoría económica se destacan la función Cobb-Douglas y la función CES, conocidas por su capacidad para modelar el comportamiento de los factores tradicionales como el trabajo y el capital físico (Matute et al., 2023). La función Cobb-Douglas, de forma multiplicativa y con rendimientos marginales decrecientes, ha permitido representar de manera simplificada los procesos productivos bajo supuestos constantes, por su parte, la función CES introduce una elasticidad de sustitución entre factores que puede ajustarse según el contexto, lo cual le otorga mayor flexibilidad analítica (Romeo, 2020). Ambas estructuras han sido ampliamente aplicadas para estimar niveles de eficiencia y analizar el crecimiento económico bajo condiciones de producción convencionales.

Con la integración progresiva del capital tecnológico en las actividades productivas, la función de producción ha debido adaptarse para incorporar insumos que no responden a los criterios físicos clásicos. Este nuevo capital se compone de herramientas digitales, plataformas informáticas, sistemas de inteligencia artificial y recursos basados en datos que operan de manera transversal en múltiples sectores (Abad y Bonini, 2019). A diferencia del capital físico, que requiere espacio, mantenimiento y sustitución periódica, el capital tecnológico puede replicarse con menor fricción, escalar con rapidez y modificar en tiempo real la interacción con los demás factores (Redondo, 2024). Su incorporación transforma las dinámicas de producción al introducir un componente intangible que no solo aporta eficiencia, sino que también expande la capacidad de adaptación del sistema económico frente a entornos de alta complejidad.

La digitalización ha generado impactos significativos tanto en la eficiencia técnica como en la eficiencia económica de las unidades productivas. Desde el punto de vista técnico, ha permitido reducir el margen de error, optimizar la secuencia operativa de los procesos y automatizar decisiones que antes dependían de criterios humanos sujetos a incertidumbre. En términos económicos, ha modificado la forma en que se asignan los recursos, ha mejorado la capacidad de respuesta ante variaciones en la demanda y ha permitido personalizar productos a gran escala sin afectar la estructura de costos. Esta transformación desplaza los límites tradicionales de la productividad y redefine el conjunto de combinaciones factibles entre insumos y

resultados, ampliando la frontera de posibilidades de producción más allá de lo previsto por los modelos clásicos (Bautista, 2023).

A fin de visualizar esta transición en términos comparativos, se presenta la siguiente tabla que sintetiza las diferencias más relevantes entre las funciones de producción tradicionales y aquellas que incorporan capital tecnológico como nuevo insumo:

Tabla 10. Diferencias entre las funciones de producción tradicionales y capital tecnológico.

Característica	**Funciones tradicionales (Cobb-Douglas/CES)**	**Funciones con capital tecnológico**
Factores considerados	Trabajo y capital físico	Trabajo, capital físico y capital digital
Sustitución entre insumos	Limitada o constante	Variable, adaptativa y dependiente del contexto
Comportamiento de los rendimientos	Decrecientes	Posibilidad de rendimientos crecientes
Escalabilidad de la producción	Condicionada por recursos físicos	Alta, favorecida por infraestructura digital
Capacidad de adaptación	Limitada	Elevada, mediante tecnologías inteligentes

Fuente: Elaboración propia.

Estos elementos justifican la necesidad de revisar el marco analítico desde el cual se estudia el funcionamiento productivo en la economía contemporánea, la introducción del capital tecnológico no implica una

simple sustitución de insumos, sino un cambio en la estructura funcional del sistema, donde los procesos se vuelven más dinámicos, interactivos y centrados en la capacidad de procesamiento de información.

3.2.1 IA como insumo productivo: ¿cómo transforma la función de producción?

En los modelos de organización productiva propios de la economía digital, la inteligencia artificial constituye un insumo estratégico que redefine las relaciones entre los factores clásicos de producción y los resultados esperados por las empresas. Su aplicación trasciende la simple ejecución de tareas automatizadas y se orienta hacia la transformación de la estructura operativa, al incorporar capacidades de aprendizaje autónomo, predicción y optimización continua en tiempo real. La integración de sistemas inteligentes dentro del proceso productivo posibilita una mejora sustancial en la eficiencia operativa, ya que permite optimizar la asignación de recursos, disminuir la incidencia de errores y anticipar tanto variaciones en la demanda como fallos técnicos que podrían comprometer la estabilidad del sistema, la inteligencia artificial no actúa de forma aislada, sino que se articula con el trabajo humano y el capital físico preexistente, dando lugar a un entorno operativo de mayor complejidad funcional (Maisueche, 2019).

Dentro de esta lógica, la inteligencia artificial no reemplaza de manera absoluta al trabajo ni al capital, sino que actúa como un componente complementario que modifica su participación dentro del sistema productivo. La labor humana se reorienta hacia funciones relacionadas

con el diseño estratégico, la supervisión técnica y la toma de decisiones que exigen interpretación contextual, mientras que el capital físico se transforma mediante la incorporación de plataformas digitales, sensores automatizados y software basado en algoritmos de aprendizaje continuo (Corvalán, 2018). Esta articulación genera una estructura dinámica capaz de adaptarse a las condiciones del entorno sin comprometer la eficiencia, a través de esta sinergia, las empresas adoptan un modelo operativo más flexible y escalable, en el que cada elemento responde a estímulos informacionales y ejecuta acciones que optimizan los niveles de producción con base en datos empíricos.

A fin de comprender la magnitud de esta transformación tecnológica, resulta pertinente distinguir entre la automatización rígida y la automatización inteligente como dos enfoques claramente diferenciables en el manejo de procesos. La automatización rígida responde a esquemas operativos preestablecidos que ejecutan tareas repetitivas sin capacidad de adaptación, lo que implica una baja flexibilidad ante cambios en los requerimientos del entorno o en la demanda del mercado. Por el contrario, la automatización inteligente incorpora sistemas capaces de aprender, interpretar datos históricos y ajustar de forma autónoma su comportamiento operativo, lo que permite responder con eficiencia a condiciones variables sin necesidad de reprogramación constante (Abad y Bonini, 2019). Esta evolución en la lógica de automatización no solo modifica las prácticas productivas, sino que introduce nuevas posibilidades estratégicas para enfrentar contextos altamente dinámicos en los que la capacidad de adaptación resulta determinante para la competitividad empresarial.

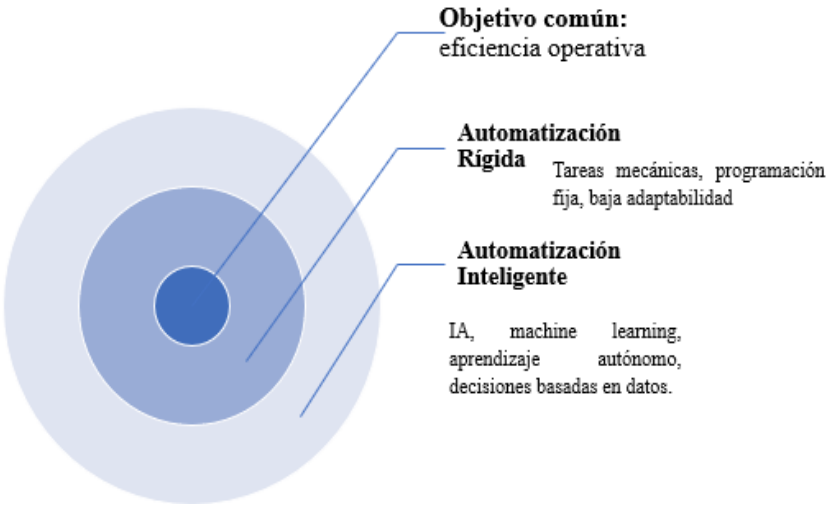


Figura 7. Evolución de los sistemas de automatización empresarial.

***Fuente**: Elaboración propia.*

Los efectos concretos de estas innovaciones tecnológicas pueden observarse en casos aplicados como el uso de chatbots en atención al cliente y la implementación de visión computacional en procesos manufactureros. Los chatbots gestionan miles de interacciones simultáneas, personalizan respuestas y resuelven solicitudes sin requerir intervención humana constante, lo que libera recursos laborales para tareas de mayor valor estratégico, en el ámbito industrial, la visión computacional permite identificar defectos, clasificar productos y monitorear operaciones con una precisión que excede las capacidades humanas, contribuyendo así a mantener altos estándares de calidad (Bautista, 2023).

3.2.2 Machine Learning y su rol en la toma de decisiones de producción

La inteligencia artificial aplicada en los entornos empresariales ha permitido introducir una nueva lógica en los procesos de toma de decisiones, especialmente a través del desarrollo y uso de modelos de aprendizaje automático, estas herramientas se orientan hacia la mejora sistemática de la eficiencia productiva al incorporar mecanismos capaces de procesar información en grandes volúmenes y aprender de ella sin intervención humana directa. Una de las aplicaciones más significativas de estos modelos se relaciona con la predicción de la demanda, la cual se fundamenta en el análisis de datos históricos, patrones de comportamiento del consumidor y tendencias de mercado.

Este enfoque permite anticipar las cantidades necesarias de bienes o servicios que serán requeridas en periodos específicos, lo que favorece una mejor sincronización entre los niveles de producción y las necesidades reales del entorno. En sectores expuestos a variaciones frecuentes en la demanda, como el comercio al por menor o la industria de alimentos, estas capacidades predictivas han generado mejoras sustanciales en la planificación operativa y en la reducción de pérdidas por exceso o escasez de inventario (Lefranc et al., 2023).

En el ámbito del mantenimiento industrial, la inteligencia artificial ha promovido el uso de modelos predictivos que permiten vigilar de forma constante el estado funcional de las maquinarias y equipos mediante la instalación de sensores que recopilan datos en tiempo real, estos

dispositivos registran variables técnicas como la temperatura, las vibraciones, los ciclos de uso o el consumo energético, los cuales son interpretados por algoritmos capaces de identificar señales de deterioro o posibles fallos antes de que se materialicen (Maisueche, 2019).

A diferencia del mantenimiento correctivo o preventivo tradicional, el enfoque predictivo no se basa en cronogramas fijos, sino en condiciones reales del sistema, lo que permite actuar con mayor precisión y eficiencia. Este tipo de gestión técnica disminuye el tiempo de inactividad operativa, extiende la vida útil de los activos y reduce considerablemente los costos asociados a reparaciones inesperadas, en sectores donde los procesos productivos son continuos o los márgenes de error son estrechos, este tipo de mantenimiento se ha convertido en una práctica imprescindible para garantizar la estabilidad del sistema productivo (Donayre et al., 2023).

Otro de los campos en los que los modelos de aprendizaje automático han demostrado gran utilidad es la gestión de inventarios, ya que permiten optimizar los niveles de almacenamiento mediante el análisis dinámico del flujo de entrada y salida de productos, a través de la integración de algoritmos entrenados con información sobre ventas pasadas, estacionalidades y patrones de compra, las empresas pueden calcular con mayor precisión los puntos de reorden, la frecuencia ideal de los pedidos y los niveles mínimos de seguridad.

Esta lógica de inventario inteligente permite reducir los costos logísticos, evitar la acumulación innecesaria de productos y prevenir el

desabastecimiento en momentos críticos de la operación, la implementación de este tipo de sistemas no solo mejora la eficiencia en el uso del espacio físico, sino que también fortalece la capacidad de respuesta frente a variaciones en la demanda o en el abastecimiento de insumos, lo que se traduce en una mayor sostenibilidad operativa (Guerrero y Zegarra, 2023).

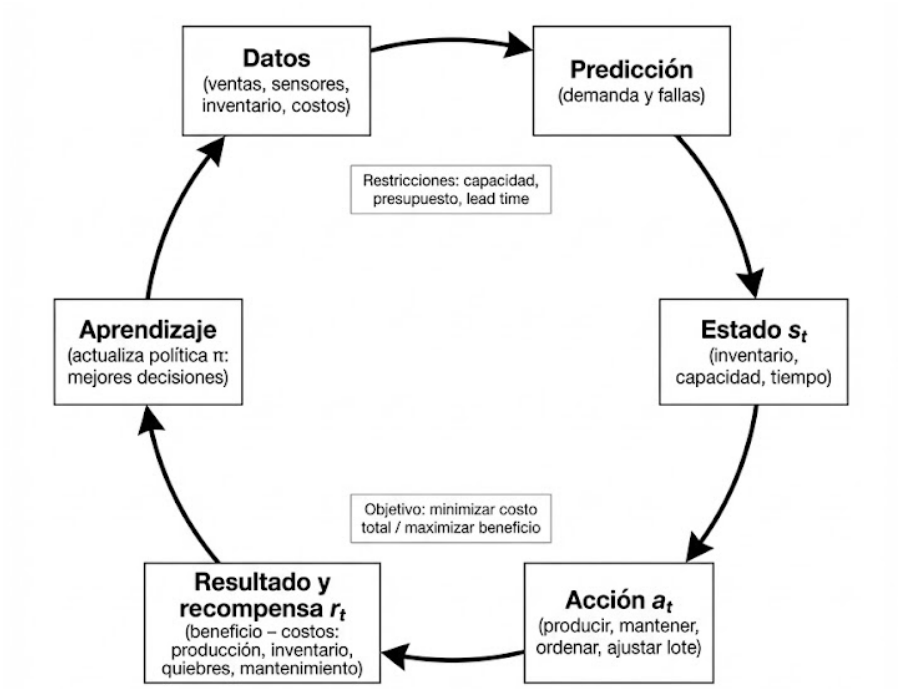


Figura 8. Bucle de decisión productiva con ML/RL.

Fuente: Elaboración propia.

Como se aprecia en la Figura 3.2, la incorporación de aprendizaje automático en producción no debe entenderse únicamente como "predicción", sino como un proceso dinámico de decisión que conecta

información, planificación y ejecución bajo restricciones. En este enfoque, la empresa enfrenta un problema continuo: ajustar producción, mantenimiento e inventarios en presencia de incertidumbre sobre demanda, fallas técnicas y tiempos de reposición. Por ello, además de modelos predictivos, cobra relevancia el aprendizaje por refuerzo (Reinforcement Learning, RL)**,** porque permite aprender políticas de decisión a partir de la experiencia, optimizando resultados en el tiempo cuando las decisiones actuales afectan costos y beneficios futuros.

Desde una perspectiva microeconómica, la decisión productiva puede formalizarse de manera simple como un problema dinámico compuesto por cuatro elementos: estado, acción, recompensa y aprendizaje**.** El estado (s_t)resume la situación relevante en el periodo t: nivel de inventario, capacidad disponible, condición de maquinaria, pedidos en tránsito y demanda esperada. La acción (a_t)representa lo que la empresa decide en ese periodo: producir cierto lote, ajustar turnos, ordenar insumos, realizar mantenimiento o mantener la operación sin cambios. La recompensa (r_t)expresa el desempeño económico asociado a la acción, típicamente como beneficio neto: ingresos menos costos de producción, costos de inventario, penalización por quiebres de stock, costos de mantenimiento y costos por paradas no planificadas. El componente final es el aprendizaje, mediante el cual el sistema actualiza una regla o política $\pi(a \mid s)$que indica qué acción conviene tomar en cada estado, buscando maximizar la suma descontada de recompensas a lo largo del tiempo.

Este marco es especialmente útil porque, en producción, los costos relevantes no son solo de "hacer" un bien, sino también de equivocarse:

producir de más eleva costos de almacenamiento y obsolescencia; producir de menos genera quiebres de stock, pérdidas de ventas y deterioro de reputación. A diferencia de una decisión estática, el modelo dinámico reconoce que la empresa elige bajo restricción de capacidad y bajo incertidumbre, de modo que el objetivo razonable no es eliminar el riesgo, sino minimizar el costo total esperado **o** maximizar el beneficio esperado considerando que cada periodo retroalimenta la información disponible.

En la práctica, la integración ML–RL funciona como una arquitectura complementaria. Los modelos predictivos (ML supervisado) aportan estimaciones de demanda, probabilidad de falla o tiempos de reposición; el RL utiliza esas señales para decidir qué hacer bajo diferentes estados. Así, la predicción alimenta la acción, y la acción genera nuevos datos que vuelven a entrenar el sistema, cerrando el bucle mostrado en la figura. En términos microeconómicos, esto equivale a pasar de "prever el mercado" a "elegir óptimamente" bajo restricciones intertemporales, lo cual fortalece la eficiencia asignativa dentro de la firma.

Ejemplo

Supóngase una empresa que vende un producto con demanda semanal variable. Si la demanda sube por encima de lo esperado y la firma no ajusta producción, se producen quiebres de stock, que generan pérdidas por ventas no realizadas y costos indirectos (penalizaciones, pérdida de clientes, urgencias logísticas). Si, en cambio, la firma reacciona produciendo en exceso sin control, aumenta el inventario y se elevan costos de almacenamiento, deterioro y capital inmovilizado. En este

contexto, un sistema con RL aprende a balancear ambos riesgos: cuando el estado $s_t$indica inventario bajo y alta demanda esperada, elige una acción $a_t$de aumento de lote o priorización de turnos; cuando el estado muestra inventario alto y caída de demanda, reduce lote o cambia a producción bajo pedido.

Por ejemplo, si el algoritmo observa que una subida de demanda tiende a repetirse en ciertas semanas (estacionalidad) y que los quiebres tienen un costo alto, su política puede "anticiparse" elevando producción con moderación antes del pico. Esto puede reducir el costo unitario efectivo si evita reaprovisionamientos urgentes y si usa mejor la capacidad instalada. Por el contrario, si el algoritmo detecta que un pico de demanda fue un evento aislado y que el costo de almacenar es alto, su aprendizaje tenderá a no sobrerreaccionar, protegiendo el excedente empresarial al evitar sobrestock. En síntesis, el valor del RL radica en aprender una regla de decisión que minimice el costo total (producción + inventario + quiebres) en vez de optimizar solo una parte del sistema.

Finalmente, esta lógica se extiende al mantenimiento predictivo: el estado incluye condición de equipo y riesgo de falla; la acción incluye intervenir o no intervenir; y la recompensa considera costos de mantenimiento versus costos de parada. Así, el enfoque dinámico integra inventario, producción y mantenimiento en una sola lógica de optimización, fortaleciendo la coherencia microeconómica del análisis al tratar la empresa como un agente que asigna recursos escasos en el tiempo bajo incertidumbre.

3.3 Costos digitales: marginalidad, escala y reducción de fricción

En el marco de la economía digital, la configuración de los costos de producción adquiere una lógica distinta a la que tradicionalmente se observa en los sistemas basados en bienes físicos, la producción digital se caracteriza por requerir una inversión inicial elevada destinada al desarrollo de plataformas, algoritmos y sistemas informáticos que permiten ofrecer productos o servicios de forma automatizada. Sin embargo, una vez completado el proceso de diseño y programación, la reproducción de estos productos no implica un gasto proporcional por cada unidad adicional (Knack, 2024). Esto se traduce en un costo marginal prácticamente nulo, lo cual representa un cambio significativo en la estructura de costos que los estudiantes de Economía deben comprender para analizar con propiedad las dinámicas actuales del mercado digital.

