

*INTELIGENCIA ARTIFICIAL...*



EXPERIENCIAS Y REFLEXIONES  
SOBRE LA INVESTIGACIÓN EDUCATIVA

ALEXANDRO ESCUDERO-NAHÓN  
EMMA PATRICIA MERCADO-LÓPEZ  
(Eds.)

**Transdigital**<sup>®</sup>  
editorial



# INTELIGENCIA ARTIFICIAL

EXPERIENCIAS Y REFLEXIONES SOBRE LA INVESTIGACIÓN EDUCATIVA

ALEXANDRO ESCUDERO-NAHÓN

EMMA PATRICIA MERCADO-LÓPEZ

(Eds.)

ABRAHAM VEGA TAPIA, ADRIÁN SALVADOR RIVERA LIMA, ADRIANA ERÉNDIRA MURILLO, AILÉN IDA STRANGES, ALAN ISAAC TRINIDAD GONZÁLEZ, ALDO ESAÚ RODRÍGUEZ GUEVARA, ALEJANDRA YOHANA VERGARA AVALOS, ALEXANDRO ESCUDERO-NAHÓN, ALFREDO MARÍN MARÍN, ALICIA ANGÉLICA NÚÑEZ URBINA, ANA LILIA LAUREANO-CRUCES, ANABEL PALACIOS MARTÍNEZ, ARTURO DURÁN BENVAINDES, ARTURO GONZÁLEZ TORRES, CARLOS ALFONSO VALENZUELA MALDONADO, CARLOS VALENTÍN CORDOVA SERNA, CARMEN C. ORTEGA HERNÁNDEZ, CHRISTIAN JONATHAN ANGEL RUEDA, CLAUDIA RITA ESTRADA ESQUIVEL, CLAUDIA SELENE TAPIA RUELAS, CRISTIAN ALEJANDRO RUBALCAVA DE LEÓN, DANIEL DIAZ-ROJAS, DANIEL AYALA NIÑO, DAVID XICOTÉNCATL RUEDA LÓPEZ, DORA MARÍA LLADÓ LÁRRAGA, EDGAR OLIVER CARDOSO ESPINOSA, EDUARDO ARANGO HERRERA, ELENA FABIOLA RUIZ LEDESMA, ENRIQUE ISMAEL MELÉNDEZ RUIZ, FRANCISCA YEDID ZAVALA ÁLVAREZ, FRANCISCO RAÚL CASAMADRID PÉREZ, GABRIELA RUIZ DE LA TORRE, GERARDO QUIROZ BOJORGES, GILBERTO ACOSTA CASTAÑEDA, GILBERTO ISRAEL GONZÁLEZ ORDAZ, GLORIA ANGÉLICA RODRÍGUEZ MEJÍA, HERLINDA SAUCEDO CASTILLO, HIPÓLITO GÓMEZ AYALA, IRENE AGUILAR JUÁREZ, ISIDRO AMARO RODRÍGUEZ, ISMAEL MARTÍNEZ-BONILLA, ISOLINA GONZÁLEZ CASTRO, ISRAEL GARDUÑO-BONILLA, JENY HAIDEÉ ESPINOSA BARAJAS, JÉSICA ALHELÍ CORTÉS RUIZ, JESÚS ARCE LANDA, JOEL AYALA DE LA VEGA, JOSÉ LUIS BORGES UCÁN, JUAN SALVADOR HERNÁNDEZ VALERIO, JUANA HERNÁNDEZ-CHAVARRÍA, KAREN QUINTERO ÁLVAREZ, KAREN VALENTINA MARIEL VILLAGRÁN, KATHIANE TOLEDO VALDEZ, LAURA DE J. VELASCO ESTRADA, LIZETTE RIVERA LIMA, LORENA ALICIA MEDINA LÓPEZ, LUCIA MORALES MORALES, LUIS ANDRÉS RODRÍGUEZ-CORRAL, MAGALLY MARTÍNEZ REYES, MARCO POLO MENDOZA OTERO, MARÍA GUADALUPE PÉREZ-MARTÍNEZ, MARÍA ISABEL ARREOLA CARO, MARÍA ISABEL HERNÁNDEZ ROMERO, MARÍA LORCY ROSERO-MORA, MARTHA ALEJANDRINA ZAVALA GUIRADO, MARTHA SUSANA BRAUER AGUILAR, MARTIN JOAQUIN AGUILAR MUÑOZ, MAURICIO HERNÁNDEZ RAMÍREZ, MELISSA BLANQUETO ESTRADA, MELISSA EDITH SALAZAR ECHEAGARAY, MIGUEL ANGEL GARCÍA-MÁRQUEZ, MOISÉS ANTÚNEZ GARCÍA, NOÉ ALEJANDRO CASTRO SÁNCHEZ, OSCAR JARDEY SUÁREZ, PAOLA EDUVINA GRAJEDA ARGUIJO, PATRICIA JANET PADILLA-ORNELAS, PAVEL DAVID ULISES AVENDAÑO LÓPEZ, RAFAEL ALEJANDRO ZAVALA CARRILLO, RAMÓN VENTURA ROQUE HERNÁNDEZ, RAQUEL MONDRAGÓN HUERTA, RAÚL ARTURO ALVARADO LÓPEZ, RENATA AGUILAR RODRÍGUEZ, REYNA MORENO BELTRÁN, RICARDO CHAPARRO-SÁNCHEZ, RITA SALAZAR, ROSA MARÍA RIVAS GARCÍA, SERGIO RODRÍGUEZ AYALA, SONIA VILLAGRÁN RUEDA, SUSANA VEGA LEAL, TERESA CASTRO MATA, ULISES TAMEZ-DUQUE, VIANEY RIOS ROMERO, VITERVO LÓPEZ CABALLERO, YAZMIN LISSET MEDEL SAN ELÍAS, YEN VENTURA GONZÁLEZ, YULIANA TSUNAMI ALMAGUER LEAL Y ZITA VALDÉS.