Para Villalba et al. (2021) la diferencia entre los modelos físicos y digitales radica en cómo se distribuyen y evolucionan los costos a lo largo del proceso productivo, en la economía tradicional, los costos fijos están vinculados al uso de infraestructura, maquinaria y personal técnico, mientras que cada unidad producida implica costos variables asociados a materias primas, energía y transporte. En cambio, en el entorno digital, la mayor parte del esfuerzo económico se concentra en la fase de creación inicial del producto, y la posterior entrega a los usuarios no exige consumo adicional de recursos físicos. Esta característica permite que las empresas digitales alcancen grandes escalas sin necesidad de incrementar proporcionalmente sus recursos, lo

que altera los parámetros clásicos de eficiencia y rentabilidad empresarial.

Para entender de forma comparativa las diferencias entre estos dos enfoques, se presenta el siguiente cuadro:

Tabla 11. Principales características de los costos físicos frente a los digitales.

Característica	**Costos Físicos**	**Costos Digitales**
Costo fijo inicial	Moderado, asociado a infraestructura	Elevado, centrado en desarrollo técnico
Costo marginal	Aumenta con cada unidad adicional	Se mantiene cercano a cero
Escalabilidad	Limitada por la capacidad instalada	Alta, sin necesidad de nuevos insumos
Dependencia de recursos	Alta, uso intensivo de insumos físicos	Baja, basada en acceso a datos y conectividad
Flexibilidad operativa	Restringida por condiciones materiales	Ampliada por medios digitales

Fuente: Elaboración propia a partir de Villalba et al. (2021).

La lógica de funcionamiento basada en costos marginales casi nulos permite que los modelos de negocio digitales adopten esquemas como la suscripción, el acceso gratuito condicionado o las versiones freemium, en estos casos, el objetivo no es recuperar la inversión con cada transacción individual, sino alcanzar una masa crítica de usuarios que genere valor por acumulación de datos o por interacción dentro de una red, esta estrategia se apoya en la capacidad de los sistemas digitales

para distribuir sus servicios sin restricciones físicas, lo que brinda una ventaja competitiva frente a los modelos tradicionales limitados por el espacio, el tiempo o los insumos materiales (Villalba et al., 2021).

A partir de esta estructura **costos** fijos altos **en** desarrollo y costo marginal casi nulo en reproducción— se derivan implicaciones microeconómicas directas sobre el costo medio, la escala eficiente y el tipo de competencia que tiende a dominar en mercados digitales. Si representamos el costo total como $C(Q) = F + cQ$, donde Frecoge el gasto inicial (software, infraestructura, datos, entrenamiento) y $c$el costo marginal, en bienes y servicios digitales suele cumplirse que $c \approx 0$. En consecuencia, el costo medio $AC = \frac{F}{Q} + c$cae fuertemente conforme aumenta Q, lo que favorece economías de escala persistentes: producir para "más usuarios" reduce el costo por usuario sin requerir insumos físicos proporcionales (OECD, 2019). Esta propiedad explica por qué, en la práctica, muchas firmas digitales compiten por alcanzar rápidamente masa crítica, aun con márgenes bajos o incluso con precios monetarios cercanos a cero en etapas iniciales.

Desde una lectura de organización industrial, el resultado es que la competencia deja de girar únicamente en torno a "producir más barato por unidad" (como en industrias tradicionales) y se traslada a capturar escala, datos y capacidad de cómputo como activos estratégicos. En mercados donde el costo medio decrece durante un rango amplio de producción, los equilibrios tienden a ser más concentrados, ya que pocos actores pueden operar con costos medios suficientemente bajos para

sostener precios competitivos o esquemas de acceso “gratuito” (Furman et al., 2019). Esta lógica no implica un monopolio inevitable, pero sí aumenta la probabilidad de liderazgos dominantes o estructuras tipo “winner-takes-most”, especialmente cuando se combinan costos marginales bajos con ventajas acumulativas (escala, datos, reputación, infraestructura) (OECD, 2019).

3.3.1 Implicaciones en escala y estructura de mercado: de la eficiencia a las barreras de entrada

La primera implicación es que el tamaño del mercado importa más que en sectores físicos: un mismo producto digital puede servir simultáneamente a millones de usuarios, por lo que la firma que alcanza escala antes puede operar con un costo medio menor y financiar mejoras tecnológicas, marketing o reducciones de precio. La segunda implicación es la aparición de barreras de entrada no necesariamente físicas, sino tecnológicas e informacionales: infraestructura en la nube, acceso a datos, sistemas de recomendación y calidad algorítmica. La evidencia reciente sugiere que la disponibilidad de servicios en la nube reduce ciertas barreras al convertir inversiones fijas en pagos por uso, pero también reconfigura la competencia, afectando la dinámica de entrada, salida y concentración según el tipo de tecnología adoptada (Lu et al., 2024).

Una tercera implicación es que la escala se vuelve “doblemente” estratégica cuando el sistema aprende. En entornos digitales, la firma no solo reduce costos por dividir F entre más usuarios; además, incrementa

la calidad de predicción y automatización conforme acumula datos de uso, lo que puede reducir costos operativos futuros (atención al cliente, fraudes, devoluciones, errores de inventario, fallas de asignación) y aumentar la retención de usuarios. Este mecanismo se conecta con la idea de data-enabled learning, donde los datos se transforman en mejoras de producto/proceso que refuerzan ventajas competitivas en el tiempo (Hagiu & Wright, 2023).

3.3.2 Estrategias de pricing derivadas de costos marginales casi cero

Cuando el costo marginal es cercano a cero, fijar precios "igual al costo marginal" deja de ser una guía útil para la estrategia empresarial: si el precio tendiera a cero, la firma no recuperaría F. Por eso, en mercados digitales predominan estrategias que separan el ingreso de la transacción individual, buscando monetización por acceso, por paquete, por versión o por segmentación. En términos microeconómicos, esto se interpreta como un giro hacia precios no lineales y discriminación de precios apoyada en información y diseño de producto, más que en costos unitarios (OECD, 2018).

Suscripción. El modelo de suscripción convierte ingresos en un flujo relativamente estable y reduce la dependencia del "precio por unidad", lo cual es consistente con bienes digitales donde el consumo es repetido y el costo marginal de servir a un usuario adicional es bajo. Además, la suscripción puede funcionar como un mecanismo de tamizaje: usuarios con mayor disposición a pagar eligen planes premium; usuarios más sensibles al precio se mantienen en planes básicos o con publicidad. Esta

lógica conecta con la economía de plataformas y la competencia por retención, donde el objetivo es minimizar cancelaciones y aumentar valor de vida del cliente (Cusumano et al., 2019).

Freemium. En freemium, la firma ofrece una versión gratuita para acelerar adopción y escala, y cobra por funciones avanzadas (calidad, ausencia de anuncios, herramientas pro). Microeconómicamente, se trata de una combinación de precio por versión (segundo grado) y estrategia de expansión de base: el acceso gratuito aumenta el tamaño potencial del mercado y puede mejorar el aprendizaje del sistema (más datos), mientras que la conversión premium captura excedente de usuarios de alta valoración (Rietveld, 2018). Esto es especialmente coherente con costos marginales bajos: servir a usuarios gratuitos "cuesta poco" en términos unitarios, pero aporta valor estratégico en datos y efecto red.

Bundles y empaquetamiento. El empaquetamiento (bundling) permite estabilizar ingresos, reducir volatilidad de demanda y capturar heterogeneidad de preferencias: en vez de vender un solo servicio, se combinan varios (streaming + música + almacenamiento, por ejemplo). En términos micro, el bundling reduce el riesgo de fijar un precio inadecuado para un solo producto y puede incrementar la disposición a pagar promedio al distribuir valor entre distintos componentes del paquete, especialmente cuando los consumidores difieren en qué componente valoran más (Erbrich & Arendt, 2024). En plataformas con ecosistemas, el bundle también puede reducir la comparación directa con rivales, fortaleciendo la permanencia.

Precios no lineales (two-part tariffs). Otra implicación natural del costo marginal ≈ 0 es la expansión de esquemas de tarifa en dos partes: una cuota fija de acceso + un componente variable (por uso, por consumo, por transacción). Este diseño ayuda a recuperar F vía la cuota fija, mientras mantiene un componente variable para gestionar congestión, segmentación o costos de infraestructura. La lógica competitiva de las two-part tariffs en entornos digitales ha sido estudiada precisamente como una herramienta para repartir cobros entre acceso y uso, con efectos sobre eficiencia y rivalidad (Tamayo & Tan, 2021).

En conjunto, estas estrategias muestran un punto clave: en economía digital, el precio deja de ser un simple "marcador de escasez física" y se convierte en un instrumento de captura de valor (excedente), gestión de adopción, y administración del aprendizaje y la escala, lo cual justifica que la microeconomía aplicada a lo digital incorpore explícitamente diseño de mercados y organización industrial (Belleflamme & Peitz, 2021).

3.3.3 Economías de escala en plataformas digitales

En el entorno digital, las economías de escala se manifiestan de forma distinta a como lo hacen en los modelos productivos tradicionales, ya que no dependen de la expansión física de los recursos, sino de la capacidad tecnológica de las plataformas para crecer sin incurrir en costos proporcionales adicionales, las empresas que operan bajo esquemas digitales no requieren multiplicar su infraestructura para atender a un mayor número de usuarios, dado que los bienes o servicios

que ofrecen pueden reproducirse de manera ilimitada sin que esto represente un incremento significativo en el costo operativo. Esta lógica permite que el costo promedio por usuario disminuya de manera sostenida a medida que crece la base de clientes, lo cual convierte a la escalabilidad digital en un factor estratégico para la sostenibilidad financiera (Rivero y Zanotti, 2021). Al no requerir duplicar personal, instalaciones o equipamiento por cada nuevo cliente, las plataformas digitales logran expandirse rápidamente sin alterar su estructura de costos, lo que redefine los principios clásicos de crecimiento económico.

El comportamiento de los costos en estas plataformas se ve fortalecido por la presencia del efecto de red, entendido como el aumento del valor de un servicio o producto en función directa del número de usuarios que lo utilizan, cada nuevo participante dentro de la red no solo representa un ingreso adicional para la plataforma, sino que amplía las posibilidades de interacción, intercambio y retroalimentación entre usuarios, lo que incrementa el atractivo del sistema y potencia su funcionalidad. Este fenómeno no solo permite consolidar un volumen operativo mayor con costos decrecientes, sino que también genera barreras naturales de entrada para posibles competidores que no cuentan con una red de usuarios activa, el efecto de red se convierte, por tanto, en un mecanismo de expansión orgánica que multiplica el valor de los servicios ofrecidos sin exigir una inversión proporcional, al tiempo que fortalece la lealtad de los usuarios mediante el incremento continuo de beneficios derivados de su participación (García, 2019).

El fortalecimiento de estas plataformas se explica también por la capacidad que tienen para recopilar y procesar información a partir del comportamiento de los usuarios, lo que les permite mejorar de forma continua la calidad y personalización de los servicios que ofrecen, a través del análisis masivo de datos, estas empresas ajustan sus algoritmos para optimizar las recomendaciones, reducir errores y anticipar necesidades, todo ello sin incurrir en un aumento proporcional del gasto operativo. La eficiencia generada por esta dinámica tecnológica se refleja en modelos de negocio que pueden operar bajo esquemas de acceso gratuito, suscripción flexible o financiamiento por terceros, sin que ello comprometa su rentabilidad, esta lógica de reducción de costos promedio por unidad distribuida permite construir ventajas competitivas sostenibles en un entorno donde la velocidad de adaptación y la capacidad de escalar resultan determinantes para la permanencia en el mercado (Carrasco, 2022).

3.3.4 Reducción de fricción transaccional y operativa

En el ámbito de las empresas digitales, el concepto de fricción se refiere a los obstáculos que impiden el flujo eficiente de operaciones, transacciones e información dentro del proceso productivo, la incorporación de tecnologías basadas en inteligencia artificial y sistemas automatizados ha permitido reducir de manera significativa estas barreras, optimizando tanto la dimensión operativa como la transaccional (Gutiérrez et al., 2023). La simplificación de procesos, la eliminación de tareas redundantes y la automatización de gestiones administrativas han transformado el funcionamiento de las

organizaciones al disminuir el uso de recursos, el tiempo requerido y la probabilidad de error humano, esta transformación tecnológica no solo incrementa la eficiencia interna, sino que mejora la experiencia de los usuarios y agiliza la conexión entre oferta y demanda (Espín y Godoy, 2020).

Uno de los mecanismos más relevantes en esta transformación es la desintermediación, entendida como la eliminación de actores tradicionales que antes resultaban indispensables para completar una transacción, a través de plataformas digitales, los productores acceden de forma directa a los consumidores, lo que reduce costos de intermediación, acorta los plazos de entrega y mejora el control del proceso. A esto se suma la automatización de pagos, que permite ejecutar operaciones financieras de forma inmediata y segura sin intervención constante, y la logística inteligente, que emplea algoritmos para optimizar rutas, tiempos de entrega y gestión de inventarios. Estos elementos fortalecen la eficiencia operativa al reducir tiempos improductivos, minimizar pérdidas y mejorar la asignación de recursos en cada etapa de la cadena productiva (Carrasco, 2022).

Además de la dimensión operativa, se reconoce la existencia de una fricción informacional que afecta el acceso y la calidad de la información dentro de los sistemas digitales, esta fricción ocurre cuando los usuarios no encuentran fácilmente lo que buscan o se enfrentan a una sobrecarga de datos irrelevantes. Para mitigar este problema, las empresas emplean algoritmos de recomendación que personalizan el contenido ofrecido a cada usuario, según su comportamiento, historial

de navegación y preferencias, la personalización no solo mejora la experiencia del cliente, sino que incrementa la probabilidad de conversión comercial, al conectar con mayor precisión la oferta disponible con las necesidades reales de cada usuario (Guerrero y Zegarra, 2023).

La reducción de fricción en sus distintas formas tiene un efecto directo sobre el costo total de producción, ya que permite una operación más ágil, con menor uso de recursos materiales, menos desperdicio de tiempo y mayor efectividad en los procesos clave. Esta eficiencia no solo se refleja en los resultados financieros de la empresa, sino también en su capacidad para ofrecer bienes o servicios a precios competitivos y con mayor alcance. En consecuencia, las empresas que logran minimizar la fricción operan con ventajas sostenibles dentro de mercados dinámicos, donde la capacidad de adaptación, la velocidad de respuesta y la precisión informativa son factores determinantes para el posicionamiento estratégico.

3.3.5 Desafíos: escalabilidad ética y sostenibilidad de los modelos digitales

El crecimiento exponencial de las plataformas digitales ha dado lugar a modelos productivos altamente eficientes, escalables y centrados en la automatización, sin embargo, este proceso también ha evidenciado una serie de desafíos estructurales relacionados con su sostenibilidad ética y operativa. La posibilidad de escalar sin límites físicos aparentes ha generado una dependencia crítica de recursos tecnológicos,

infraestructuras de datos y sistemas informáticos distribuidos globalmente, lo cual plantea interrogantes sobre el equilibrio entre expansión tecnológica y responsabilidad colectiva (Pinto, 2023). La revisión de estos modelos exige considerar no solo los beneficios inmediatos que ofrecen en términos de costos y productividad, sino también las externalidades negativas que emergen al intensificar su uso a gran escala en múltiples sectores.

De acuerdo a Carreno (2024) uno de los aspectos más relevantes en este debate es el consumo energético que requiere la infraestructura digital, compuesto por centros de datos, redes de telecomunicaciones y sistemas de almacenamiento masivo, estas estructuras operan de forma ininterrumpida y demandan altos volúmenes de energía, muchas veces provenientes de fuentes no renovables, lo cual genera un impacto ambiental que suele pasar desapercibido en los análisis convencionales. A este problema se suma la creciente concentración de servicios en plataformas gestionadas por corporaciones tecnológicas ubicadas en regiones específicas, lo que genera una dependencia estructural que limita la soberanía digital de muchos países, esta dependencia no solo condiciona el acceso a la información, sino que también incrementa la vulnerabilidad ante fallos sistémicos, bloqueos o restricciones impuestas por agentes externos (Donayre et al., 2023).

En paralelo a los desafíos ambientales y estructurales, emergen preocupaciones éticas vinculadas con el tratamiento de datos personales, dado que buena parte de los modelos digitales se fundamenta en la recolección, procesamiento y explotación de información individual. La

gestión masiva de datos plantea riesgos asociados a la privacidad, la seguridad y la integridad de los usuarios, especialmente en contextos donde las normativas de protección no están suficientemente desarrolladas o carecen de mecanismos de fiscalización efectiva. La capacidad de las plataformas para perfilar comportamientos, influir en decisiones o personalizar contenidos debe evaluarse bajo principios de transparencia, consentimiento informado y uso ético de la información, ya que una omisión en estas prácticas puede derivar en situaciones de discriminación algorítmica, manipulación comercial o vulneración de derechos fundamentales (Lefranc et al., 2023).

Junto con estos elementos, deben considerarse los costos emergentes que no suelen incluirse en las estimaciones iniciales de inversión digital, pero que resultan fundamentales para sostener el funcionamiento del sistema a largo plazo. Entre estos se encuentran los gastos asociados a las actualizaciones constantes de software, la implementación de medidas avanzadas de ciberseguridad y la gestión del ciclo de vida de los dispositivos tecnológicos utilizados en los procesos productivos. Estos costos, aunque invisibles en la etapa de crecimiento, se intensifican con la expansión operativa y pueden comprometer la estabilidad del modelo si no se integran en la planificación estratégica (Rivero y Zanotti, 2021). A fin de ilustrar esta diferencia entre los costos explícitos y aquellos no reconocidos, se propone la siguiente tabla:

Tabla 12. Diferencia entre costos visibles y costos emergentes no contabilizados.

Tipo de costo	Costos visibles	Costos emergentes no contabilizados
Infraestructura	Desarrollo de sistemas, servidores físicos	Consumo energético acumulado, dependencia tecnológica
Operación y soporte	Personal técnico, licencias de funcionamiento	Mantenimiento digital, actualización continua de sistemas
Seguridad y protección	Herramientas básicas de encriptación	Protocolos de ciberseguridad, cumplimiento normativo
Gestión de datos	Almacenamiento y análisis	Protección de identidad, gobernanza ética de la información

Fuente: Elaboración propia a partir de Rivero y Zanotti (2021).

La sostenibilidad de los modelos digitales requiere ser abordada desde una perspectiva integral que no se limite a indicadores de crecimiento y rentabilidad, sino que contemple el impacto ambiental, las implicaciones sociales y la transparencia en el uso de la información. La eficiencia tecnológica, si bien es un componente deseable, no puede desligarse de la necesidad de establecer marcos regulatorios, criterios éticos y mecanismos de control que garanticen la equidad informacional y el bienestar colectivo. La viabilidad de estos sistemas no radica únicamente en su capacidad para expandirse, sino en su aptitud para hacerlo de forma equilibrada, respetando los límites ecológicos, la dignidad de los usuarios y la estabilidad del entorno digital en el que se desarrollan (Pinto, 2023).

En términos de externalidades, la escalabilidad digital no es “gratuita” desde el punto de vista social: desplaza costos hacia el sistema energético, el ambiente y las cadenas globales de suministro. Aunque el costo marginal de servir a un usuario adicional sea cercano a cero, el costo social marginal puede aumentar cuando el crecimiento exige más capacidad de cómputo, refrigeración y transmisión de datos. En ese sentido, la expansión de la IA y de los servicios en la nube convierte la infraestructura digital en un componente relevante de la demanda eléctrica global, lo que obliga a evaluar la eficiencia energética como una condición de sostenibilidad y no como un atributo opcional (International Energy Agency [IEA], 2025).