AUTORES Y AUTORAS

---

Título original: Inteligencia artificial: experiencias y reflexiones sobre la investigación educativa / Alexandro Escudero-Nahón y Emma Patricia Mercado-López (Eds.) — Ciudad de Querétaro, México: Editorial Transdigital, 2026 — 545 páginas.

International Standard Book Number (ISBN): 978-968-9724-22-3.

Digital Object Identifier (DOI) del libro: <https://doi.org/10.56162/transdigitalbc13>

Clasificación DEWEY. Materia: 370.7—Estudio y enseñanza de la educación. Tipo de Contenido: Libros universitarios.  
Clasificación thema: JN—Educación. Tipo de soporte: libro digital gratuito descargable. Formato: PDF. Tamaño: 6.6 Mb.

---



Este libro es una publicación de acceso abierto con los principios de Creative Commons Attribution 4.0 International License (CC BY-NC-SA). Esta licencia permite a los reutilizadores distribuir, remezclar, adaptar y desarrollar el material en cualquier medio o formato únicamente con fines no comerciales y siempre que se otorgue la atribución al creador. Si remezcla, adapta o construye sobre el material, debe licenciar el material modificado bajo términos idénticos.

Esta obra ha sido dictaminada por pares académicos expertos con el método de doble ciego. Los dictámenes están resguardados en los archivos de la Editorial *Transdigital*.

D.R. 2026 Alexandro Escudero-Nahón y Emma Patricia Mercado-López (Eds.).

D.R. 2026 Autores y autoras.

D.R. 2026 Sello Editorial *Transdigital*.



Sociedad de Investigación sobre Estudios Digitales, S. C. Nombre de marca: *Transdigital*. Dirección: Circuito Altos Juriquilla 1132. Colonia Altos Juriquilla. C. P. 76230, Juriquilla, Querétaro, México. +52 (442) 301 32 38. [editorial@transdigital.mx](mailto:editorial@transdigital.mx) [www.editorial.transdigital.mx](http://www.editorial.transdigital.mx)



Registro en el Padrón Nacional de Editores como agente editor Sociedad de Investigación sobre Estudios Digitales, S. C., con el Dígito Identificador 978-607-99594.



Afiliación a la Cámara Nacional de la Industria Editorial Mexicana (CANIEM) con el número 4069, de conformidad con el artículo 17 de la Ley de Cámaras Empresariales y sus Confederaciones en vigor.

Registro Nacional de Instituciones y Empresas Científicas y Tecnológicas de la Secretaría de Ciencia, Humanidades, Tecnología e Innovación (SECIHTI) de México con el folio: RENIECYT 2400068.



Sugerencia de referencia para el libro en APA 7a. edición:

Escudero-Nahón, A., & Mercado-López, E. P. (2026) (Eds.). *Inteligencia artificial: experiencias y reflexiones sobre la investigación educativa*. Editorial Transdigital. <https://doi.org/10.56162/transdigitalbc13>

# CONTENIDO

00.	LA CONVULSA INCORPORACIÓN DE LA INTELIGENCIA ARTIFICIAL EN ÁMBITOS EDUCATIVOS .....	11
	<a href="#">Alexandro Escudero-Nahón y Daniel Diaz-Rojas</a>	
01.	PROPUESTA METODOLÓGICA PARA EL DISEÑO DE UN ATLAS DE INTELIGENCIA ARTIFICIAL EN INSTITUCIONES DE EDUCACIÓN SUPERIOR .....	25
	<a href="#">Carmen C. Ortega Hernández, Laura de J. Velasco Estrada y Kathiane Toledo Valdez</a>	
02.	SISTEMATIZACIÓN DE EXPERIENCIAS EN APRENDIZAJE-SERVICIO: NUEVAS RUTAS PARA EL ANÁLISIS DE INFORMACIÓN MEDIANTE INTELIGENCIA ARTIFICIAL .....	48
	<a href="#">María Isabel Arreola Caro, Susana Vega Leal y Abraham Vega Tapia</a>	
03.	LA INTEGRACIÓN DE LA INTELIGENCIA ARTIFICIAL EN LA ENSEÑANZA-APRENDIZAJE: PERSONALIZACIÓN, EQUIDAD E INCLUSIÓN.....	65
	<a href="#">Elena Fabiola Ruiz Ledesma y Alan Isaac Trinidad González</a>	
04.	INTELIGENCIA ARTIFICIAL GENERATIVA EN LA PLANEACIÓN DIDÁCTICA DE ESTUDIANTES NORMALISTAS: UN ESTUDIO EXPLORATORIO EN UNA ESCUELA NORMAL MEXICANA .....	76
	<a href="#">Moisés Antúnez García, Sergio Rodríguez Ayala, Aldo Esaú Rodríguez Guevara, Carlos Valentín Córdova Serna y Rafael Alejandro Zavala Carrillo</a>	
05.	INTELIGENCIA ARTIFICIAL GENERATIVA COMO HERRAMIENTA DE INNOVACIÓN EN INVESTIGACIÓN EDUCATIVA: UN ANÁLISIS CRÍTICO .....	98
	<a href="#">Pavel David Ulises Avendaño López, Arturo González Torres y Gerardo Quiroz Bojorges</a>	
06.	ACTITUDES HACIA LA INTELIGENCIA ARTIFICIAL EN BACHILLERATO: ESTUDIO EN INSTITUCIONES DE MUNICIPIOS SEMIURBANOS DE CHIHUAHUA, MÉXICO .....	115
	<a href="#">Carlos Alfonso Valenzuela Maldonado</a>	
07.	PRÁCTICA DOCENTE EN MUNDOS VIRTUALES: CONFIGURACIONES PEDAGÓGICAS ENTRE APROPIACIÓN Y DEPENDENCIA EN LA INTELIGENCIA ARTIFICIAL INMERSIVA .....	131
	<a href="#">Martin Joaquin Aguilar Muñoz, Christian Jonathan Angel Rueda , Ricardo Chaparro-Sánchez y Alexandro Escudero-Nahón</a>	