Un punto crítico es el consumo eléctrico y la huella de carbono de los centros de datos. La evidencia reciente muestra que el uso de electricidad por parte de los data centers crece aceleradamente y se asocia al despliegue de servidores de alto rendimiento para IA; en escenarios base, se proyecta un aumento sustancial hacia 2030, lo cual tensiona redes eléctricas, planificación de capacidad y metas climáticas (IEA, 2025). Esta presión también tiene un componente hídrico: la refrigeración y el control térmico demandan agua y tecnologías de enfriamiento que, según el contexto, pueden intensificar conflictos locales por recursos. Por ello, el debate actual ya no se centra solo en “más digitalización”, sino en qué tan eficiente y trazable es la infraestructura que la hace posible (UNCTAD, 2024).

En esa misma línea, los reguladores comienzan a traducir la sostenibilidad en obligaciones de medición y reporte. En la Unión

Europea, por ejemplo, se han incorporado esquemas de monitoreo y reporte del desempeño energético y huella hídrica de centros de datos, con indicadores que abarcan consumo energético, utilización de potencia, setpoints de temperatura, uso de calor residual, uso de agua y participación de renovables (Comisión Europea, 2023; Comisión Europea, 2024). Este tipo de instrumentos es relevante porque reduce la opacidad informacional, permitiendo que la política pública y los mercados distingan entre escalamiento eficiente y escalamiento "intensivo en externalidades" (Unión Europea, 2024).

Otra externalidad subestimada es el residuo electrónico. La expansión digital incrementa el recambio de dispositivos, servidores y componentes, elevando la generación de e-waste a niveles récord: para 2022 se reportan decenas de millones de toneladas, con tasas de recolección y reciclaje formal inferiores a una cuarta parte. Además, el crecimiento del residuo electrónico supera ampliamente el ritmo del reciclaje documentado, lo que implica pérdidas económicas por materiales valiosos y daños ambientales por manejo inadecuado (ITU & UNITAR, 2024). Esta tendencia refuerza la necesidad de circularidad (reparación, reutilización y reciclaje) como parte del "costo total" de la economía digital, y no como un tema externo al análisis económico (UNCTAD, 2024).

Vinculado a lo anterior aparece el riesgo de dependencia tecnológica. La escalabilidad sin fronteras suele apoyarse en cadenas globales concentradas (nube, chips, servicios críticos), lo que incrementa la vulnerabilidad ante restricciones de acceso, fallas sistémicas o cambios

unilaterales en condiciones de servicio. Desde la perspectiva de bienestar, esto introduce un componente de riesgo país y de asimetrías estructurales: mientras algunos actores capturan rentas por control de infraestructura y estándares, otros asumen costos ambientales y materiales sin capturar proporcionalmente los beneficios del valor digital agregado (UNCTAD, 2024). En términos microeconómicos, este fenómeno se relaciona con poder de mercado, barreras de entrada tecnológicas y costos de sustitución institucional (lock-in a proveedores, formatos y arquitecturas).

En paralelo, la sostenibilidad ética de los modelos escalables exige distinguir entre gobernanza del dato y gobernanza del modelo. La primera se enfoca en el ciclo de vida del dato: recolección, minimización, consentimiento, finalidad, retención, seguridad y transferencias; aquí, los marcos de protección de datos establecen principios de legalidad, transparencia y responsabilidad sobre el tratamiento de información personal (Unión Europea, 2016). La segunda se concentra en el comportamiento del sistema: trazabilidad, evaluación de riesgos, documentación, supervisión humana y mecanismos de corrección cuando el modelo produce daños o sesgos. Este doble enfoque es clave porque un sistema puede cumplir estándares técnicos de desempeño y, aun así, fallar ética o legalmente por opacidad, discriminación o usos no previstos (OECD, 2019; NIST, 2023).

En materia de ciberseguridad, la escalabilidad amplifica impactos: una vulnerabilidad “pequeña” se convierte en un incidente masivo cuando la plataforma opera con millones de usuarios, múltiples integraciones y

cadenas de suministro complejas. Por eso, los marcos contemporáneos enfatizan la gestión de riesgo de manera continua, incluyendo riesgos de terceros y de supply chain, para sostener la disponibilidad, integridad y confidencialidad de sistemas y datos (NIST, 2024). En términos de sostenibilidad operativa, esto implica que el costo de "mantener seguro" crece con la escala y debe ser internalizado en el modelo de negocio como un costo recurrente, no como un gasto extraordinario (ISO, 2022).

Respecto a sesgos y trazabilidad, los estándares recientes tienden a converger en la idea de gestión de riesgos de IA: identificar daños potenciales, mapear actores responsables, documentar datos y decisiones, y probar desempeño en condiciones relevantes antes de escalar. En esa lógica, instrumentos como el AI Risk Management Framework proponen estructurar el ciclo de vida (diseño–despliegue–monitoreo) para reducir impactos inesperados y mejorar confiabilidad (NIST, 2023), mientras guías y estándares internacionales refuerzan la integración del riesgo en la gestión organizacional (ISO, 2023a; ISO, 2023b). A nivel práctico, propuestas como model cards ayudan a operacionalizar transparencia: especifican propósito, población objetivo, limitaciones, métricas y comportamiento diferencial por subgrupos (Mitchell et al., 2019).

Un aspecto particularmente relevante es que "optimizar" no es neutral: el objetivo de aprendizaje puede inducir resultados socialmente indeseables si maximiza variables como retención, tiempo en pantalla o conversión sin restricciones éticas explícitas. Por ello, la literatura y los marcos de política pública destacan el trade-off entre precisión, equidad

y explicabilidad: mejorar una dimensión puede deteriorar otra si no se establecen salvaguardas, auditorías y criterios de aceptabilidad alineados a derechos y bienestar (OECD, 2019; Comisión Europea, 2024). En síntesis, la IA reduce sesgos cuando mejora información y consistencia bajo reglas correctas; pero puede amplificarlos cuando aprende patrones históricos discriminatorios o cuando su función objetivo premia resultados "eficientes" a costa de equidad y autonomía del usuario (NIST, 2023; Mitchell et al., 2019).

3.4 Decisiones óptimas de producción con inteligencia artificial

La inteligencia artificial, en particular el aprendizaje por refuerzo profundo, permite transformar la clásica teoría económica de la empresa en un entorno dinámico donde los algoritmos actúan como agentes que exploran miles de rutas de fabricación, actualizan sus políticas de manera incremental y seleccionan la secuencia que maximiza simultáneamente la eficiencia técnica y el beneficio marginal, lo cual implica desplazar los métodos tradicionales de programación que dependen de reglas estáticas y carecen de óptimo global; cabe señalar que la revisión sistemática de exponer cómo estos modelos aprenden a premiar configuraciones que equilibran cargas de trabajo, reducen tiempos de flujo y absorben la incertidumbre de la demanda, reforzando la premisa de que la toma de decisiones óptima deja de ser exclusivamente un cálculo exente y se convierte en un proceso iterativo, retroalimentado por datos en tiempo real que, a su vez, impactan en los costos totales y en la capacidad de respuesta de la planta frente a cambios en los precios relativos de los insumos y la energía, variables

esenciales para cualquier análisis microeconómico del productor (Janeková et al., 2023).

En consonancia con ese marco, estudios sobre mantenimiento predictivo y optimización operativa revelan que la integración de redes neuronales y algoritmos de refuerzo acelera la detección de fallas, ajusta la programación de órdenes y eleva la productividad sin incrementar proporcionalmente el uso de recursos, puesto que la combinación de datos históricos y señales de sensores posibilita anticipar paradas no planificadas, reducir el tiempo improductivo hasta en un cincuenta por ciento y, paralelamente, desplegar políticas de asignación de lotes que disminuyen el consumo energético en cerca de un siete por ciento, logros que se traducen en aumentos del excedente del productor y mejoras en la frontera eficiente de costos a corto y mediano plazo, lo cual refuerza la importancia de considerar el capital informacional como un insumo estratégico equiparable al trabajo y al capital físico cuando se modelan funciones de producción avanzadas bajo supuestos de aprendizaje adaptativo (Jin, 2025).

Alcanzar la decisión verdaderamente óptima exige complementar la capacidad de aprendizaje automático con métodos de simulación que permitan valorar la rentabilidad bajo distintos escenarios de inversión y riesgo, enfoque que si ilustran mediante un procedimiento de tres etapas donde se modelan alternativas productivas en plantillas digitales, se estiman flujos de caja mediante índices dinámicos como el VAN y la TIR, y se incorpora la incertidumbre a través de simulaciones Monte Carlo para elegir la configuración que maximiza el valor presente y minimiza la dispersión de resultados, demostrando que la inteligencia

artificial, al combinarse con análisis financiero multivariado, habilita una gobernanza industrial basada en evidencia cuantitativa y no en conjeturas, de modo que las empresas pueden alinear sus decisiones de automatización con objetivos de crecimiento sostenible, disciplina presupuestaria y resiliencia operativa frente a choques exógenos de oferta o demanda.

En la actualidad la toma de decisiones sobre cuánto producir, con qué combinación de insumos y en qué momento ajustar la capacidad deja de apoyarse en simples proyecciones contables y se convierte en un proceso alimentado por flujos de datos que la inteligencia artificial interpreta en tiempo real, pues los algoritmos de aprendizaje automático transforman registros históricos de demanda, precios, inventarios y rendimiento de maquinaria en señales que recomiendan configuraciones de producción capaces de maximizar el excedente económico, ajustar la utilización de recursos y reducir desperdicios, de modo que la planta evoluciona desde un esquema rígido hacia un sistema adaptable que observa aprende y corrige continuamente, apoyándose en la facultad del machine learning para identificar patrones y generar predicciones precisas a partir de experiencias acumuladas, rasgo que la literatura técnica describe como la esencia misma de esta tecnología (Pino, 2025).

Cuando el responsable de operaciones dispone de predicciones confiables acerca del comportamiento futuro de la demanda y de los costos marginales puede trasladar esas estimaciones a modelos de regresión lineal múltiple que simplifican la relación entre numerosas variables independientes y la producción óptima, lo cual facilita decidir

cuántas unidades elaborar sin entrar en la complejidad de la modelización matemática avanzada, ya que el propio algoritmo ajusta los parámetros para minimizar el error entre los valores observados y los calculados, brindando un marco numérico transparente cuya lógica resulta accesible aun para quienes apenas inician su formación en métodos cuantitativos y ofreciendo un puente entre la teoría económica de la maximización de beneficios y la práctica diaria de la planificación fabril; esta capacidad predictiva se nutre además de técnicas que combinan series temporales y aprendizaje no supervisado para estudiar estacionalidades o eventos atípicos, de manera que la empresa no solo responde ante los cambios de mercado sino que los anticipa y capitaliza antes que sus competidores (Felgueras, 2019).

Un ejemplo ilustrativo procede del ámbito logístico donde un sistema basado en métodos predictivos estima los costos de transporte y seguros al analizar miles de declaraciones aduaneras y, con ello, ayuda a decidir el origen más conveniente de los insumos, demostrar que un modelo semejante puede trasladarse al interior de la fábrica para prever el costo total de cada lote, comparar alternativas tecnológicas y escoger aquella que reduzca el gasto unitario sin sacrificar calidad, experiencia que evidencia cómo la inteligencia artificial no reemplaza la visión estratégica del gestor sino que le aporta información oportuna y libre de sesgos humanos, disminuye los errores de digitación hasta sesenta por ciento y acorta los tiempos de cálculo en proporciones similares, liberando recursos que pueden destinarse a innovar y a evaluar nuevas líneas de negocio, de modo que la organización fortalece su posición

competitiva al tomar decisiones productivas informadas, ágiles y financieramente sostenibles.

En la actualidad la toma de decisiones de producción evoluciona desde la mera proyección contable hacia un proceso continuo de aprendizaje porque la inteligencia artificial analiza en cuestión de segundos los registros históricos de la planta, compara los precios de los insumos, interpreta el comportamiento de la demanda y sugiere la combinación de recursos que maximiza el excedente económico sin sacrificar la calidad; de esta manera los algoritmos convierten a la fábrica en un organismo adaptable que ajusta sus volúmenes hora tras hora, dirige los turnos de trabajo según la carga real y reduce el desperdicio de materiales, circunstancias que en conjunto permiten al productor responder con mayor agilidad a los cambios en los precios relativos y, al mismo tiempo, sostener márgenes más amplios en contextos de competencia intensa; se reconoce así que el capital informacional generado por sensores, etiquetas inteligentes y plataformas de análisis constituye un insumo tan valioso como el trabajo y la maquinaria, puesto que posibilita medir en tiempo real el costo marginal y alinear la oferta con la curva de ingresos esperada, lo que en teorías clásicas se formulaba como una optimización estática pero que ahora se vuelve un ejercicio dinámico y recursivo donde cada dato nuevo refuerza o corrige la decisión anterior, impidiendo que la producción se estanque y asegurando la convergencia hacia un uso eficiente de la capacidad instalada (Gallo et al., 2023).

En este panorama las tareas de programación y asignación dejan de resolverse con reglas fijas y pasan a manos de modelos de aprendizaje que exploran miles de secuencias de fabricación hasta localizar aquella que minimiza los tiempos muertos, equilibra las líneas y reduce el consumo energético, logros que se traducen en menores costos y entregas más puntuales sin necesidad de intervenciones manuales constantes; técnicas como la búsqueda por enjambre de partículas o el aprendizaje por refuerzo permiten que los sistemas encuentren rutas alternativas cuando surge una avería o un pedido urgente, de modo que el cronograma resultante mantiene la regularidad del flujo, disminuye la probabilidad de retrasos contractuales y libera recursos financieros que la empresa puede destinar a innovación, marketing o sostenibilidad; para un analista económico este avance implica redefinir los modelos tradicionales de costos, pues la frontera de eficiencia se desplaza hacia mejores combinaciones donde la flexibilidad productiva y la gestión energética pasan a ser variables controlables, y ello incrementa la competitividad sectorial al ofrecer precios más estables y una capacidad inédita de personalización en serie, aspectos apreciados en mercados con consumidores cada vez más sensibles al tiempo de entrega y al impacto ambiental de lo que compran (Bitzenis et al., 2025).

La inteligencia artificial en la toma de decisiones óptimas fomenta una cultura organizacional guiada por la evidencia, dado que las predicciones probabilísticas sobre fallas, demanda estacional y variaciones del tipo de cambio se integran en tableros que la gerencia interpreta para validar o ajustar la producción diaria, reemplazando la intuición por métricas contrastables que elevan la transparencia y la

responsabilidad dentro de la cadena de valor; este entorno obliga al futuro economista a dominar nociones de ciencia de datos para traducir los hallazgos algorítmicos en estrategias de precio, inversión y cobertura, al mismo tiempo que despierta debates éticos sobre la protección de información sensible y la necesidad de capacitar al personal desplazado de tareas repetitivas hacia funciones de supervisión y mejora continua, de tal forma que la productividad no se persiga a costa del bienestar laboral sino mediante la creación de puestos donde la interpretación crítica, la creatividad y la visión sistémica se vuelven indispensables; en síntesis la inteligencia artificial no solo optimiza cantidades sino que redefine el equilibrio entre eficiencia técnica, sostenibilidad y desarrollo humano, mostrando que la economía de la producción del mañana dependerá de la capacidad para combinar rigurosamente teoría, datos y criterio social en un solo proceso decisorio (Hernando et al., 2000).

El análisis económico de la producción adquiere una nueva dimensión cuando la inteligencia artificial se incorpora como asesora permanente y contrasta en segundos los costos marginales con la utilidad esperada, porque los modelos creados con series temporales de ventas, variaciones cambiarias y ritmos de consumo procesan miles de combinaciones posibles de insumos y turnos de trabajo, identifican la proporción óptima que iguala el costo marginal con el ingreso marginal y proyectan en tiempo real el excedente económico de la planta, de modo que la empresa ya no estima la función de producción con coeficientes fijos sino que la reconfigura dinámicamente según el pulso de la demanda, factor que permite al responsable de operaciones decidir si conviene

intensificar la línea principal, subcontratar procesos secundarios o reprogramar mantenimientos, todo ello sin caer en la sobreproducción que eleva inventarios y presiona el flujo de caja, porque el sistema analiza simultáneamente la elasticidad precio-demanda, las políticas de precios de los competidores y la evolución de los salarios, elementos que la teoría microeconómica señala como determinantes del equilibrio empresarial y que ahora se resuelven mediante redes neuronales que aprenden de cada ciclo productivo y reducen sustancialmente la dispersión entre costos planificados y costos reales, lo cual robustece la planificación financiera y mejora la capacidad de la firma para negociar con proveedores y entidades financieras al demostrar un control preciso sobre sus márgenes de rentabilidad (Carrera et al., 2022).

Ese mismo soporte algorítmico resulta clave para gestionar la incertidumbre en mercados volátiles, porque la inteligencia artificial convierte los registros de ventas, las noticias sectoriales y las señales de redes sociales en pronósticos de demanda con tolerancias de error muy inferiores a las obtenidas por métodos tradicionales, y esa precisión habilita a la gerencia a fijar niveles de inventario de seguridad más ajustados, liberar capital circulante y programar compras justo a tiempo, mientras que los modelos de aprendizaje por refuerzo anuncian con minutos de antelación posibles cuellos de botella, asignan prioridades de producción siguiendo criterios de costo de oportunidad y recomiendan rutas logísticas que minimizan el tiempo de entrega al cliente, de tal forma que la empresa incrementa su competitividad sin elevar su huella de carbono, porque el algoritmo pondera variables energéticas y propone secuencias que reducen consumos eléctricos en

los tramos tarifarios más costosos, práctica que vincula la optimización operativa con los objetivos de sostenibilidad al minimizar simultáneamente costos privados y costos sociales en un entorno de información incompleta.

La adopción de sistemas inteligentes redefine la estrategia de crecimiento porque integra la información micro con escenarios macroeconómicos, de modo que el cuadro tarifario, la política monetaria y los shocks externos alimentan simulaciones de Monte Carlo que evalúan la resiliencia de diferentes planes de expansión, y el gestor puede visualizar en un tablero comparativo qué opción maximiza el valor presente neto bajo distintos supuestos de inflación, tipo de cambio y tasas de interés, mientras el motor de optimización propone umbrales de inversión en capital físico y en capital informático que equilibran economías de escala con flexibilidad productiva, previene la obsolescencia tecnológica y cuantifica el retorno de nuevas capacidades analíticas, lo cual evidencia que la inteligencia artificial no sustituye la intuición empresarial sino que la potencia al ofrecer métricas de riesgo, sensibilidad y escenario que respaldan decisiones con impacto en empleo, fiscalidad y bienestar, cerrando el ciclo en el que la teoría económica describe cómo la asignación eficiente de recursos se fortalece cuando la información es abundante, veraz y procesada a la velocidad que exigen los mercados globales actuales.