<b>08.</b>		
	INTEGRACIÓN DE INTELIGENCIA ARTIFICIAL EN SIMULACIÓN CLÍNICA DE ENFERMERÍA: BENEFICIOS, RETOS Y EXPERIENCIA INSTITUCIONAL .....	146
	<a href="#">Teresa Castro Mata, Gilberto Acosta Castañeda y Paola Eduvina Grajeda Arguijo</a>	
<b>09.</b>		
	USO Y PERCEPCIÓN DE INTELIGENCIA ARTIFICIAL EN CONTADURÍA PÚBLICA, SEGÚN GÉNERO, EN LA UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DE TAMAULIPAS, MÉXICO.....	156
	<a href="#">Gloria Angélica Rodríguez Mejía, Cristian Alejandro Rubalcava de León, Enrique Ismael Meléndez Ruiz y Eduardo Arango Herrera</a>	
<b>10.</b>		
	INTELIGENCIA ARTIFICIAL Y EDUCACIÓN SUPERIOR INCLUSIVA EN EL TECNOLÓGICO NACIONAL DE MÉXICO.....	169
	<a href="#">Renata Aguilar Rodríguez, Magally Martínez Reyes y Marco Polo Mendoza Otero</a>	
<b>11.</b>		
	INTELIGENCIA ARTIFICIAL EN EL POSGRADO.....	186
	<a href="#">Edgar Oliver Cardoso Espinosa, Jéssica Alhelí Cortés Ruiz y Rosa María Rivas García</a>	
<b>12.</b>		
	ACTITUDES HACIA LA INTELIGENCIA ARTIFICIAL DEL PROFESORADO EN FORMACIÓN DEL SUR DE COLOMBIA: INVESTIGACIÓN EN DESARROLLO.....	202
	<a href="#">Oscar Jardey Suárez, María Lorcý Rosero-Mora y Luis Andrés Rodríguez-Coral</a>	
<b>13.</b>		
	EDUCACIÓN SUPERIOR EN LA ERA DIGITAL: ADOPCIÓN, SOBERANÍA INTELLECTUAL, SOSTENIBILIDAD Y DILEMAS ÉTICOS DE LA INTELIGENCIA ARTIFICIAL GENERATIVA .....	215
	<a href="#">Juana Hernández-Chavarría, Adriana Eréndira Murillo e Isidro Amaro Rodríguez</a>	
<b>14.</b>		
	INTELIGENCIA ARTIFICIAL GENERATIVA Y APRENDIZAJE UNIVERSITARIO: CHATGPT Y SUS IMPLICACIONES COGNITIVAS .....	232
	<a href="#">Alicia Angélica Núñez Urbina y Herlinda Saucedo Castillo</a>	
<b>15.</b>		
	IMPACTO DE LA INTELIGENCIA ARTIFICIAL GENERATIVA EN LA EDUCACIÓN SUPERIOR.....	247
	<a href="#">Alejandra Yohana Vergara Avalos, Raquel Mondragón Huerta y Juan Salvador Hernández Valerio</a>	

<b>16.</b>	<b>ALGORITMOS DE EMPATÍA: INTELIGENCIA ARTIFICIAL, ANDAMIAJE Y DESARROLLO DE HABILIDADES SOCIOEMOCIONALES EN LA EDUCACIÓN SUPERIOR.....</b>	<b>262</b>
	Francisco Raúl Casamadrid Pérez, Gabriela Ruiz de la Torre y David Xicoténcatl Rueda López	
<b>17.</b>	<b>ACTITUDES ESTUDIANTILES HACIA LA INTELIGENCIA ARTIFICIAL GENERATIVA Y SU IMPACTO EN LA EQUIDAD EDUCATIVA.....</b>	<b>278</b>
	Dora María Lladó Lárraga, Jeny Haideé Espinosa Barajas y Mauricio Hernández Ramírez	
<b>18.</b>	<b>INTELIGENCIA ARTIFICIAL GENERATIVA EN ESTUDIANTES DE POSGRADO: ANÁLISIS DEL USO Y SUS IMPLICACIONES ACADÉMICAS .....</b>	<b>294</b>
	Francisca Yedid Zavala Álvarez, Martha Alejandrina Zavala Guirado, Claudia Selene Tapia Ruelas e Isolina González Castro	
<b>19.</b>	<b>RETOS Y OPORTUNIDADES DEL EMPRENDIMIENTO UNIVERSITARIO ANTE LA INTELIGENCIA ARTIFICIAL.....</b>	<b>308</b>
	Raúl Arturo Alvarado López	
<b>20.</b>	<b>PERCEPCIONES DE LA INTELIGENCIA ARTIFICIAL EN LA EDUCACIÓN SUPERIOR: UN ESTUDIO DE VALIDACIÓN PSICOMÉTRICA.....</b>	<b>323</b>
	Ramón Ventura Roque Hernández y Lorena Alicia Medina López	
<b>21.</b>	<b>¿QUIÉN ABANDONARÁ MAÑANA? UN MODELO EXPLICABLE PARA ANTICIPAR LA DESERCIÓN EN INSTITUCIONES DE EDUCACIÓN SUPERIOR .....</b>	<b>339</b>
	Yen Ventura González, Vitervo López Caballero, Lucia Morales Morales, Jesús Arce Landa y Noé Alejandro Castro Sánchez	
<b>22.</b>	<b>ANÁLISIS DE LAS PERCEPCIONES DOCENTES ANTE LA INCORPORACIÓN DE CHATGPT EN LA EDUCACIÓN SUPERIOR.....</b>	<b>353</b>
	Reyna Moreno Beltrán, Ailén Ida Stranges, Juan Salvador Hernández Valerio y Anabel Palacios Martínez	

<b>23.</b>	<b>COMPETENCIAS DIGITALES CLAVE PARA LA ALFABETIZACIÓN EN INTELIGENCIA ARTIFICIAL: UN ESTUDIO DE CASO CON ESTUDIANTES UNIVERSITARIOS MEXICANOS .....</b>	<b>368</b>
	<a href="#">Alfredo Marín Marín, María Isabel Hernández Romero, José Luis Borges Ucán y Melissa Blanqueto Estrada</a>	
<b>24.</b>	<b>EL DESARROLLO DEL PENSAMIENTO CRÍTICO EN LA GESTIÓN DEL CONOCIMIENTO EN LA EDUCACIÓN 4.0.....</b>	<b>385</b>
	<a href="#">Gilberto Israel González Ordaz, Lizette Rivera Lima y Adrián Salvador Rivera Lima</a>	
<b>25.</b>	<b>BURNOUT DOCENTE E INTELIGENCIA ARTIFICIAL GENERATIVA: HACIA UN MODELO BIOPSIICOSOCIAL.....</b>	<b>399</b>
	<a href="#">Ismael Martínez-Bonilla, Sonia Villagrán-Rueda y Karen Valentina Mariel-Villagrán</a>	
<b>26.</b>	<b>SISTEMAS DE TUTORÍA INTELIGENTE: EL CAMBIO Y TRANSICIÓN A LA INTELIGENCIA ARTIFICIAL GENERATIVA .....</b>	<b>412</b>
	<a href="#">Ismael Martínez-Bonilla, Ana Lilia Laureano-Cruces e Israel Garduño-Bonilla</a>	
<b>27.</b>	<b>ANÁLISIS DEL USO Y LINEAMIENTOS ÉTICOS DE LA INTELIGENCIA ARTIFICIAL EN EDUCACIÓN SUPERIOR MEXICANA .....</b>	<b>427</b>
	<a href="#">Martha Susana Brauer Aguilar, Vianey Ríos Romero y Melissa Edith Salazar Echeagaray</a>	
<b>28.</b>	<b>CHATBOTS COMO MEDIADORES EN LA CONSTRUCCIÓN DEL CONOCIMIENTO EN LABORATORIO .....</b>	<b>444</b>
	<a href="#">Ulises Tamez-Duque, Rita Salazar y Zita Valdés</a>	
<b>29.</b>	<b>INTELIGENCIA ARTIFICIAL VS. INTELIGENCIA ARTIFICIAL: HERRAMIENTAS DE DETECCIÓN APLICADAS A LA EVALUACIÓN EDUCATIVA.....</b>	<b>456</b>
	<a href="#">Arturo Durán Benvaides, Claudia Rita Estrada Esquivel y Karen Quintero Álvarez</a>	
<b>30.</b>	<b>ANÁLISIS DEL USO EFECTIVO Y ÉTICO DE PROMPTS EN CHATGPT PARA EL DESARROLLO DE TAREAS UNIVERSITARIAS .....</b>	<b>472</b>
	<a href="#">Raquel Mondragón Huerta, Reyna Moreno Beltrán y Yazmin Lisset Medel San Elías</a>	

<b>31.</b>	
EL ARTE DE EXPANDIR EL PENSAMIENTO HUMANO EN LA ERA DE LA INTELIGENCIA ARTIFICIAL .....	486
<a href="#">Yuliana Tsunami Almaguer Leal</a>	
<b>32.</b>	
LA BRECHA DIGITAL Y SU IMPACTO EN EL USO DE LAS HERRAMIENTAS DE INTELIGENCIA ARTIFICIAL GENERATIVA EN LA EDUCACIÓN SUPERIOR DE MÉXICO .....	500
<a href="#">María Guadalupe Pérez-Martínez, Miguel Angel García-Márquez y Patricia Janet Padilla-Ornelas</a>	
<b>33.</b>	
INTELIGENCIA ARTIFICIAL Y LOS LÍMITES DEL CONOCIMIENTO FORMAL: UNA PERSPECTIVA EPISTEMOLÓGICA Y EDUCATIVA.....	513
<a href="#">Joel Ayala de la Vega, Irene Aguilar Juárez, Daniel Ayala Niño e Hipólito Gómez Ayala</a>	



**33.**

**INTELIGENCIA ARTIFICIAL Y LOS LÍMITES DEL  
CONOCIMIENTO FORMAL: UNA PERSPECTIVA  
EPISTEMOLÓGICA Y EDUCATIVA**

**JOEL AYALA DE LA VEGA**

UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DEL ESTADO DE MÉXICO  
ORCID: 0000-0003-3279-4143