3.5 Inteligencia productiva como ventaja competitiva sostenible

En el entorno empresarial la inteligencia productiva describe la capacidad de una fábrica para recoger datos de cada etapa del proceso, interpretarlos con herramientas digitales sencillas y convertirlos en acciones que coordinan personas, máquinas y recursos de modo que el costo marginal permanezca cerca de su mínimo sin sacrificar calidad ni responsabilidad social, este flujo continuo de información permite que la organización aprenda de sus propios aciertos y errores, refine secuencias de trabajo y detecte oportunidades de mejora antes de que se transformen en sobrecostos, lo cual genera una ventaja competitiva sostenible porque no depende de rebajas salariales ni de la explotación intensiva de insumos finitos sino de un capital intangible basado en conocimiento compartido y cultura de adaptación, así la empresa inteligente interioriza principios de la economía circular, reduce desperdicios y mejora la productividad al mismo tiempo que responde a los lineamientos regulatorios sobre emisiones o consumo de energía, situación que fortalece su reputación ante consumidores e inversionistas conscientes y crea barreras de entrada que resultan más difíciles de imitar que la mera adquisición de maquinaria avanzada, pues requieren compromiso organizacional y disciplina analítica sostenida a lo largo del tiempo (Llerena y Aimara, 2024).

En la dimensión de costos la inteligencia productiva opera como un sistema nervioso que siente y corrige desviaciones en tiempo casi real, ya que sensores simples colocados en equipos críticos informan sobre vibraciones, temperatura o velocidad y esas señales alimentan cuadros

de mando que un responsable de operaciones puede leer con la misma facilidad con que revisa un estado financiero, de esta manera la empresa programa mantenimientos cuando el desgaste realmente lo exige y no según calendarios fijos, evita paradas imprevistas y prolonga la vida útil de los activos, un efecto que incide directamente en la amortización y en la partida de gastos operativos, asimismo los registros de consumos energéticos permiten desplazar tareas intensivas hacia horas con tarifas más bajas, lo que se traduce en reducciones significativas del costo unitario sin necesidad de inversiones cuantiosas, este control granular facilita decidir entre fabricar internamente o subcontratar, ajustar los lotes de producción para aprovechar economías de escala o frenar la sobreproducción que inmoviliza capital en inventarios, y otorga al gestor argumentos sólidos para negociar con proveedores precios más favorables al demostrar patrones de compra estables y previsibles, lo que refuerza el poder de mercado de la firma y alimenta un círculo virtuoso de ahorro e innovación (Guzmán & López, 2017).

En el plano estratégico la inteligencia productiva se convierte en un puente entre la eficiencia interna y la responsabilidad externa, pues los datos generados dentro de la planta enlazan con informes de sostenibilidad que miden huella de carbono, uso de agua o impacto social, indicadores que cada vez más condicionan el acceso a nichos premium y a líneas de financiamiento verde, cuando la organización comunica de forma transparente sus metas de reducción de emisiones y demuestra avances verificables gana credibilidad, mejora su calificación de riesgo y atrae talento deseoso de trabajar en entornos éticos, todo ello consolida una ventaja competitiva que trasciende los ciclos de precio,

además la inteligencia productiva fortalece la resiliencia frente a shocks externos al simular escenarios de variación en tipos de cambio, tasas de interés o restricciones logísticas y proponer ajustes graduales en la asignación de recursos, de esta forma la empresa mantiene márgenes positivos incluso en contextos volátiles, protege empleos y contribuye a la estabilidad económica regional, circunstancia que evidencia cómo la creación de valor ya no deriva solo de la escala física sino de la capacidad de integrar información, anticipar riesgos y coordinar en tiempo oportuno acciones coherentes con los objetivos de sostenibilidad, cerrando así el círculo donde producción inteligente, costos eficientes y responsabilidad institucional convergen en una ventaja que perdura y se refuerza con el aprendizaje continuo de la organización (Espinoza et al., 2023).

La inteligencia productiva consolida un espacio fabril en el que cada máquina se convierte en fuente de datos y cada flujo de información se integra con la planificación estratégica, pues la inserción extensiva de sensores y dispositivos IoT en activos físicos permite enlazar en tiempo real logística inventarios y demanda con la misma naturalidad con que se consulta un estado financiero, otorgando a la fábrica la capacidad de ajustar programas de producción y rutas de abastecimiento conforme cambian las señales del mercado, lo que reduce inventarios ociosos y libera capital circulante, mientras la convergencia digital-real transita desde la simple captura de registros hacia la coordinación automática de decisiones, gracias a que los algoritmos procesan grandes volúmenes de información y recomiendan combinaciones de insumos que minimizan coste medio y huella energética (Li et al., 2025).

La arquitectura se apoya en redes de sensores que recogen vibraciones temperatura y velocidades y las envían a cuadros de mando, de modo que el responsable de operaciones detecta desvíos antes de que se transformen en averías y programa intervenciones justo en el momento óptimo, evitando paradas imprevistas y extendiendo la vida útil de los activos, al mismo tiempo las líneas de producción flexibles impulsadas por inteligencia artificial modifican su ritmo cuando el cliente adelanta o pospone un pedido, manteniendo estable el coste marginal incluso bajo volatilidad de la demanda y consolidando una estructura de costos variable que respeta metas de calidad y servicio, la gestión integral de la cadena incorpora analítica predictiva para reordenar materia prima ante alertas climáticas o variación de tarifas eléctricas y con ello la empresa desplaza su curva de costes hacia abajo sin recurrir a reducciones salariales, sino mediante la eficiencia dinámica que la teoría económica vincula con la ventaja competitiva sostenible (Marzall et al., 2021).

Esa ventaja se amplía cuando la organización convierte los datos en conocimiento circulante, ya que los modelos de aprendizaje colaborativo facilitan que equipos internos y socios externos compartan patentes experiencias y prototipos en plataformas abiertas, derribando fronteras de información y acelerando el tránsito de la innovación desde el laboratorio hasta la línea comercial, situación que eleva la productividad total de los factores y cimenta barreras basadas en capital intelectual difícilmente replicable, sobre este soporte emergen herramientas de inteligencia generativa que producen diseños alternativos en segundos, simulan condiciones extremas y proponen ajustes que optimizan uso de materiales, de modo que el ciclo de

desarrollo se acorta y el costo de ensayo disminuye drásticamente, liberando recursos para nuevas exploraciones y fortaleciendo la elasticidad de la oferta frente a cambios inesperados de la demanda, la misma tecnología permite modelar escenarios de aprendizaje organizacional y evaluar incentivos que alinean comportamiento individual con metas corporativas, fomentando innovaciones de proceso y estructura que perfeccionan la asignación de recursos y reducen el tiempo de respuesta a perturbaciones exógenas, así la empresa inteligente ya no depende solo de la escala física sino de un tejido cognitivo que incrementa rendimientos de red y consolida un ecosistema donde proveedores universidades y startups co-crean soluciones que nutren la competitividad regional (Girón et al., 2008).

La inteligencia productiva refuerza la sostenibilidad como pilar de la estrategia al optimizar la eficiencia energética y recortar desperdicios con algoritmos que monitorizan consumos y reconfiguran procesos para adaptarlos a franjas horarias de menor impacto ambiental, acción que alinea productividad con mitigación de emisiones y consolida una reputación corporativa valiosa ante consumidores inversores y reguladores, puesto que la capacidad analítica del sistema permite medir en tiempo real los indicadores ESG y traducirlos en informes verificables que avalan el compromiso responsable de la firma, el seguimiento continuo de métricas ambientales sociales y de gobernanza facilita identificar oportunidades de ahorro de recursos y evidencia cómo la inteligencia artificial impulsa la integración entre beneficio privado y bienestar colectivo, otorgando nuevo sentido al concepto de costo social en la literatura económica, investigaciones empíricas

demuestran que esta conjunción de eficiencia y transparencia funge como motor de un círculo virtuoso donde la empresa reduce riesgos reputacionales mejora condiciones de financiamiento y obtiene externalidades positivas en su cadena de valor, al tiempo que la difusión espacial de prácticas inteligentes eleva el estándar de la competencia sectorial y cataliza una carrera hacia la productividad con respeto por el entorno, confirmando que la ventaja competitiva sostenible depende cada vez más de la capacidad de leer grandes flujos de datos, convertirlos en decisiones ágiles y compartir los aprendizajes con el ecosistema productivo que la rodea.

CAPÍTULO IV

4 PRECIOS DINÁMICOS Y ESTRUCTURAS DE MERCADO DIGITALES

Objetivo: Analizar cómo funcionan los precios y la competencia en mercados dominados por datos y algoritmos.

4.1 Introducción

La microeconomía explica la formación de precios y la competencia a partir de incentivos, costos y estructuras de mercado; sin embargo, en la economía digital estos elementos operan bajo un marco distinto, porque el precio ya no se fija únicamente con base en reglas estáticas o decisiones humanas discretas, sino mediante algoritmos capaces de ajustar tarifas en tiempo real, medir elasticidades con datos masivos y reaccionar a la conducta rival con una velocidad que transforma la interacción estratégica. En este contexto, el precio cumple una doble función: coordina la asignación de recursos como señal de escasez, pero también se convierte en un instrumento de optimización algorítmica, donde la empresa aprende continuamente qué nivel tarifario maximiza ingresos, retención o valor del cliente, incluso cuando los consumidores perciben opacidad o discriminación en la lógica de asignación de precios. Por ello, este capítulo se orienta a comprender cómo el pricing dinámico reconfigura los resultados de mercado y qué implicaciones trae para eficiencia, bienestar y competencia.

El capítulo inicia con el análisis del pricing dinámico y la fijación algorítmica, mostrando cómo la disponibilidad de datos y el avance del aprendizaje automático permiten ajustar precios minutos a minuto, segmentar usuarios y aplicar estrategias intertemporales que combinan flexibilidad con compromisos reputacionales o de transparencia. A diferencia de los mercados tradicionales, donde los precios suelen ser relativamente estables y la discriminación tiene límites operativos, las plataformas digitales pueden personalizar tarifas, diseñar esquemas de suscripción o freemium y, al mismo tiempo, administrar percepciones de justicia para evitar el deterioro de confianza del usuario, aspecto crucial porque la reacción del consumidor ante precios "inexplicables" puede inducir búsqueda intensiva, abandono o cambios en el momento de compra, alterando la demanda efectiva. En consecuencia, el capítulo presenta el precio como una variable endógena a un sistema de aprendizaje que combina información, experimentación y respuesta conductual.

A continuación, se estudian las plataformas como nuevos mercados, enfatizando que la competencia digital se explica por externalidades de red directas e indirectas, costos de cambio y puntos de inflexión (tipping points) que favorecen la concentración. En estos entornos, la estructura tarifaria se determina por la lógica de mercados de dos lados, donde el precio en un lado puede subsidiarse para atraer masa crítica y capturar valor en el otro, lo que altera el criterio clásico de "precio igual a costo marginal" y obliga a evaluar bienestar considerando interdependencias cruzadas entre grupos. De este modo, la microeconomía de plataformas aparece como un marco indispensable para interpretar por qué ciertos

mercados digitales tienden al oligopolio y por qué la política de precios se vuelve un instrumento estratégico de crecimiento, retención y captura de excedente en redes que se retroalimentan con datos.

En esa lógica, el capítulo profundiza en oligopolios digitales y colusión automatizada, mostrando que la automatización del pricing puede trasladar la interacción estratégica desde decisiones gerenciales hacia dinámicas computacionales donde algoritmos "aprenden" a reaccionar, castigar desviaciones y sostener resultados supra-competitivos sin acuerdos explícitos. Este fenómeno, junto con la alta transparencia de precios en línea y la capacidad de monitoreo en milisegundos, introduce desafíos inéditos para la política de competencia, ya que la prueba de coordinación se desplaza desde documentos o comunicaciones hacia patrones de series de precios y evidencia conductual. Por ello, se revisan también enfoques de detección, auditoría y mitigación regulatoria, así como marcos europeos de gobernanza digital orientados a reducir riesgos sistémicos y equilibrar el poder de las plataformas dominantes.

4.2 Pricing dinámico y fijación algorítmica de precios

El fenómeno de los precios dinámicos, ampliamente adoptado en plataformas digitales de intermediación y comercio electrónico, se basa en algoritmos que actualizan los precios en tiempo real aprovechando la gran cantidad de información disponible sobre la demanda, los costes marginales y la rivalidad competitiva; de ese modo cada transacción refleja un equilibrio instantáneo entre disposición a pagar y objetivos de rentabilidad; esta lógica operativa es descrita de manera exhaustiva en

la revisión y análisis de los precios, donde se detalla cómo las empresas delegan las decisiones tácticas de precio a sistemas automáticos que pueden modificar cientos de tarifas por minuto sin intervención humana directa (Spann et al., 2024).

Surge principalmente cuando los minoristas comenzaron a registrar transacciones mediante escáneres y encontraron en los datos un insumo "clave" para reconfigurar sus estrategias, de modo que las plataformas digitales, al integrar técnicas de aprendizaje automático con métricas de elasticidad de la demanda, posibilitaron ajustes continuos que reflejan las condiciones de mercado con una precisión no observada antes; aunque se puede apreciar que la penetración de estos sistemas entre los ofertantes continúa siendo parcial, pues muchos operadores prefieren rutinas heurísticas o precios uniformes y, en consecuencia, se ubican en desventaja competitiva con respecto a quienes delegan la decisión al algoritmo, ya que estos últimos consiguen incrementar su ingreso total aun cuando los precios publicados resulten inferiores, mostrando que la optimización dinámica además de maximizar el margen disponible por operación, también amplía la base transaccional al captar segmentos sensibles al precio (Aparicio et al., 2024).

En la práctica, la fijación algorítmica de precios combina aprendizaje supervisado, refuerzo y técnicas de optimización para segmentar a los consumidores y medir la elasticidad individual, lo cual abre la puerta a la discriminación casi perfecta a estrategias de compromiso inter temporal cuando operan efectos de red; Xiong y Yang afirman que, a medida que la red de usuarios crece y el vendedor consigue

comprometer rutas de precios futuras, la rentabilidad marginal de la personalización se incrementa y el excedente de los distintos grupos se vuelve más asimétrico, por lo que resultan imprescindibles métricas de bienestar que capturen este cambio distributivo (p. 33).

El valor de un compromiso creíble emerge cuando la mercancía exhibe efectos de red y la satisfacción de cada usuario depende de la participación ajena; en tales entornos la empresa internaliza que un descuento selectivo dirigido a un segmento temprano puede incrementar la utilidad social y la rentabilidad futura al ampliar la base instalada, pero advierte a la vez que un incremento puntual en el precio de un grupo puede desalentar la adopción colectiva y erosionar la demanda agregada; la tensión entre capturar renta inmediata y cultivar la red provoca un dilema estratégico que se resuelve mediante dispositivos que restringen el espacio de tarifas y ofrecen garantías verificables a los participantes, de modo que la señal de precio preserve su capacidad de coordinar decisiones aun cuando la discriminación continúe operando de manera diferenciada en segundo plano (Assad et al., 2024).

Diversas herramientas permiten materializar dicho compromiso sin renunciar a la flexibilidad operativa; los contratos internos que ponderan tanto la utilidad del consumidor como la ganancia contable inducen al gestor a seleccionar precios más bajos que los dictados por la maximización unilateral, con lo cual se reduce la incertidumbre sobre futuras subidas y se incentiva la adhesión temprana; de igual forma los programas de responsabilidad social que publicitan políticas de tarifa justa actúan como cláusulas de autorregulación al vincular la reputación

corporativa con la transparencia percibida, mientras que las estrategias de reputación dinámica, basadas en mantener un historial de ofertas moderadas, generan expectativas estables y disuaden episodios de explotación oportunista dado que cualquier desviación podría desencadenar una reacción adversa del colectivo.

Desde la óptica de la política económica, los hallazgos sobre reducción de confianza y percepción de opacidad indican que la transparencia algorítmica y la incorporación de salvaguardias regulatorias constituyen tareas prioritarias; señalando que los consumidores intensifican la búsqueda de información y retraen su disposición a comprar cuando detectan patrones de discriminación, fenómeno que puede erosionar la eficiencia del mercado y obliga a los reguladores a equilibrar la protección del consumidor, los incentivos a la innovación y la preservación de la competencia en el marco de normas como la Ley de Mercados Digitales de la Unión Europea y las recientes acciones antimonopolio en Estados Unidos (Vomberg et al., 2024).

Tabla 13. El impacto de los algoritmos de precios en el proceso de toma de decisiones del consumidor.

	Pre-Compra	**Compra**	**Post-Compra**
	Apreciación de las variaciones tarifarias, ritmo de los ajustes de precio, reputación de la marca o	Expectativas en torno al precio, uso de referencias previas para valorar la oferta, inferencias sobre la	Retención del valor pagado, valoración del nivel de precio percibido y

Percepciones y creencias	empresa, privacidad y posibles sesgos en la asignación de precios	calidad y ponderación del coste en la elección	comparación con otras experiencias
Conductas de búsqueda y decisión	Hábitos de búsqueda de información (frecuencia de consulta, uso de herramientas automatizadas, tácticas como navegación privada)	Elección de marca y producto, postergación de la decisión y momento de compra, uso de herramientas de recomendación de precios	Monitorización continua de precios, decisiones de recompra, fidelidad o abandono del proveedor, devoluciones y reclamaciones
Factores del entorno y perfil del consumidor	Características individuales (experiencia previa con precios dinámicos, membresías o programas de segmentación),	Rasgos del consumidor (tolerancia a la incertidumbre, necesidad de certeza cognitiva), nivel de competencia del mercado.	Base de conocimiento sobre precios, influencias externas que afectan la percepción del importe

Fuente: Elaboración propia en base a Vomberg et al. (2024).

En la etapa previa al intercambio el individuo despliega un proceso de interpretación en el que valora las variaciones tarifarias como señales de oferta y demanda; esta percepción anticipada de los ajustes recurrentes configura expectativas sobre la volatilidad del mercado y define la

estrategia de búsqueda de información; resulta habitual que el consumidor recurra a herramientas digitales para comparar alternativas y adopte tácticas de navegación reservada cuando sospecha discriminación algorítmica; simultáneamente cobra relevancia la experiencia previa con sistemas automáticos de precio, pues quienes han enfrentado cambios inesperados muestran mayor cautela y diversifican sus fuentes de datos; de este modo el pre-consumo se convierte en un espacio estratégico donde convergen creencias sobre equidad, criterios de confianza y evaluación de riesgos antes de cualquier decisión de compra.

Durante el acto de adquisición el consumidor integra referencias de precio históricas con señales del entorno para formar juicios sobre la calidad implícita en la tarifa; la ponderación del coste deja de ser un valor absoluto y se convierte en un indicador relativo en el que la comparación en tiempo real y la recomendación algorítmica coexisten para orientar la selección de producto; en este punto la tolerancia a la ambigüedad cobra protagonismo, pues el individuo decide si adelanta la compra ante señales de escasez o demora para optimizar su propia utilidad; asimismo el nivel de competencia en la plataforma moldea la presión sobre la tarifa final y condiciona la oportunidad temporal, de tal modo que el entorno digital impone un ritmo de decisión acelerado con impactos directos en la satisfacción y en la eficiencia de la transacción.

En el periodo posterior a la adquisición el consumidor revisita el precio pagado para confrontarlo con experiencias alternativas y con nuevas ofertas que surgen tras el cierre de la operación; esta reflexión posventa

influye en la lealtad y en la disposición a recomprar o recomendar, pues la percepción de haber obtenido un valor adecuado refuerza la confianza en el sistema automático; por el contrario, la detección de variaciones desfavorables activa comportamientos de queja y de retorno al canal de atención, lo que a su vez alimenta un ciclo de retroalimentación para refinar el algoritmo; además, el recuerdo de la magnitud del precio y la experiencia asociada generan un gradiente de satisfacción que impacta en indicadores de retención y en la imagen de la plataforma.