**IRENE AGUILAR JUÁREZ**

UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DEL ESTADO DE MÉXICO  
ORCID: 0000-0003-4747-0336

**DANIEL AYALA NIÑO**

COLEGIO DE POSTGRADUADOS  
ORCID: 0000-0002-1032-7037

**HIPÓLITO GÓMEZ AYALA**

UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DEL ESTADO DE MÉXICO  
ORCID: 0009-0002-1074-4364

DOI del capítulo del libro: <https://doi.org/10.56162/transdigitalbc13.33>

## 33.

# INTELIGENCIA ARTIFICIAL Y LOS LÍMITES DEL CONOCIMIENTO FORMAL: UNA PERSPECTIVA EPISTEMOLÓGICA Y EDUCATIVA

### INTRODUCCIÓN

La formación en Ingeniería en Computación se desarrolla hoy en un contexto marcado por la creciente presencia de sistemas de inteligencia artificial capaces de automatizar tareas tradicionalmente asociadas al razonamiento técnico. Desde la generación de código hasta la resolución de problemas complejos, estas herramientas han transformado las prácticas académicas y profesionales, obligando a replantear qué significa aprender, enseñar y evaluar en este campo. El reto educativo consiste en incorporar nuevas tecnologías y comprender con claridad sus alcances, límites y consecuencias formativas.

En la educación ingenieril, la inteligencia suele identificarse con la capacidad de diseñar algoritmos eficientes y producir soluciones correctas mediante procedimientos formales. Aunque indispensable, esta concepción resulta insuficiente para dar cuenta de la complejidad del aprendizaje y del ejercicio profesional. La automatización creciente introduce una distinción pedagógica fundamental entre lo que puede ser delegado a sistemas computacionales y aquellas capacidades que exigen comprensión profunda, juicio crítico e interpretación en contextos donde la información es incompleta y las decisiones deben tomarse bajo condiciones de ambigüedad.

Los fundamentos teóricos de la computación ofrecen un marco sólido para abordar esta distinción. El ideal de formalización total del conocimiento, impulsado por el Programa de Hilbert, influyó decisivamente en la enseñanza de la ingeniería; sin embargo, los teoremas de incompletitud de Gödel mostraron que todo sistema formal suficientemente potente posee límites internos, evidenciando que no todo conocimiento puede ser agotado por procedimientos algorítmicos. De manera complementaria, la tesis de Church–Turing delimita el ámbito de lo computable y establece las fronteras teóricas dentro de las cuales opera la inteligencia artificial.

Desde una perspectiva educativa, reconocer estos límites es una competencia formativa esencial para el ingeniero en computación, pues permite diseñar sistemas conscientes de sus restricciones y evitar visiones tecnológicamente deterministas del conocimiento. El aprendizaje significativo en este campo implica no solo ejecutar algoritmos, sino también formular problemas, interpretar especificaciones ambiguas, evaluar alternativas de solución y justificar decisiones de diseño, actividades que no son plenamente automatizables y requieren razonamiento contextual.

En este ensayo se analizan los límites epistémicos de la inteligencia artificial en la formación en Ingeniería en Computación, integrando los aportes de Hilbert, Gödel, Church y Turing con una reflexión pedagógica orientada al desarrollo de competencias críticas. En consonancia con la idea rectora de este trabajo, *la teoría nos dice qué es posible; la práctica, qué es viable*, se sostiene que la educación en computación no debe guiarse únicamente por lo técnicamente posible, sino por aquello que resulta formativamente valioso en escenarios reales, complejos y ambiguos.

## DESARROLLO

### HILBERT Y EL IDEAL DE LA FORMALIZACIÓN

#### **Antecedentes de la formalización del pensamiento: de Llull al Círculo de Viena**

La aspiración de formalizar el pensamiento humano y reducir el razonamiento a procedimientos sistemáticos antecede por varios siglos al surgimiento de la computación moderna. Antes de que la lógica matemática adquiriera su forma contemporánea, diversos autores propusieron modelos orientados a estructurar el pensamiento, eliminar la ambigüedad y garantizar la corrección del razonamiento. Entre estos antecedentes destacan la obra de Ramon Llull, el proyecto lógico-universal de Gottfried Wilhelm Leibniz y el programa filosófico del Círculo de Viena, los cuales constituyen el trasfondo intelectual del Programa de Hilbert.

#### **Ramon Llull y la mecanización del razonamiento**

Ramon Llull (1232–1316) es uno de los primeros pensadores en concebir la posibilidad de un razonamiento sistemático y mecánico. Su *Ars Magna* proponía un método combinatorio basado en símbolos, figuras y reglas formales que permitían generar conclusiones a partir de la combinación de conceptos básicos. Aunque su propósito era principalmente

teológico y apologético, la estructura de su método anticipa la idea de que el razonamiento puede ser automatizado mediante procedimientos formales.

Desde una perspectiva contemporánea, Lull puede considerarse un precursor de la lógica combinatoria y de la noción de algoritmo. Su intento de reducir el pensamiento a operaciones sistemáticas constituye uno de los primeros esfuerzos por transformar el conocimiento en un proceso reproducible, independiente del sujeto, una aspiración que reaparece con fuerza en la lógica moderna y, más tarde, en la computación.

### **Leibniz y el ideal de un lenguaje universal**

Gottfried Wilhelm Leibniz (1646–1716) retomó y profundizó la idea luliana mediante su proyecto de una *characteristica universalis*, un lenguaje simbólico universal capaz de representar todo el conocimiento humano. Leibniz sostenía que, si los conceptos podían expresarse de manera formal y unívoca, las disputas intelectuales podrían resolverse mediante el cálculo. Su célebre expresión “*Calculemus*” resume esta aspiración: resolver desacuerdos mediante procedimientos formales en lugar de debates interpretativos.

Leibniz no solo anticipó la lógica simbólica moderna, sino que sentó las bases conceptuales del pensamiento computacional al proponer que el razonamiento podía convertirse en una forma de cálculo. Para la educación en Ingeniería en Computación, su obra representa un punto clave en la transición entre el razonamiento filosófico tradicional y la formalización algorítmica del pensamiento.

### **El Círculo de Viena y el ideal de la racionalidad científica**

A comienzos del siglo XX, el Círculo de Viena retomó el ideal de formalización desde una perspectiva filosófica y científica. Integrado por pensadores como Moritz Schlick, Rudolf Carnap y Otto Neurath, este grupo defendió el positivismo lógico, una corriente que buscaba eliminar la metafísica mediante el uso de lenguajes formales y criterios estrictos de verificabilidad.

El Círculo de Viena promovió la idea de una ciencia unificada basada en el lenguaje lógico y en la precisión conceptual. Aunque no desarrollaron directamente modelos computacionales, su énfasis en la formalización del lenguaje científico influyó decisivamente en la lógica matemática y en la concepción de la ciencia como un sistema formal de proposiciones. Este enfoque preparó el terreno filosófico para proyectos como el de Hilbert, al reforzar la confianza en la capacidad de los sistemas formales para capturar el conocimiento científico.

### **David Hilbert y el ideal de la formalización**

David Hilbert (1862–1943) ocupa un lugar central en la historia de las matemáticas y en la configuración conceptual que dio origen a la computación moderna. Su obra no se limita a contribuciones técnicas en áreas específicas, sino que representa un proyecto filosófico y metodológico orientado a establecer las matemáticas como un sistema completamente riguroso, formal y seguro. Este proyecto, conocido como el Programa de Hilbert, tuvo profundas repercusiones no solo en la lógica matemática, sino también en la forma en que se concibe el conocimiento formal, la enseñanza de las ciencias exactas y, posteriormente, la ingeniería en computación.

### **El contexto del Programa de Hilbert**

A finales del siglo XIX y principios del XX, las matemáticas atravesaban una crisis de fundamentos. La aparición de paradojas en la teoría de conjuntos y la proliferación de nuevos sistemas formales generaron dudas sobre la consistencia y la confiabilidad del conocimiento matemático. Frente a este escenario, Hilbert propuso un ambicioso programa cuyo objetivo era garantizar la certeza absoluta de las matemáticas mediante la formalización.

Hilbert sostenía que todo razonamiento matemático debía poder expresarse como una manipulación simbólica de signos, siguiendo reglas precisas y explícitas. Desde esta perspectiva, el significado intuitivo de los conceptos matemáticos quedaba subordinado a su forma formal. Lo esencial no era qué “representaban” los símbolos, sino que las reglas de inferencia garantizaran resultados correctos. Esta postura se resume en su célebre afirmación: “En matemáticas no hay ignorabimus”, es decir, no existen problemas insolubles en principio.