La automatización completa de la política de precios introduce a su vez riesgos de colusión tácita, puesto que los algoritmos pueden aprender a sostener niveles supra-competitivos sin coordinación humana explícita, esto lo hacen mediante entornos de aprendizaje por refuerzo, en los cuales los agentes convergen de manera persistente por encima del equilibrio de Bertrand y superan barreras regulatorias al reconocer su interdependencia mutua únicamente a través de señales de mercado, lo que refuerza la necesidad de integrar modelos de aprendizaje en juegos en el análisis antimonopolio contemporáneo (Bichler, 2025).

4.2.1 Plataformas como nuevos mercados: externalidades de red

Las plataformas digitales son consideradas arquitecturas de intermediación que generan nuevos espacios de transacción; su esencia se encuentra en reunir grupos de usuarios cuyas interacciones se potencian mutuamente mediante externalidades de red, de modo que cada incorporación adicional eleva el valor percibido por los demás y refuerza un círculo de retroalimentación que conduce a la expansión del

ecosistema; en ese entorno multifacético la política de precios, los incentivos de entrada y la dinámica competitiva quedan condicionados por la magnitud y el signo de dichas externalidades, lo que obliga a replantear los supuestos clásicos de demanda independiente y competencia basada solo en costes, pues la presencia de efectos de red introduce rendimientos crecientes en la adopción y propicia procesos de concentración apoyados en el atractivo de la masa crítica (Jullien et al., 2021).

Tabla 14. Externalidades de red y sus implicaciones estratégicas.

Concepto	Definición breve	Ejemplos digitales ilustrativos
Externalidad directa de red	El valor del producto/servicio crece a medida que aumenta el número de usuarios del mismo producto.	Facebook, WhatsApp, X (Twitter), juegos multijugador en línea.
Externalidad indirecta de red	El valor del producto/servicio crece a medida que aumenta la oferta de complementos o aplicaciones asociadas.	iOS/Android (apps), consolas de videojuegos (catálogo de juegos), dispositivos IoT con ecosistemas abiertos.
Costos de cambio (switching costs)	Barreras (pérdida de contactos, historial, aprendizaje, inversiones previas) que sufre el usuario al trasladarse a una plataforma competidora.	Cambiar de WhatsApp a Signal (pérdida de chats), mudarse de una consola a otra (progreso y logros), migrar a otro sistema operativo móvil.

Concepto	Definición breve	Ejemplos digitales ilustrativos
Punto de inflexión (tipping point)	Umbral de masa crítica a partir del cual la plataforma se vuelve dominante y la competencia se vuelve marginal.	Facebook con >2 000 millones de usuarios; WeChat en China; Airbnb en alojamientos P2P.

Fuente**: **Elaboración propia.

La presencia de externalidades de red directas e indirectas otorga a los intermediarios digitales una ventaja acumulativa que facilita la formación de oligopolios, ya que cada nuevo usuario incrementa el atractivo del servicio y profundiza los costos de cambio asociados a la migración hacia plataformas rivales; cuando la base instalada rebasa el punto de inflexión, la demanda se vuelve autocumplida y la competencia se desplaza hacia la periferia, porque la utilidad percibida por los participantes depende más del tamaño y la complementariedad del ecosistema que de la estructura clásica de precios o calidad; los modelos empíricos demuestran que, bajo estas condiciones, la elasticidad de la demanda se reduce y la probabilidad de entrada se sitúa por debajo del nivel eficiente, lo que crea terreno fértil para que unos pocos agentes concentren el mercado y definan las reglas de interacción.

Cuando los costes marginales se ubican próximos a cero y los efectos de red amplifican la utilidad colectiva, el resultado es un régimen de rendimientos crecientes donde la eficiencia técnica se combina con la acumulación de datos y aprendizaje, creando una espiral en la que cada nueva transacción reduce el coste medio y eleva el valor agregado de la

oferta, de acuerdo con la literatura que analiza la complementariedad y la supermodularidad de las funciones de producción en entornos digitales y los trabajos que vinculan la expansión de la red con incrementos en la productividad marginal de la plataforma (Amir, 2019).

La acumulación de datos derivados de cada interacción no solo potencia los algoritmos de recomendación sino que constituye un insumo estratégico que refuerza la dinámica de retroalimentación, puesto que la mejora de la predicción incrementa la calidad del servicio y, con ello, la propensión de nuevos usuarios a unirse, generando un círculo virtuoso de aprendizaje y expansión, esa concentración de información plantea riesgos de exclusión y opacidad que pueden traducirse en fallas de mercado cuando el operador central captura de manera desproporcionada el excedente adicional.

Según Meisner y Pillath (2025) afirman que que el diseño óptimo de mecanismos de pago incorpora aportaciones voluntarias, subsidios cruzados y esquemas de exclusividad que equilibran la provisión del bien con la necesidad de financiarlo, al tiempo que reconocen que los efectos de congestión pueden aparecer si la comunidad crece más allá de cierto umbral y desdibuja el valor de la interacción directa entre los participantes.

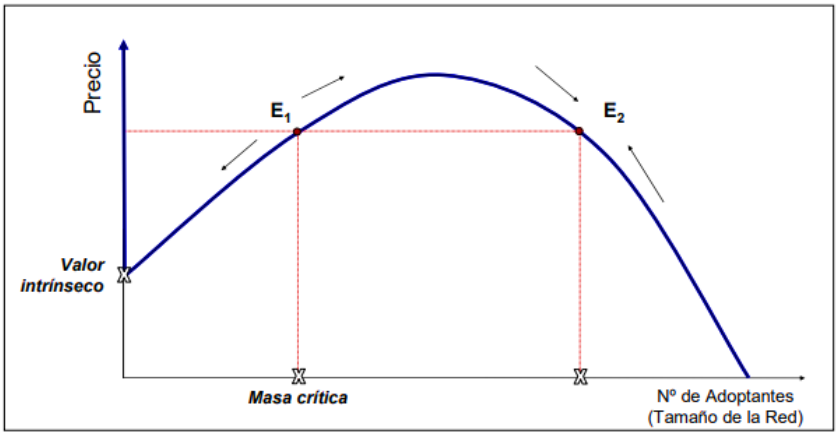


Figura 9. Curva de demanda de Economides y Himmelberg.

***Fuente**: Economides y Himmelberg, 1995.*

La forma de la curva de demanda asociada a estos efectos presenta un tramo inicial ascendente donde el atractivo de la red aumenta con el tamaño, seguido de una fase de aceleración sigmoidal y, finalmente, un punto de inflexión en el que la congestión o la saturación reducen la utilidad marginal; dentro de este esquema el gestor opta por políticas de precios y subsidios cruzados que incentivan la temprana adhesión de usuarios estratégicos y reducen los costes de cambio, ya que solo al superar el umbral inestable la plataforma accede a economías propias de un ecosistema consolidado y puede reestructurar su tarificación para capturar el excedente asociado a la mayor base instalada

En la teoría económica se define a la plataforma como un agente que coordina el encuentro entre lados heterogéneos y aplica reglas de acceso y tarificación que internalizan las interdependencias cruzadas; esta

perspectiva reconoce que el precio en un lado no busca cubrir exclusivamente el coste marginal sino equilibrar la elasticidad conjunta de ambos colectivos, de manera que la plataforma subsidia a la parte más sensible y captura valor en la parte con mayor disposición a pagar; tal configuración altera los criterios tradicionales de óptimo de bienestar, ya que la eficiencia exige considerar la participación simultánea de todas las partes y las externalidades que se generan a través de la interacción, lo que coloca al analista ante la tarea de modelar mercados donde el consumo de un agente modifica directamente la utilidad de otro aun sin intercambio físico de bienes (Haucap, 2019).

Los efectos directos e indirectos revelan dos mecanismos complementarios; en las redes directas el beneficio crece con la propia base de usuarios y conduce a situaciones de tipping cuando una alternativa supera cierto umbral de adopción; en los efectos indirectos, por su parte, el atractivo de un lado depende del tamaño alcanzado por el contrario, fenómeno visible en tarjetas de pago, sistemas operativos o mercados de contenidos, donde los aumentos de usuarios inducen la entrada de proveedores y viceversa; dicha doble vía genera barreras de entrada endógenas y configura un panorama en el que la intensidad competitiva no solo depende del número de rivalidades sino de la facilidad para desplazar a los consumidores a una nueva red, lo cual explica la relevancia de estrategias de construcción de usuarios tempranos y de retención mediante compatibilidad limitada (Liu et al., 2022).

La presencia de costes de cambio y la ausencia de interoperabilidad refuerzan el poder de mercado del incumbente, mientras que iniciativas que facilitan la compatibilidad entre plataformas tienden a disminuir precios y elevar excedente del consumidor; modelos que incorporan decisiones de capacidad y estructura de externalidades demuestran que la intensidad y la forma de la función de red determinan cómo se reparten los beneficios de la interoperabilidad y cuándo esta desencadena comportamientos predatorios o estrategias de acogida de varios lados simultáneos; los trabajos que analizan configuraciones de coaliciones, así como aquellos que introducen la posibilidad de entrada de un competidor con producto gratuito, ponen de manifiesto que el diseño institucional del enlace entre redes resulta tan decisivo como la propia calidad técnica para configurar la senda de competencia futura (He et al., 2022).

Frente a la tendencia a la concentración, la interoperabilidad se perfila como un instrumento regulatorio capaz de restaurar la contestabilidad al permitir que los beneficios de la red se compartan entre ecosistemas rivales; los análisis técnicos distinguen entre modalidades horizontales, que facilitan la interacción directa entre plataformas competidoras, y verticales, que abren las interfaces a proveedores complementarios, señalando que cada variante implica riesgos distintos en materia de privacidad, seguridad e innovación; las obligaciones de apertura resultan efectivas cuando se acompañan de estándares claros de acceso y de supervisión continua, puesto que solo así se evita que los incumbentes utilicen la complejidad técnica para demorar o encarecer la integración, mientras que una interoperabilidad mal diseñada puede debilitar los

incentivos a mejorar la calidad o dar pie a comportamientos oportunistas en el uso de datos compartidos, de modo que la elaboración de marcos flexibles, graduados y con mecanismos de compensación se convierte en una condición necesaria para que las externalidades de red generen valor social neto y no deriven en escenarios de bloqueo competitivo (Bourreau et al., 2022).

4.3 Oligopolios digitales y colusión automatizada

La estructura competitiva de los mercados digitales presenta una concentración pronunciada que obedece tanto a la economías de escala algorítmicas como a la presencia de fuertes efectos de red, de modo que un reducido grupo de firmas controla la mayor parte del tráfico y consolida un entorno que se asemeja a un oligopolio tradicional aunque con rasgos propios de la economía de la información; en este escenario la política de precios ya no depende de reglas estáticas sino de sistemas de aprendizaje automático que procesan datos en tiempo real, ajustan las tarifas de forma continua y reaccionan a la conducta rival con una velocidad que trasciende la capacidad humana, por lo que la interacción estratégica se traslada del plano directivo al plano computacional y abre la posibilidad de que los agentes digitales descubran pautas de coordinación que eleven los márgenes por encima del nivel competitivo sin necesidad de pactos explícitos ni intercambios de señales directas, fenómeno que la literatura reconoce como colusión automatizada o algorítmica (Bichler, 2025).

En los ecosistemas digitales dominados por plataformas de gran escala la acumulación masiva de datos se convierte en un insumo estratégico que refuerza la posición de las firmas que llegaron primero al mercado porque cada nueva interacción de los usuarios alimenta modelos de aprendizaje automático que mejoran la calidad de la oferta y elevan la precisión de las recomendaciones de modo que la plataforma satisface necesidades con menor error predictivo y, al mismo tiempo, aumenta la dependencia de la demanda pues cuanto mayor es el caudal de información sobre preferencias y patrones de uso más costoso resulta para los consumidores migrar hacia alternativas que todavía no han alcanzado semejante profundidad de conocimiento por ello la ventaja competitiva deja de residir únicamente en la capacidad de fijar precios o en el control de activos físicos y pasa a apoyarse en la propiedad exclusiva de conjuntos de datos que se retroalimentan en un ciclo continuo de captura análisis y personalización que desplaza a los rivales hacia los márgenes del mercado (Zheng y Zhou, 2025).

Partimos de los modelos clásicos de juego repetido en oligopolio, en los que la amenaza de castigo futuro genera incentivos para mantener precios elevados cuando la demanda es inelástica y la información es transparente; los algoritmos de aprendizaje por refuerzo replican esa lógica mediante ciclos de exploración y explotación en los que registran la reacción de sus competidores y actualizan la política de oferta para maximizar el beneficio acumulado, lo que equivale a internalizar un esquema de represalias sin la intervención de los programadores y sin violar formalmente las reglas antimonopolio, pues cada operador actúa de manera autónoma y utiliza únicamente la retroalimentación de

mercado para perfeccionar su estrategia; la literatura reciente demuestra que, aun en entornos de competencia bertrandiana con productos homogéneos, ciertos algoritmos convergen hacia resultados supra-competitivos al interpretar la estabilidad de precios altos como una señal de cooperación tácita y al castigar de inmediato cualquier desviación con descuentos agresivos que resultan temporalmente costosos para el infractor pero rentables en el largo plazo (Deng et al., 2024).

Los experimentos computacionales confirman que la propensión a la colusión depende del tipo de algoritmo utilizado y de las características del entorno, pues los métodos tabulares muestran una tendencia mayor a sostener acuerdos implícitos estables, mientras que los diseños basados en redes neuronales profundas presentan una heterogeneidad de comportamientos que oscila entre la coordinación parcial y el aprendizaje competitivo; además, variables como la frecuencia de actualización, la granularidad de la información disponible y la amplitud de la acción posible influyen de forma decisiva, ya que una mayor capacidad de observación permite detectar y sancionar desviaciones con prontitud, al tiempo que un espacio de precios muy fino facilita la adopción de estrategias de tit-for-tat que sostienen la disciplina colectiva; los estudios advierten que, si la demanda es suficiente para absorber picos tarifarios y la elasticidad es relativamente baja, el equilibrio resultante puede mantenerse durante largas ventanas de tiempo sin necesidad de comunicación directa entre rivales, con el consecuente perjuicio para el excedente del consumidor y la eficiencia al locativa del mercado (Paudel y Das, 2024).

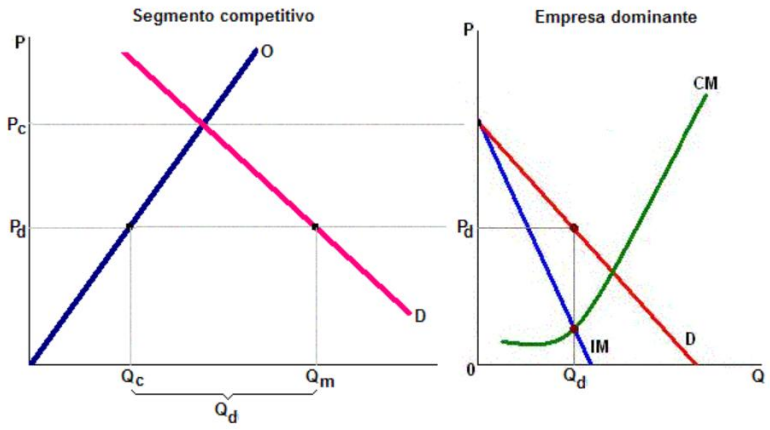


Figura 10. Liderazgo de la empresa dominante.

Fuente: (Bouzo, 2023).

En la primera sección gráfica se observa un mercado digital en el que una plataforma de gran escala utiliza un algoritmo de aprendizaje para fijar el precio *Pd*; la curva de demanda total se representa con trazo descendente y la oferta agregada de los pequeños operadores con trazo ascendente, de modo que al precio impuesto la franja competitiva tan solo consigue colocar la cantidad *Qc* mientras el mercado todavía exige el volumen *Qm*, diferencia que se denomina *Qd* y que revela la demanda residual que queda fuera del alcance de los rivales por carecer de la masa crítica y la eficiencia necesarias, con lo que la plataforma líder consolida su poder de mercado al aprovechar los efectos de red y la elevada elasticidad operativa de su infraestructura, en la medida en que los demás participantes, actuando como tomadores de precio, no pueden modificar la dinámica competitiva y se limitan a servir el segmento que su estructura de costes les permite.

La segunda sección gráfica se centra en la plataforma dominante y describe el proceso mediante el cual su algoritmo determina la producción óptima; la demanda residual identificada anteriormente se convierte en la nueva curva de referencia, de la que se deriva el ingreso marginal mostrado con trazo intermedio, y esa trayectoria se compara con un coste marginal creciente que refleja las limitaciones reales del sistema, por lo que el equilibrio surge en la intersección de ambas curvas, punto que define la cantidad *Qd* y confirma el precio *Pd*, con la particularidad de que cualquier intento de los pequeños competidores por rebajar sus tarifas sería replicado de forma instantánea por el algoritmo líder, lo que restablecería la disciplina del mercado y reproduciría un resultado similar al de una colusión sin necesidad de acuerdos explícitos, dado que la coordinación emerge de la propia mecánica de los sistemas de fijación dinámica y de la asimetría estructural originada por los efectos de red.

Junto a los factores algorítmicos emergen condiciones estructurales que potencian la colusión automatizada, entre ellas la elevada transparencia de precios en línea, la simetría de costes y la ausencia de nuevos entrantes capaces de romper la dinámica cooperativa; la capacidad de los sistemas para monitorear el panorama competitivo en milisegundos y ajustar las tarifas casi instantáneamente refuerza el mecanismo de disciplina, pues cualquier intento de reducción de precio es replicado de forma automática y anulado antes de que el desvío genere ganancias significativas, dando lugar a un equilibrio que se autosostiene y que, desde la óptica jurídica, resulta difícil de sancionar al carecer de evidencia de acuerdo expreso; la doctrina antitrust ha identificado cuatro

configuraciones básicas de colusión algorítmica “mensajero, centro y radios, agente predecible y ojo digita” cuya expresión varía según el grado de interacción humana y la complejidad del código, pero todas comparten la capacidad de elevar los precios medios y reducir la intensidad competitiva sin violar nominalmente la prohibición de pactos horizontales, lo que plantea desafíos inéditos a las autoridades de competencia y a los analistas económicos que deben evaluar el bienestar social (Mikroulea, 2025).

La acumulación de poder en un puñado de plataformas genera estructuras de mercado con rasgos oligopólicos que obstaculizan la competencia y distorsionan los precios dinámicos, por esa razón la Unión Europea introdujo el Reglamento de Servicios Digitales para obligar a los intermediarios a gestionar riesgos sistemáticos y a reforzar la transparencia en sus algoritmos, imponiendo obligaciones de notificación de prácticas ilícitas y de vigilancia proactiva de contenidos, con especial atención a las plataformas de gran tamaño que superan el umbral del 10 % de la población comunitaria, todo ello diseñado para proteger a los usuarios y equilibrar la relación entre empresas y clientes.

El Reglamento de Mercados Digitales aborda la posición de los “guardianes” al prohibirles el autopreferenciamiento de sus propios servicios y la explotación de datos de los usuarios sin consentimiento, al mismo tiempo que exige la interoperabilidad de interfaces y el acceso no discriminatorio a los datos generados en sus plataformas, previendo sanciones de en caso de incumplimiento, lo que persigue restablecer una contienda más equitativa en sectores como la publicidad en línea, las

tiendas de aplicaciones y los buscadores. Para complementar la regulación sobre el poder de las plataformas, la Ley de Gobernanza de Datos aporta un marco para intermediarios neutrales que faciliten el intercambio de datos públicos y privados bajo criterios de confianza y protección del interés general, de igual forma la Ley de Datos define los derechos de acceso y uso de la información generada por dispositivos conectados, corrige asimetrías contractuales y garantiza que los usuarios conserven el control de sus datos, sentando las bases para un mercado único de datos capaz de sostener la innovación y mejorar la eficiencia de los sistemas económicos (Rodriguez, 2024).

Detectar y probar estas conductas implica un reto metodológico, ya que las huellas de la colusión se manifiestan en patrones de precios y no en conversaciones o documentos; las propuestas emergentes incluyen auditorías estadísticas capaces de identificar correlaciones anómalas entre series tarifarias y pruebas de contrafactualidad que comparan la trayectoria observada con un escenario simulado de competencia plena, aunque su fiabilidad depende de ventanas de datos extensas y de supuestos sobre la estructura de mercado; se estudian algoritmos de exploración regulatoria que introducen perturbaciones mínimas en la demanda para comprobar la reacción de las plataformas y, de ese modo, inferir la elasticidad implícita y la cohesión del acuerdo virtual, mientras que la literatura jurídica sugiere catalogar ciertos rasgos técnicos como factores agravantes —como el uso conjunto de un proveedor de software o la retroalimentación sobre precios rivales en tiempo real— que permitan inferir la existencia de coordinación en ausencia de

comunicación directa, aun cuando la frontera entre paralelismo racional y colusión siga siendo difusa en muchos casos (Hartline et al., 2024).

Para fortalecer el análisis y evitar que el concepto de colusión algorítmica quede como una idea general, conviene organizarlo en una taxonomía operativa que distinga mecanismos y grados de intervención humana, porque no es lo mismo automatizar un acuerdo preexistente que observar coordinación emergente por aprendizaje, y cada caso implica estándares distintos de prueba y de política pública. Una clasificación ampliamente utilizada en debates de competencia identifica cuatro configuraciones: (i) "mensajero", (ii) "hub-and-spoke" (centro y radios), (iii) "agente predecible" y (iv) "aprendizaje autónomo (aprendizaje reforzado)", lo cual permite vincular el fenómeno con elementos observables del mercado y con responsabilidades institucionales diferenciadas (OECD, 2017; Autorité de la concurrence & Bundeskartellamt, 2019).

En el caso "mensajero", el algoritmo funciona como un ejecutor que reduce costos de monitoreo y hace creíble el castigo frente a desviaciones, aumentando la estabilidad de un resultado supra-competitivo que, en esencia, nace de coordinación humana previa. En términos microeconómicos, la innovación no está en la colusión en sí, sino en que el software abarata la disciplina y acelera la reacción, elevando la probabilidad de sostener precios altos cuando antes la fricción informacional lo impedía; por ello, este escenario encaja con mayor facilidad en el enforcement tradicional, porque la conducta

concertada no depende de “aprendizaje” sino de ejecución automatizada (OECD, 2017; Harrington, 2018).

En la configuración “hub-and-spoke”, la coordinación se canaliza a través de un intermediario (un proveedor de software de pricing, un sistema común de repricing o la propia plataforma) que centraliza reglas, señales o estándares y produce alineamientos conductuales entre agentes que formalmente “compiten”. Aquí el núcleo del riesgo está en la arquitectura informacional: si múltiples vendedores adoptan herramientas similares con reglas de ajuste comparables, se reduce la variabilidad competitiva y se facilita una convergencia de precios aun sin comunicación horizontal explícita, lo que vuelve esencial analizar el rol del “hub” en la estructura de mercado (Autorité de la concurrence & Bundeskartellamt, 2019; OECD, 2023).

El caso del “agente predecible” describe entornos donde los algoritmos siguen reglas simples y anticipables (por ejemplo, igualar al líder, subcotizar por un margen fijo o reaccionar mecánicamente a un indicador observable), de modo que el juego se vuelve más “legible” y la incertidumbre estratégica cae. Esa reducción de incertidumbre es microeconómicamente relevante: en juegos repetidos, cuando los rivales pueden predecir respuestas con alta precisión, se fortalecen equilibrios con disciplina de precios, porque el beneficio de desviarse se agota rápidamente ante la respuesta automática del resto (OECD, 2017; Autorité de la concurrence & Bundeskartellamt, 2019).

El escenario más complejo es el de aprendizaje autónomo, especialmente bajo aprendizaje por refuerzo, porque aquí los algoritmos pueden converger hacia políticas de precios supra-competitivas sin comunicación directa y sin que los programadores definan explícitamente una regla colusiva. La evidencia experimental en modelos estándar de competencia de precios repetida muestra que algoritmos tipo Q-learning pueden aprender a sostener precios altos y castigos ante desviaciones como resultado de maximización intertemporal del beneficio, lo cual tensiona la idea jurídica clásica de acuerdo, pero es coherente con la lógica económica de juegos repetidos (Calvano et al., 2020; Harrington, 2018).

Este punto se entiende mejor si se explicita el puente con el Bertrand repetido: en el marco clásico, la colusión tácita se sostiene cuando la amenaza de castigo futuro es creíble y cuando los jugadores detectan desviaciones con rapidez; con algoritmos, dos parámetros cambian estructuralmente: (i) la velocidad de observación y reacción y (ii) la posibilidad de optimización basada en datos granulares, lo que disminuye el retorno esperado de desviarse y hace más efectiva la disciplina. En otras palabras, cuando "aprenden" algoritmos, la coordinación puede emerger porque la política que maximiza beneficio acumulado termina internalizando la pérdida de guerras de precios recurrentes (Harrington, 2018; OECD, 2023).

Desde el punto de vista empírico, el desafío consiste en que la colusión algorítmica deja menos huellas documentales y se manifiesta como patrones en series de precios: alineamientos inusuales, baja dispersión

persistente, reversiones rápidas tras desviaciones y correlaciones anómalas en ventanas muy cortas. Por ello, los enfoques modernos combinan screening estadístico de series con análisis institucional del mercado (quién usa herramientas de repricing, qué señales observan, con qué frecuencia actualizan), porque muchas veces el mecanismo de coordinación se explica mejor por estructura informacional que por "intención" observable (OECD, 2017; OECD, 2023).

A lo anterior se añade la necesidad de contrafactualidad: comparar la trayectoria observada con una trayectoria plausible bajo competencia intensa, o simular escenarios alternativos para evaluar si el alineamiento de precios es compatible con shocks de demanda/costos o si sugiere disciplina estratégica. Aunque este enfoque requiere supuestos y ventanas de datos suficientemente largas, aporta una ventaja microeconómica clara: permite discutir si el patrón observado se desvía sistemáticamente de lo esperable bajo competencia, especialmente cuando la elasticidad es baja y la actualización de precios es alta (OECD, 2023; Deng & Hernández, 2022).

4.3.1 Caja aplicada (Marketplaces y Buy Box)

En plataformas de comercio electrónico, la competencia suele concentrarse en el mecanismo de asignación de visibilidad, como el Buy Box, lo que incentiva el uso de repricing automático para maximizar la probabilidad de ser seleccionado por el sistema. Estudios empíricos sobre Amazon Marketplace han mostrado la presencia y dinámica de estrategias algorítmicas de precios, evidenciando que los vendedores

ajustan precios con alta frecuencia y que estas reglas pueden intensificar reacciones automáticas y patrones de coordinación o de guerra de precios, según el diseño de incentivos del marketplace (Chen et al., 2016). Además, el propio enfoque regulatorio europeo ha considerado la relevancia de mecanismos como el Buy Box dentro de investigaciones sobre conducta y estructura de mercado, lo que confirma que estos espacios son "laboratorios naturales" para evaluar riesgos competitivos bajo fijación algorítmica (European Commission, 2022).

En términos de política pública, la respuesta más sólida no es "prohibir algoritmos", sino reducir el riesgo de coordinación preservando beneficios de eficiencia. Las propuestas discutidas incluyen: límites o "retardos" a la frecuencia de actualización en mercados sensibles, restricciones a señales excesivamente ricas sobre rivales, auditorías de diseño y registros trazables para inspección ex post cuando existan indicios, así como reglas de marketplace (por ejemplo, criterios de visibilidad) que desincentiven precios artificialmente alineados. El criterio económico central es reintroducir una fricción mínima que haga menos rentable la disciplina cooperativa automática sin bloquear la optimización legítima (OECD, 2017; Autorité de la concurrence & Bundeskartellamt, 2019).

Para que estas políticas no sean meramente declarativas, resulta útil cerrar con una distinción operativa: gobernanza del algoritmo (documentación, trazabilidad, pruebas y auditorías) versus diseño de mercado (reglas de visibilidad, mecanismos de ranking, parámetros que incentivan o desincentivan reacciones mecánicas). La primera fortalece

la rendición de cuentas; la segunda reduce la probabilidad de coordinación estable. En mercados digitales concentrados, este enfoque dual es más coherente con microeconomía aplicada: actúa sobre incentivos y restricciones del sistema, no solo sobre intenciones difíciles de probar (OECD, 2023; Deng & Hernández, 2022).

4.3.2 Diferenciación de productos digitales y economías de escala

La diferenciación en bienes y servicios digitales parte de la combinación entre costes fijos elevados y reproducción marginal cercana a cero, lo que permite fraccionar una misma solución en versiones escalonadas de calidad o funcionalidad, dirigidas a segmentos con disposiciones heterogéneas a pagar, de modo que la empresa extrae excedente mediante autoselección voluntaria y amplía la base de usuarios sin modificar su estructura operativa, pues cada nueva copia se distribuye con coste prácticamente nulo. Al margen de la escala vertical aparece la diferenciación horizontal, sustentada en atributos estéticos, compatibilidad con dispositivos o integración con complementos, estrategia que multiplica los puntos de contacto con preferencias diversas y mitiga la rivalidad directa porque cada variante ocupa un nicho perceptual distinto, aun cuando comparta el mismo código fuente o la misma arquitectura de datos, circunstancia que reduce la canibalización interna y fortalece la resiliencia competitiva, pues el consumidor encuentra en el catálogo del productor un abanico de alternativas próximas a su gusto sin necesidad de migrar a la competencia (Menell, 2019).

El valor añadido que emerge cuando la utilidad del usuario crece con cada incorporación ajena convierte al tamaño de la base instalada en un atributo diferenciador por derecho propio, ya que el consumidor no solo compara características intrínsecas sino también la densidad de la comunidad y el volumen de complementos disponibles, de modo que la red actúa como barrera de sustitución y confiere a la plataforma pionera una ventaja que se retroalimenta a través de la interacción social. La distinción entre externalidades directas, ligadas al número de abonados, e indirectas, ligadas a la variedad de productos complementarios, crea rutas alternativas de diferenciación, pues una firma puede optar por acelerar la adopción de usuarios estratégicos o, en su defecto, subsidiar el ingreso de desarrolladores externos que expandan el ecosistema, logrando así que la disponibilidad de aplicaciones, extensiones o contenidos se convierta en un rasgo diferenciador con vida propia que refuerza la fidelidad sin necesidad de modificar el núcleo funcional original (Zhang et al., 2023).

Cuando el bien digital se integra en un entorno de plataforma se potencian economías de alcance gracias a la naturaleza complementaria de los servicios asociados, pues la base tecnológica común permite añadir funcionalidades, contenido o extensiones con un coste marginal que continúa próximo a cero, mientras cada adición incrementa el valor de las anteriores y refuerza la adhesión del usuario, fenómeno que conduce a una expansión casi exponencial del efecto escala en la medida en que el núcleo de clientes amplía tanto la demanda directa como la indirecta mediante retroalimentaciones cruzadas entre módulos del ecosistema (Miller y Wang, 2024).

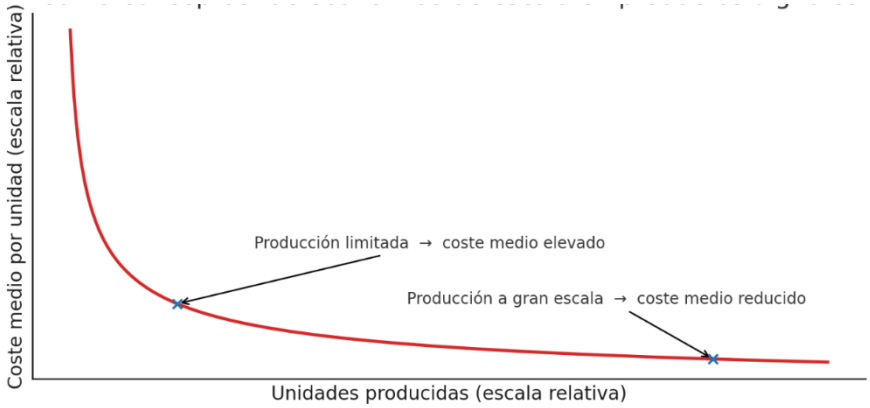


Figura 11. Curva de economía a escala en productos digitales.

Fuente: Elaboración propia.

La curva descendente que se muestra ilustra cómo el coste promedio por unidad disminuye de forma pronunciada cuando la producción se expande, fenómeno conocido como economía de escala que en bienes digitales resulta aún más marcado porque la inversión inicial se concentra en el desarrollo del código o la infraestructura mientras el coste marginal de reproducir una copia adicional tiende a ser prácticamente nulo, de modo que al pasar de cincuenta a doscientas unidades la carga fija se reparte entre un volumen mayor y el coste unitario se reduce, lo que permite a la plataforma ofrecer precios más bajos sin sacrificar margen y, al mismo tiempo, financiar versiones diferenciadas que segmentan la demanda según la disposición a pagar, estrategia que se complementa con algoritmos de precios dinámicos capaces de ajustar la tarifa en tiempo real aprovechando esta ventaja estructural y reforzando así la captura de valor en un mercado

caracterizado por fuertes efectos de red y una elevada elasticidad operativa.

Este comportamiento de costes explica por qué las firmas con mayor base de usuarios fortalecen su poder de mercado, ya que los menores gastos unitarios les otorgan libertad para desplegar políticas de penetración con modalidades gratuitas o descuentos temporales que atraen a nuevos participantes, amplifican el efecto de red y dificultan la entrada de competidores menos eficientes, al tiempo que la acumulación masiva de datos derivada de ese crecimiento retroalimenta la precisión de los algoritmos de tarificación y de personalización, consolidando un círculo virtuoso en el que la diferenciación de producto, la escala y el aprendizaje automático se combinan para sostener precios flexibles y márgenes crecientes, aspecto central en el análisis de estructuras digitales donde la dinámica competitiva se define más por la capacidad de aprovechar estas economías que por la posesión de activos físicos tradicionales.

La combinación de costes hundidos altos y reproducción marginal casi gratuita sitúa a la escala como determinante de la flexibilidad tarifaria, dado que cada punto porcentual de ocupación adicional diluye la inversión inicial y permite aplicar reducciones selectivas de precio sin comprometer la rentabilidad promedio, facilitando la implantación de algoritmos que ajustan valores en tiempo real y trasladan a la curva de demanda la ventaja acumulativa de producir para millones de usuarios simultáneos. En mercados donde la plataforma monopoliza la información sobre elasticidades y volúmenes, la escala habilita ciclos de

aprendizaje acelerado que optimizan la tarifa a partir de muestras masivas, de manera que la empresa líder puede identificar macrosegmentos en los que una variación mínima mejora el ingreso agregado, mientras los rivales, con bases menores, carecen del caudal estadístico para ejecutar ajustes equivalentes, lo que profundiza la brecha competitiva en cada iteración algorítmica (McMahon et al., 2021).

La coexistencia de versiones gratuitas, estándar y premium genera un escenario de autoselección donde el algoritmo debe decidir cuánto separa las tarifas para maximizar el valor del cliente de por vida sin desalentar el flujo de entrada, reto que se resuelve mediante modelos de aprendizaje que monitorizan tanto la propensión a la conversión como la sensibilidad al abandono, equilibrando la percepción de justicia con la captura de excedente en cada capa de calidad. Cuando la diferenciación se basa en atributos complementarios, el sistema de fijación dinámica incorpora la elasticidad cruzada entre módulos y ajusta los precios de los complementos de forma que el paquete completo mantenga una relación de valor superior a la suma de partes, estrategia que explota la integración técnica del ecosistema y desincentiva la compra parcial en proveedores externos al sincronizar descuentos sobre componentes clave solo mientras permanezcan dentro del dominio de la plataforma (Christen et al., 2022).

Cuando esas prácticas se combinan con mecanismos de discriminación algorítmica de precios el escenario competitivo se inclina aún más en favor del incumbente porque la empresa identifica grupos con

elasticidades distintas y ajusta los precios para extraer el excedente de cada usuario sin necesidad de recurrir a costosas campañas de marketing masivo y sin exponer al mercado una estructura tarifaria uniforme que pudiera desencadenar guerras de precios la plataforma ofrece incentivos selectivos en forma de descuentos personalizados cobros escalonados o paquetes dinámicos que cambian según la hora, el dispositivo o la trayectoria de navegación y esa flexibilidad tarifaria se vuelve posible gracias al caudal de datos disponibles que alimenta modelos predictivos de demanda permitiendo anticipar la reacción de cada segmento con una precisión que debilita la disciplina competitiva tradicional dado que los rivales carecen de información suficiente para contrarrestar esas ofertas el resultado es una captura de valor que supera ampliamente la lograda bajo esquemas de precios estáticos y genera rentas sostenidas derivadas de la información asimétrica (Zheng y Zhou, 2025).

Cada interacción registrada alimenta un bucle de información que refina la personalización de la oferta y, a la vez, eleva la barrera de entrada, pues los competidores sin historial equivalente necesitan invertir más en adquisición de usuarios para alcanzar niveles similares de precisión, circunstancia que convierte al conjunto de datos en un activo estratégico equiparable a capital físico en la era industrial.

La acumulación simultánea de escala, red y datos conduce a márgenes crecientes y a una estructura de mercado donde la empresa dominante internaliza la mayoría de las externalidades, fenómeno que eleva los mark-ups y reduce la tasa de entrada, generando inquietudes sobre pérdida de dinamismo y sobre la orientación de la innovación hacia

mejoras rentables para la incumbente pero no necesariamente para el bienestar social. La concentración derivada de estas ventajas abre además la puerta a prácticas excluyentes, como la degradación estratégica de la interoperabilidad o la imposición de cláusulas que penalizan la multihoming, tácticas que profundizan los costos de cambio y prolongan la vigencia del poder de mercado, motivo por el cual los reguladores se llegan a estudiar remedios que van desde la portabilidad obligatoria de datos hasta la imposición de algoritmos auditables, con el propósito de equilibrar la eficiencia generada por la escala con una competencia efectiva y sostenida (Bergemann y Bonatti, 2024).

Cuando interactúan simultáneamente entre economías de escala de datos, externalidades de red y discriminación de precios se crea un entramado que multiplica el poder de mercado más allá de lo que cada factor lograría de forma aislada ya que los volúmenes crecientes de información potencian los efectos de red al mejorar la experiencia del usuario y estos a su vez incrementan la escala de datos al atraer más actividad mientras la discriminación de precios extrae valor adicional y financia nuevas inversiones en capacidad analítica formando un círculo que ensancha brechas competitivas en cascada de tal manera la competitividad futura se redefine no sólo por la eficiencia operativa sino por la aptitud para gobernar este ciclo de datos plus red plus precios dinámicos donde el control del flujo informativo y la destreza para traducirlo en intervenciones comerciales oportunas determinan quién lidera quién sobrevive y quién queda relegado en los mercados digitales contemporáneos.

4.4 Clasificación y cuantificación de los costos de salida

En los mercados digitales gobernados por algoritmos la decisión de abandonar una plataforma rara vez depende de un solo factor sino de la interacción entre varias formas de fricción que la terminación relacional identifica como pérdidas de tiempo, de beneficios y personales más una serie de tareas de mantenimiento conocidas como upkeep, categorías que permiten construir una taxonomía práctica de los costos de salida y que, al asociarse respectivamente con barreras técnicas, económicas y socio-psicológicas, facilitan una medición coherente del esfuerzo que un usuario percibe cuando evalúa la posibilidad de irse de un entorno en línea.

Desde la óptica técnica la fricción más visible surge cuando los procesos de migración de datos exigen operaciones adicionales, actualizaciones forzosas o verificaciones de compatibilidad que extienden el tiempo necesario para cerrar la cuenta y configurar un nuevo servicio, de modo que la variable tiempo “reconocida como el predictor más consistente de la intención de salida en estudios empíricos recientes” funciona como indicador cuantificable: bastaría con registrar la duración promedio de la exportación de contenido y el número de pasos obligatorios en el flujo de baja, a lo que se añade la carga cognitiva de las “tareas molestas” descritas por la dimensión upkeep; al ponderar esos minutos y pasos mediante escalas tipo Likert, tal como se hace para medir las sub-dimensiones de cansancio de inicio y discordancia de búsqueda de información, se genera un puntaje técnico que expresa el costo temporal y procedimental que la plataforma impone al usuario.

En el plano económico, se equipara la pérdida de beneficios con la renuncia a suscripciones prepagas, cupones o inversiones en complementos, manifestaciones que se alinean con la categoría benefit loss y que incrementan la probabilidad de abandonar la relación cuando la percepción de valor neto se desploma; esa fricción monetaria puede traducirse en un monto residual que el usuario sacrifica al salir, por ejemplo, los meses pagados por adelantado, y en un valor de reposición de los complementos ya adquiridos, variables que se normalizan dividiendo su suma por el gasto medio mensual para obtener un índice porcentual de hundimiento, índice que además se ve moderado por el nivel de switching cost, pues cuando dicho costo se percibe bajo la elasticidad de la salida aumenta y las pérdidas económicas pesan más en la decisión final.

En el ámbito social y psicológico la categoría personal loss captura la exposición de datos personales, la disolución del capital relacional y el posible deterioro de la reputación digital, elementos que explican por qué, bajo motivaciones utilitarias, este tipo de pérdida se convierte en motor clave de la desvinculación, sobre todo cuando la plataforma exige revelar información delicada o no ofrece garantías de portabilidad de contactos; para cuantificarla podría usarse un indicador compuesto que sume, por un lado, la cantidad de conexiones únicas que el usuario dejaría atrás “ajustada por la frecuencia de interacción” y, por otro, una escala estandarizada de ansiedad técnica o temor reputacional, creando así un valor que represente la magnitud de la pérdida de capital social ponderado por la sensibilidad individual a la privacidad.

Integrar las tres familias de fricción en un sistema de puntuación global resulta esencial para estimar de manera holística el costo de salida y anticipar estrategias de precios dinámicos, pues los hallazgos muestran que ni los programas de lealtad ni los altos switching costs garantizan retención sí coinciden incrementos significativos en tiempo y pérdida personal; la recomendación metodológica consiste en normalizar cada sub-índice (técnico, económico y socio-psicológico) sobre una escala común de cien puntos y asignar ponderaciones derivadas de análisis factoriales, produciendo un indicador sintético que, además de guiar la fijación de precios de retención, permite a las empresas detectar oportunamente los umbrales críticos en los que la fricción acumulada supera la utilidad percibida y activa la decisión de abandono.

BIBLIOGRAFÍAS

Abad, K. C., & Bonini, T. (2019). Automatización inteligente en la gestión de la comunicación. Doxa Comunicación. Revista Interdisciplinar De Estudios De Comunicación Y Ciencias Sociales, 29. https://doi.org/10.31921/doxacom.n29a9

Acquisti, A., Taylor, C., & Wagman, L. (2016). The economics of privacy. Journal of Economic Literature, 54(2), 442–492. doi:10.1257/jel.54.2.442

Adadi, A. (2021). A survey on data-efficient algorithms in big data era. Springer Nature, 8(24). https://doi.org/10.1186/s40537-021-00419-9

Akerlof, G. A. (1970). El mercado de los "limones": la incertidumbre de la calidad y el mecanismo del mercado. The Quarterly Journal of Economics, 84(3). https://doi.org/10.2307/1879431

Amir, R. (2019). Supermodularity and Complementarity in Economic Theory. Econ Theory, 67, 487-496. https://doi.org/https://doi.org/10.1007/s00199-019-01196-6

Aparicio, D., Metzman, Z., & Rigobon, R. (2024). The pricing strategies of online grocery retailers. Quantitative Marketing and Economics (22), 1-21. https://doi.org/https://doi.org/10.1007/s11129-023-09273-w

Ariely, D. (2008). Predictably Irrational: The Hidden Forces That Shape Our Decisions. HarperCollins.

Armstrong, M. (2006). Competition in two-sided markets. RAND Journal of Economics, 37(3), 668–691. doi:10.1111/j.1756-2171.2006.tb00037.x

Arnold, M., Goldschmitt, M., & Rigotti, T. (2023). Dealing with information overload: a comprehensive review. https://doi.org/10.3389/fpsyg.2023.1122200

Arrow, K. J., & Debreu, G. (1954). Existencia de un equilibrio para una economía competitiva. 22(3). https://doi.org/10.2307/1907353

Assad, S., Clark, R., & Ershov, D. (2024). Algorithmic Pricing and Competition: Empirical Evidence from the German Retail Gasoline Market. The University of Chicago Press Journals, 132(3). https://doi.org/https://doi.org/10.1086/726906

Autorité de la concurrence, & Bundeskartellamt. (2019). Algorithms and competition. Joint study.

Bakos, J. Y. (1997). Reducing buyer search costs: Implications for electronic marketplaces. Management Science, 43(12), 1676–1692. doi:10.1287/mnsc.43.12.1676

Baque, W. A., & Palacios, I. A. (2025). Evolución de los modelos de negocio en el contexto del emprendimiento digital y la

transformación empresarial. Revista Social Fronteriza, 5(2), 698. https://doi.org/10.59814/resofro.2025.5(2)698

Barocas, S., & Selbst, A. D. (2016). Big data's disparate impact. California Law Review, 104(3), 671–732. https://www.cs.yale.edu/homes/jf/BarocasSelbst.pdf

Bautista, O. V. (2023). Chatbots: la evolución de la atención al cliente en la era digital. Con-Ciencia Boletín Científico De La Escuela Preparatoria, 10(3). https://doi.org/10.29057/prepa3.v10i20.10690

Becker, G. S. (1976). The economic approach to human behavior. University of Chicago Press.

Belleflamme, P., & Peitz, M. (2021). The economics of platforms: Concepts and strategy. Cambridge University Press.

Bergemann, & Bonatti, A. (2024). Data, Competition, and Digital Platforms. American Economic Review, 114(8). https://doi.org/https://doi.org/10.1257/aer.20230478

Bichler, M. (2025). Algorithmic Pricing and Algorithmic Collusion. Business & Information Systems Engineering. https://doi.org/10.48550/arXiv.2504.16592

Bitzenis, A., Koutsoupias, N., & Nosios, M. (2025). Artificial intelligence and machine learning in production efficiency enhancement and sustainable development: a comprehensive

bibliometric review. Frontiers in Sustainability. https://doi.org/https://doi.org/10.3389/frsus.2024.1508647

Blaug, M. (1997). Economic theory in retrospect (5th ed.). Cambridge University Press. https://doi.org/10.1017/CBO9780511805639

Bourreau, M., Krämer, J., & Buiten, M. (2022). INTEROPERABILITY IN DIGITAL MARKETS. CERRE.

Bouzo, P. S. (2023). Empresa dominante: estudio y análisis de mercados tecnológicos. Universidad de Barcelona.

Brynjolfsson, E., & McAfee, A. (2014). The Second Machine Age: Work, Progress, and Prosperity in a Time of Brilliant Technologies. W.W. Norton.

Cabral, L. M. B. (2016). Dynamic pricing in customer markets with switching costs. Review of Economic Dynamics, 20, 43–62. https://doi.org/10.1016/j.red.2015.09.002

Calo, R. (2014). Digital market manipulation. George Washington Law Review, 82(4), 995-1051.

Calvano, E., Calzolari, G., Denicolò, V., & Pastorello, S. (2020). Artificial intelligence, algorithmic pricing, and collusion. American Economic Review, 110(10), 3267–3297. https://doi.org/10.1257/aer.20190623

Carrasco, L. B. (2022). La economía digital: cambios en la producción, la distribución y el consumo y retos para la legislación. Plataformas digitales: regulación y competencia(925). https://doi.org/10.32796/ice.2022.925.7376

Carreno, A. M. (2024). The Evolution from Project-Based to Continuous Digital Transformation: A Strategic Approach to Sustainable Growth. Institute for Change Leadership and Business Transformation. https://zenodo.org/records/13952221

Carrera, F. M., Zambrano, H. Y., & Rade, L. Y. (2022). Reemplazo de personal humano por inteligencia artificial: ventajas y desventajas. Investigación y Negocios, 15(25).

Chen, L., Mislove, A., & Wilson, C. (2016). An empirical analysis of algorithmic pricing on Amazon Marketplace. In Proceedings of the 25th International World Wide Web Conference (WWW '16). ACM. doi:10.1145/2872427.2883089

Chen, Y., & Zhang, Z. J. (2009). Dynamic targeted pricing with strategic consumers. International Journal of Industrial Organization, 27(1), 43–50. https://doi.org/10.1016/j.ijindorg.2008.03.002

Chouldechova, A. (2017). Fair prediction with disparate impact: A study of bias in recidivism prediction instruments. Big Data, 5(2), 153–163. https://doi.org/10.1089/big.2016.0047

Christen, T., Hess, M., Grichnik, D., & Wincent, J. (2022). Value-based pricing in digital platforms: A machine learning approach to signaling beyond core product attributes in cross-platform settings. Journal of Business Research, 152, 82-92. https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2022.07.042

Coaquira Flores, Á. (2024). Los sesgos algorítmicos en la toma de decisiones automatizadas. Universidad La Salle, 15(2). https://doi.org/https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=9887893

Comisión Europea. (2023). Energy Efficiency Directive. European Commission.

Comisión Europea. (2024). Commission Delegated Regulation (EU) 2024/1364 of 14 March 2024 on the first phase of the establishment of a common Union rating scheme for data centres. EUR-Lex.

Comisión Europea. (2024, agosto 1). AI Act enters into force. European Commission.

Corvalán, J. G. (2018). Inteligencia artificial: retos, desafíos y oportunidades - Prometea: la primera inteligencia artificial de Latinoamérica al servicio de la Justicia. Revista de Investigações Constitucionais, 5(1). https://doi.org/10.5380/rinc.v5i1.55334

Cusumano, M. A., Gawer, A., & Yoffie, D. B. (2019). The business of platforms: Strategy in the age of digital competition, innovation, and power. Harper Business.

Davenport, T. H., & Beck, J. C. (2001). The attention economy: Understanding the new currency of business. Harvard Business School Press.

Deng, A., & Hernández, C. (2022). Algorithmic pricing in horizontal merger review: An initial assessment. Antitrust, 36(2).

Deng, S., Schiffer, M., & Bichler, M. (2024). Algorithmic Collusion in Dynamic Pricing with Deep Reinforcement Learning.

Donayre, E. M., Guevara, M. L., Flores, R. H., Moscoso, D. J., Macalupu, A. A., & Flores, M. E. (2023). Machine Learning en la Industria 4.0: Análisis de su relevancia y aplicaciones. ÑAWPARISUN –Revista de Investigación Científicade Ingenierías, 4(3). https://doi.org/10.47190/nric.v4i3.272

Erbrich, C., & Arendt, A. K. (2024). Digital news bundles: A business strategy analysis. Journalism and Media, 5(4), 741–756. https://doi.org/10.3390/journalmedia5040049

Espinoza, J. R., Chinga, R. J., & Ijiri, G. C. (2023). Competitividad empresarial de las pequeñas empresas en los años 2020 - 2022: una revisión sistemática. Avances, 25(2).

Espín, J. P., & Godoy, C. Q. (2020). Los desafíos de la gestion por procesos en la era digital. Estudios de la Gestión: revista internacional de administración. https://doi.org/ 10.32719/255066412020.8.1

European Commission. (2022). Case AT.40703 Amazon – Buy Box (Case documents / proceedings references).

Evans, D. S., & Schmalensee, R. (2016). Matchmakers: The New Economics of Multisided Platforms. Harvard Business Review Press.

Ezrachi, A., & Stucke, M. E. (2017). Algorithmic collusion: Problems and counter-measures (OECD Roundtable on Algorithms and Collusion). OECD. https://one.oecd.org/document/DAF/COMP/WD(201725/en/pdf)

Farrell, J., & Klemperer, P. (2007). Coordination and lock-in: Competition with switching costs and network effects. En M. Armstrong & R. Porter (Eds.), Handbook of Industrial Organization (Vol. 3, pp. 1967–2072). Elsevier. doi:10.1016/S1573-448X(06)03031-7

Felgueras, C. E. (2019). Desarrollo de un modelo predictivo para la estimación de costos (CAPEX) en proyectos de la Gerencia de Proyectos en División Andina, CODELCO. Universidad de Valparaíso. https://repositoriobibliotecas.uv.cl/handle/uvscl/14196

Fernández, G. M., Cepeda, O. E., Orellana, L. S., & Daza, G. S. (2024). LOS COSTOS DE OPORTUNIDAD PARA EMPRENDEDORES EN LA CIUDAD DE RIOBAMBA. KAIRÓS, Revista De Ciencias económicas, jurídicas Y Administrativas, 7(12). https://doi.org/10.37135/kai.03.12.03

Fernández, M. E. (2024). Efeitos da seleção algorítmica no gosto musical dos usuários do Spotify. [RMd] RevistaMultidisciplinar, 6(4). https://doi.org/10.23882/rmd.24258

Franco, R. (1974). Sobre los supuestos económicos y sociales de la marginalidad y de la acción política de los grupos marginales en América Latina. 14(55). https://doi.org/10.2307/3466158

Furman, J., Coyle, D., Fletcher, A., McAuley, D., & Marsden, P. (2019). Unlocking digital competition: Report of the Digital Competition Expert Panel. UK Government.

Gallo, M. D., Mazzuto, G., & Ciarapica, F. E. (2023). Artificial Intelligence to Solve Production Scheduling Problems in Real Industrial Settings: Systematic Literature Review. MDPI, 10. https://doi.org/10.3390/electronics12234732

García, M. P. (2019). Impacto de las tecnologías digitales en la transformación del comercio internacional. Cuadernos de Información económica, 268. https://www.iberglobal.com/files/2019-1/tecnologias_digitales_comercio_poncela.pdf

Girón, J. d., Hernández, M. L., & Castillo, D. d. (2008). Ventaja competitiva sostenible en pequeñas y medianas empresas hoteleras del sur de México. Pensamiento & Gestión(25).

Goldfarb, A., & Tucker, C. (2011). Online Display Advertising: Targeting and Obtrusiveness. Marketing Science, 30(3), 389-404.

Goldfarb, A., & Tucker, C. E. (2011). Privacy regulation and online advertising. Management Science, 57(1), 57–71. doi:10.1287/mnsc.1100.1246

González de Pablos, E. (2023). Redes neuronales aplicadas a teoría de juegos. Universidad de Valladolid. https://uvadoc.uva.es/handle/10324/63253

González, J. L., Rodríguez, S. C., & Azcona, J. M. (2024). Introducción a la microeconomía para Administración y Dirección de Empresas. Sanz y Torres. https://portalcientifico.uned.es/documentos/6797e1745e3c5536ee70966b

Guerrero, C. E., & Zegarra, H. K. (2023). Evolución del uso del Machine Learning en los negocios. Universidad Peruana de Ciencias Aplicadas. http://hdl.handle.net/10757/673305

Gutiérrez, Á. V., Morales, A. M., & Herrera, M. M. (2023). Barreras a la innovación: una revisión sistemática de la literatura. Trilogía

Ciencia Tecnología Sociedad, 15(29). https://doi.org/10.22430/21457778.2614

Guzmán, D. C., & López, G. R. (2017). La inteligencia de negocios: una estrategia para la gestión de las empresas productivas. Revista Ciencia Unemi, 10(23), 40-48.

Hagiu, A., & Wright, J. (2015). Multi-sided platforms. International Journal of Industrial Organization, 43, 162-174.

Hagiu, A., & Wright, J. (2023). Data-enabled learning, network effects, and competitive advantage. RAND Journal of Economics, 54(4), 638–667. https://doi.org/10.1111/1756-2171.12453

Hardt, M., Price, E., & Srebro, N. (2016). Equality of opportunity in supervised learning. En D. D. Lee, M. Sugiyama, U. von Luxburg, I. Guyon, & R. Garnett (Eds.), Advances in Neural Information Processing Systems 29 (pp. 3323–3331). Curran Associates, Inc. https://papers.neurips.cc/paper/6374-equality-of-opportunity-in-supervised-learning.pdf

Harrington, J. E., Jr. (2018). Developing competition law for collusion by autonomous price-setting agents. Journal of Competition Law & Economics, 14(3), 331–363. doi:10.1093/joclec/nhy016

Hartline, J., Long, S., & Zhang, C. (2024). Regulation of Algorithmic Collusion. Association for Computing Machinery. https://doi.org/https://doi.org/10.1145/3614407.3643706

Haucap, J. (2019). Competition and Competition Policy in a Data-Driven Economy. Intereconomics, 54(4), 201-208. https://doi.org/10.1007/s10272-019-0825-0

He, W., Li, M., & Zheng, J. (2022). Switching cost, network externality and platform competition. International Review of Economics & Finance 8, 84(3). https://doi.org/http://dx.doi.org/10.1016/j.iref.2022.11.037

Hernando, J. A., Pérez, F., Oria, J. M., & Sarabia, E. G. (2000). Aplicación de Inteligencia Artificial en Sistemas Automatizados de Producción. Revista Iberoamericana de Inteligencia Artificial, 4(10).

International Energy Agency. (2025). Energy and AI. IEA.

ISO. (2022). ISO/IEC 27001:2022 Information security management systems — Requirements. International Organization for Standardization.

ISO. (2023a). ISO/IEC 23894:2023 Information technology — Artificial intelligence — Guidance on risk management. International Organization for Standardization.

ISO. (2023b). ISO/IEC 42001:2023 AI management systems — Requirements. International Organization for Standardization.

ITU & UNITAR. (2024). The Global E-waste Monitor 2024. International Telecommunication Union & United Nations Institute for Training and Research.

Janeková, J., Fabianová, J., & Kádárová, J. (2023). Optimization of the Automated Production Process Using Software Simulation Tools. processes, 11(509). https://doi.org/10.3390/pr11020509

Jin, J. (2025). Enhancing Manufacturing Performance with AI and Machine Learning: Applications in Predictive Maintenance and Production Optimization. 1University of South Florida. https://doi.org/10.54254/2755-2721/2025.21393

Johnson, E. J., Shu, S. B., Dellaert, B. G. C., Fox, C., Goldstein, D. G., Häubl, G., Larrick, R. P., Payne, J. W., Peters, E., Schkade, D., Wansink, B., & Weber, E. U. (2012). Beyond nudges: Tools of a choice architecture. Marketing Letters, 23(2), 487–504. doi:10.1007/s11002-012-9186-1

Jullien, B., Pavan, A., & Rysman, M. (2021). Two-sided Markets, Pricing, and Network Effects. Toulouse School of Economics.

Kahneman, D. (2011). Thinking, Fast and Slow. Farrar, Straus and Giroux.

Kleinberg, J., Mullainathan, S., & Raghavan, M. (2016). Inherent trade-offs in the fair determination of risk scores (arXiv:1609.05807). arXiv. https://doi.org/10.48550/arXiv.1609.05807

Klemperer, P. (1995). Competition when consumers have switching costs: An overview with applications to industrial organization, macroeconomics, and international trade. Review of Economic Studies, 62(4), 515–539.

Knack, F. D. (2024). ¿Cuál es el futuro del dinero digital?: Implicancias de las CBDCs en los costos de transacción y eficiencia. Universidad de San Andrés, Buenos Aires. https://dspaceapi.live.udesa.edu.ar/server/api/core/bitstreams/136a37f4-cf2d-45df-8b81-47e61f68eab7/content

Lagos, D. B., Arata, C. P., & Venegas, S. R. (2024). Valor de la información de deuda en el mercado de créditos. CMFCHILE. https://cmfchile.cl/portal/estadisticas/617/articles-80938_doc_pdf.pdf

Lefranc, G., Cabrera, M. P., & Comparan, R. O. (2023). Decision Making in Flexible Manufacturing Systems Using Machine Learning Algorithm: A Review. IEEE. https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/10418694/authors#authors

Li, X., Tang, H., & Chen, Z. (2025). Artificial Intelligence and the New Quality Productive Forces of Enterprises: Digital Intelligence Empowerment Paths and Spatial Spillover Effects. MDPI, 13(105).

Liu, Y., Wu, A., & Di Song. (2022). Exploring the Impact of Cross-side Network Interaction on Digital Platforms on Internationalization of Manufacturing Firms. Journal of International Management, 28(4). https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.intman.2022.100954

Llerena, W. F., & Aimara, T. d. (2024). Sostenibilidad y sustentabilidad de las cadenas productivas. Revista Multidisciplinaria Investigación Contemporánea. https://doi.org/10.61236/dateh.v6i2.961

Lopez, C., & Kim, H. (2019). User experience in the era of big data: Toward a new microeconomic perspective. Journal of Business Research, 98, 365-378.

Lu, Y., Phillips, G. M., & Yang, J. (2024). The impact of cloud computing and AI on industry dynamics and concentration (NBER Working Paper No. 32811). National Bureau of Economic Research. https://doi.org/10.3386/w32811

López, L. H. (2022). La microeconomía a través del comportamiento del consumidor. Revista E-IDEA, 4(10). https://doi.org/10.53734/mj.vol4.id193

Maisueche, C. A. (2019). Utilización del Machine Learning en la industria 4.0. Universidad de Valladolid. https://uvadoc.uva.es/handle/10324/37908

Marshall, A. (1890). Principles of Economics. Macmillan and Co.

Martin, K. (2015). Ethical issues in the big data industry. MIS Quarterly Executive, 14(2), 67-85.

Marzall, L. F., Kaczam, F., Costa, V. M., & Veiga, C. P. (2021). Establishing a typology for productive intelligence: a systematic literature mapping. Management Review Quarterly , 72(3). https://doi.org/10.1007/s11301-021-00214-z

Mas-Colell, A., Whinston, M. D., & Green, J. R. (1995). Microeconomic theory. Oxford University Press.

Mathur, A., Acar, G., Friedman, M. J., Lucherini, E., Mayer, J., Chetty, M., & Narayanan, A. (2019). Dark patterns at scale: Findings from a crawl of 11K shopping websites. Proceedings of the ACM on Human-Computer Interaction, 3(CSCW), Article 81. doi:10.1145/3359183

Matute, S. R., LUZURIAGA, L. G., & ORDÓÑEZ, L. B. (2023). Función de Producción Cobb-Douglas. Una Revisión Bibliográfica. Economía y Negocios. https://doi.org/10.29019/eyn.v14i2.1124

McKinsey & Company. (2018). The personalization imperative. Retrieved from https://www.mckinsey.com/

McMahon, M., Calligaris, S., Doyle, E., & Kinsella, S. (2021). Scale, market power and competition in a digital world: Is bigger better? OECD Science, Technology and Industry Working Papers.

Mehrabi, N., Morstatter, F., Saxena, N., Lerman, K., & Galstyan, A. (2021). A survey on bias and fairness in machine learning. ACM Computing Surveys, 54(6), Article 115, 1–35. https://doi.org/10.1145/3457607

Meisner, V., & Pillath, P. (2025). Monetizing digital content with network effects: A mechanism-design approach. Beiträge zur Jahrestagung des Vereins für Socialpolitik. https://doi.org/https://hdl.handle.net/10419/302417

Menell, P. (2019). ECONOMIC ANALYSIS OF NETWORK EFFECTS AND. BERKELEY TECHNOLOGY LAW JOURNAL . https://doi.org/https://doi.org/10.15779/Z381V5BD7T

Mikroulea, A. (2025). Algorithms and Collusion: Bridging the Gap with Alternative Tools. IIC, 56, 463–469. https://doi.org/https://doi.org/10.1007/s40319-025-01578-5

Miller, C., & Wang, R. (2024). Product digitization and differentiation strategy change: Evidence from the book publishing industry. Strategic Management Journal, 45(7). https://doi.org/https://doi.org/10.1002/smj.3586

Mingge, C. (2023). El impacto de la recomendación algorítmica de productos en la intención de compra impulsiva de los consumidores. Frontiers in Business, Economics and Management, 11(3). https://doi.org/10.54097/fbem.v11i3.13197

Mitchell, M., Wu, S., Zaldivar, A., Barnes, P., Vasserman, L., Hutchinson, B., Spitzer, E., Raji, I. D., & Gebru, T. (2019). Model cards for model reporting. In Proceedings of the Conference on Fairness, Accountability, and Transparency (FAT '19)\ (pp. 220–229). ACM. https://doi.org/10.1145/3287560.3287596

Montecinos, M. A. (2024). Algoritmos Evolutivos en la Economía y las Finanzas. Vitalia, 5(3). https://doi.org/10.61368/r.s.d.h.v5i3.289

Muñoz, P. J. (2019). Economía colaborativa y plataformas digitales. Editorial Reus. https://www.editorialreus.es/libros/economia-colaborativa-y-plataformas-digitales/9788429021370/

Nagle, F., Seamans, R., & Tadelis, S. (2025). Transaction cost economics in the digital economy: A research agenda. Strategic Organization, 23(2), 351–365. https://doi.org/10.1177/14761270241228674

National Institute of Standards and Technology. (2023). Artificial Intelligence Risk Management Framework (AI RMF 1.0) (NIST AI 100-1). NIST.

National Institute of Standards and Technology. (2024). The NIST Cybersecurity Framework (CSF) 2.0 (NIST CSWP 29). NIST. https://doi.org/10.6028/NIST.CSWP.29

OECD. (2017). Algorithms and collusion: Background note by the Secretariat (DAF/COMP(2017)4). Organisation for Economic Co-operation and Development.

OECD. (2018). Personalised pricing in the digital era (DAF/COMP(2018)13). OECD.

OECD. (2019). An introduction to online platforms and their role in the digital transformation. OECD Publishing. https://doi.org/10.1787/53e5f593-en

OECD. (2019). Recommendation of the Council on Artificial Intelligence (OECD/LEGAL/0449). OECD.

Pascualli, R., & Alberto, C. (2006). Racionalidad acotada en economía, un enfoque hacia el consumo. Centro de Estudios Económicos. https://hdl.handle.net/20.500.11986/COLMEX/10001576

Paudel, D., & Das, T. (2024). Tacit algorithmic collusion in deep reinforcement learning guided price competition: A study using EV charge pricing game. University of South Florida.

Pavón, V. I., Gavilanes, J. E., & Costales, J. A. (2025). La evolución del comportamiento del consumidor en la era de la digitalización.

Universidad Y Sociedad, 17(2). https://rus.ucf.edu.cu/index.php/rus/article/view/5043

Penalba, V. (2024). El impacto de la digitalización en el marketing y como afecta el comportamiento del Consumidor. Prisma Tecnologico, 1, 15. https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=9396108

Perossa, M. L., & Waldman, P. (2014). EL IMPACTO DE LA ASIMETRÍA DE LA INFORMACIÓN EN LOS PRECIOS DE MERCADO COMO CONSECUENCIA DEL USO INDEBIDO DE INFORMACIÓN PRIVILEGIADA. Contribuciones a la Economía. https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=9164514

Pindyck, R., & Rubinfeld, D. (2008). Microeconomics. Hardcover.

Pino, E. O. (2025). Desarrollo de un sistema de proyección de costos y costeo unitario de importaciones con métodos predictivos basados en machine learning. Universidad Peruana de Ciencias Aplicadas (UPC).

Pinto, R. (2023). Escalabilidad y Sostenibilidad en Implementaciones de Blockchain para Auditoría Informática: Retos y Soluciones Futuras. Retos y Soluciones Futuras. Technology Rain Journal, 2(1). https://doi.org/10.55204/trj.v2i1.e14

Redondo, A. A. (2024). Control automatizado de procesos de producción en cadena mediante técnicas de Deep Learning. Universidade da Coruña. http://hdl.handle.net/2183/39583

Ribeiro, M. H., Ottoni, R., West, R., Almeida, V. A., & Meira, W. (2021). Auditando las vías de radicalización en YouTube. https://doi.org/10.48550/arXiv.1908.08313

Rietveld, J. (2018). Creating and capturing value from freemium business models: A demand-side perspective. Strategic Entrepreneurship Journal, 12(2), 171–193. https://doi.org/10.1002/sej.1279

Rivero, E. A., & Zanotti, J. M. (2021). ¿Hay alternativa?: Las plataformas emergentes frente a la concentración de la economía digital. En Otras plataformas: Tramas de una convergencia periférica en medios populares, comunitarios, cooperativos y alternativos. Lago. https://ri.conicet.gov.ar/handle/11336/188525

Rochet, J.-C., & Tirole, J. (2003). Platform competition in two-sided markets. Journal of the European Economic Association, 1(4), 990–1029. doi:10.1162/154247603322493212

Rodriguez, A. (2024). Retos de la transformación digital para la socialdemocracia. GRAND PLACE.

Romeo, G. (2020). Elements of Numerical Mathematical Economics with Excel. Academic Press. https://doi.org/10.1016/C2018-0-02476-7

Roser, M., Ritchie, H., & Ortiz-Ospina, E. (2020). Internet. Our World in Data. https://ourworldindata.org/internet

ROSSI, A. (2018). ¿Burbujas de filtro? Hacia una fenomenología algorítmica. INMEDIACIONES DE LA COMUNICACIÓN, 13(1). https://doi.org/https://doi.org/10.18861/ic.2018.13.1.2836

Rysman, M. (2009). The economics of two-sided markets. Journal of Economic Perspectives, 23(3), 125–143. doi:10.1257/jep.23.3.125

Shapiro, C., & Varian, H. (2000). El Dominio de la Información. Antoni Bosh.

Shapiro, C., & Varian, H. R. (1999). Information Rules: A Strategic Guide to the Network Economy. Harvard Business School Press.

Simon, H. A. (1957). Models of Man: Social and Rational. Wiley.

Simon, H. A. (1971). Designing organizations for an information-rich world. In M. Greenberger (Ed.), Computers, communications, and the public interest (pp. 37–72). Johns Hopkins Press.

Spann, M., Bertini, M., Koenigsberg, O., Zeithammer, R., & Aparicio, D. (2024). Algorithmic Pricing: Implications for Consumers,

Managers, and Regulators. Choice Symposium at INSEAD. https://doi.org/https://anderson-review.ucla.edu/wp-content/uploads/2024/08/Algo-Pricing-zeithammer.pdf

Strubell, E., Ganesh, A., & McCallum, A. (2019). Energy and policy considerations for deep learning in NLP. In Proceedings of the 57th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (pp. 3645–3650). ACL. https://doi.org/10.18653/v1/P19-1355

Sunstein, C. R. (2016). The Ethics of Influence: Government in the Age of Behavioral Science. Cambridge University Press.

Tamayo, A., & Tan, B. (2021). Competitive two-part tariffs (Harvard Business School Working Paper No. 21-089). Harvard Business School.

Thaler, R. H., & Sunstein, C. R. (2008). Nudge: Improving decisions about health, wealth, and happiness. Yale University Press.

UNCTAD. (2024). Digital Economy Report 2024: Shaping an environmentally sustainable and inclusive digital future. United Nations Conference on Trade and Development.

Unión Europea. (2016). Regulation (EU) 2016/679 (General Data Protection Regulation). EUR-Lex.

Vallarino, D. (2015). La teoría de juegos en la construcción de machine learning. Forbes : https://forbes.com.mx/la-teoria-de-juegos-en-la-construccion-de-machine-learning/

Varian, H. R. (1989). Price discrimination. En R. Schmalensee & R. D. Willig (Eds.), Handbook of Industrial Organization (Vol. 1, pp. 597–654). Elsevier. https://doi.org/10.1016/S1573-448X(8901013-7)

Varian, H. R. (2010). Computer mediated transactions. American Economic Review, 100(2), 1-10.

Varsha, P. S. (2023). How can we manage biases in artificial intelligence systems – A systematic literature review. International Journal of Information Management Data Insights, 3(1). https://doi.org/10.1016/j.jjimei.2023.100165

Villalba, C. I., Liberio, R. V., Zambrano, C. M., & González, E. A. (2021). Gestión y costos de producción: Balances y perspectivas. Revista de Ciencias Sociales. https://www.redalyc.org/journal/280/28065533025/html/

Vomberg, A., Homburg, C., & Sarantopoulos, P. (2024). Algorithmic pricing: Effects on consumer trust and price search. International Journal of Research in Marketing. https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.ijresmar.2024.10.006

Vázquez, J. F. (2021). La evolución del pensamiento económico en el último cuarto de siglo y su influencia en la América Latina. El trimestre económico, 88(350), 655–673. https://doi.org/10.20430/ete.v88i350.1258

Xiong, Y., & Yang, L. (2024). Personalized Pricing, Network Effects, and Commitment. SSRN. https://doi.org/http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.4836234

Zhang, J., Dong, L., & Ji, T. (2023). The Diffusion of Competitive Platform-Based Products with Network Effects. Sustainability, 15(11). https://doi.org/https://doi.org/10.3390/su15118845

Zheng, S., & Zhou, Y. (2025). Digital Transformation and Competitive Advantage in Manufacturing: The Role of Business Model Innovation. MDPI, 13(7). https://doi.org/10.3390/economies13070209

Microeconomía + IA: Decisiones Inteligentes en la Nueva Economía Digital. Un enfoque aplicado para comprender el comportamiento económico en tiempos de automatización, datos y plataformas, se publicó en el mes de noviembre de 2026.

ISBN: 978-9907-802-31-3

Grupo Editorial BLR
Ecuador
Cel: +593 98 320 4362
https://grupoblr.com/
publicaciones@grupoblr.com

BIOGRAFÍA DE LOS AUTORES

Andrea del Cisne Vega Granda:
Economista con mención en Gestión Empresarial, especialista en Tributación y Magíster en Finanzas y Economía Empresarial. Docente de la Universidad Técnica de Machala, con experiencia en microeconomía, macroeconomía, econometría, estadística, finanzas e investigación.

Steven Derek Alban Alcivar:
Economista graduado de la Universidad Técnica de Machala, con experiencia en el área comercial como asesor del Parque de la Paz y participación activa en investigación académica. Su perfil combina conocimientos económicos, habilidades comerciales y capacidad analítica orientada al desarrollo de estudios e investigaciones.

Germán Gracián Morán Molina:
Economista por la Universidad de Cuenca y magíster en Administración de Empresas por la Universidad Técnica de Machala. Docente universitario y consultor financiero, con experiencia gerencial y en riesgos. Investiga sobre pymes, cooperativismo, microfinanzas, economía popular y solidaria, emprendimiento y gestión empresarial.
Producción científica disponible en Google Académico y ResearchGate.

MICROECONOMÍA + IA: DECISIONES INTELIGENTES EN LA NUEVA ECONOMÍA DIGITAL. UN ENFOQUE APLICADO PARA COMPRENDER EL COMPORTAMIENTO ECONÓMICO EN TIEMPOS DE AUTOMATIZACIÓN, DATOS Y PLATAFORMAS

Estimado lector, la irrupción de la inteligencia artificial y el procesamiento masivo de datos no se limita a optimizar procesos; ha reescrito la arquitectura misma sobre la cual operan los mercados. Lejos de los supuestos tradicionales de información perfecta y racionalidad ilimitada, este libro examina cómo el uso de algoritmos de *machine learning* permite a las corporaciones implementar estrategias de fijación de precios dinámicos y discriminación algorítmica en tiempo real, alterando profundamente la competencia y las estructuras de mercado.

Desde la óptica del consumidor, la obra analiza cómo los sesgos cognitivos son mapeados y anticipados por interfaces de usuario impulsadas por IA. Se profundiza en el impacto de los *nudges* digitales, la personalización extrema y la economía de la atención, planteando interrogantes cruciales sobre la autonomía de la elección, la privacidad y la soberanía del consumidor en plataformas de doble cara y mercados multilaterales.

Por el lado de la producción y la empresa, el texto desentraña la transformación de las funciones de producción tradicionales. La integración de la automatización inteligente y los activos intangibles desplaza las curvas de costos, redefine el costo marginal y potencia economías de red sin precedentes. Asimismo, se abordan los nuevos desafíos regulatorios ante la colusión algorítmica y la concentración de poder de mercado en manos de gigantes tecnológicos.

Microeconomía + IA equilibra con destreza el rigor analítico de la teoría económica con la aplicación práctica y estratégica, convirtiéndose en el puente indispensable entre la microeconomía clásica y los dilemas económicos de la era digital.

GRUPO BLR

Grupo Editorial BLR
Ecuador
Cel: +593 98 320 4362
https://grupoblr.com/
publicaciones@grupoblr.com

ISBN: 978-9907-802-31-3

UNIVERSIDAD TÉCNICA DE MACHALA 1969