El Programa de Hilbert se estructuró en torno a tres objetivos principales:

- **Consistencia:** demostrar que los sistemas formales de las matemáticas no conducen a contradicciones internas.
- **Complejitud:** asegurar que toda proposición verdadera dentro del sistema pueda ser demostrada formalmente.
- **Decidibilidad:** establecer un procedimiento mecánico que permita determinar, para cualquier enunciado, si es demostrable o no.

Estos objetivos implicaban una visión profundamente mecanicista del razonamiento matemático. En esencia, Hilbert aspiraba a que el acto de demostrar pudiera reducirse a un procedimiento efectivo, anticipando la idea de cálculo mecánico que más tarde cristalizaría en los modelos de computación.

### **Hilbert y la mecanización del razonamiento**

Desde una perspectiva contemporánea, el Programa de Hilbert puede interpretarse como un antecedente directo de la computación. Al concebir las demostraciones como secuencias formales de pasos regidos por reglas explícitas, Hilbert abrió la posibilidad de que el razonamiento lógico pudiera ser ejecutado por una máquina. Esta idea influyó decisivamente en el desarrollo posterior de la lógica matemática y en la formulación del problema de decisión (*Entscheidungsproblem*), que preguntaba si existía un método general para decidir la verdad o falsedad de cualquier enunciado lógico.

## **GÖDEL Y LOS LÍMITES DE LOS SISTEMAS FORMALES**

Kurt Friedrich Gödel (1906–1978) fue una de las figuras centrales de la lógica del siglo XX. Nacido en Brünn (actual Brno, República Checa) y fallecido en Princeton, su obra transformó de manera decisiva la comprensión de los fundamentos de las matemáticas y, de forma indirecta, la teoría de la computación.

Su trabajo maduró en el vibrante y tenso ambiente intelectual de la Viena de entreguerras. Gödel asistía regularmente a las reuniones del Círculo de Viena, el grupo de discusión organizado por Moritz Schlick, quien actuaba como el centro de gravedad y líder carismático del movimiento neopositivista. En este entorno, figuras como el sociólogo Otto Neurath abogaban por una visión unificada de la ciencia basada en el fisicalismo y la construcción colectiva del conocimiento, mientras que Rudolf Carnap erigía la arquitectura lógica del grupo.

Frente a este horizonte, comprometido con el ideal de una formalización completa y antimetafísica, Gödel no ofreció una crítica externa, sino una demostración interna de sus límites. Utilizando herramientas estrictamente formales, mostró que todo sistema suficientemente expresivo para contener la aritmética enfrenta restricciones estructurales inevitables.

Desde el punto de vista filosófico, Gödel se distanció del convencionalismo de sus colegas vieneses y defendió una forma robusta de realismo matemático (platonismo). Sostuvo que los objetos y verdades matemáticas no dependen de los sistemas formales que

los describen, sino que poseen una objetividad independiente. Esta postura resultó especialmente significativa en un entorno intelectual dominado por el empirismo lógico y la desconfianza hacia la metafísica.

Así, la obra de Gödel no solo redefine los fundamentos técnicos de la lógica, sino que reabre la cuestión acerca de la relación entre verdad y demostración, entre formalización y realidad matemática.

En 1931, Gödel publicó los teoremas de incompletitud, estableciendo que todo sistema formal consistente y suficientemente potente contiene proposiciones verdaderas que no pueden demostrarse dentro del propio sistema. El resultado se obtuvo mediante la codificación aritmética del lenguaje formal —la numeración de Gödel—, que permitió expresar afirmaciones metamatemáticas en el interior del sistema.

#### **El primer teorema de incompletitud**

El primer teorema establece que, en cualquier sistema formal consistente capaz de formalizar la aritmética, existen proposiciones indecidibles: ni demostrables ni refutables dentro del sistema.

La consecuencia conceptual es decisiva: la verdad matemática no se identifica con la demostrabilidad formal. Un sistema puede ser coherente y, sin embargo, incompleto. Desde la perspectiva de la computación, esta distinción es fundamental: no todo enunciado verdadero dentro de un dominio formal es algorítmicamente derivable en ese mismo marco.

#### **El segundo teorema de incompletitud**

El segundo teorema de incompletitud establece que ningún sistema formal consistente y suficientemente expresivo puede demostrar su propia consistencia. Esto implica que la garantía absoluta de coherencia no puede establecerse internamente. Toda validación de consistencia exige un marco metateórico más fuerte. En términos estructurales, la fundamentación no se cierra sobre sí misma, sino que requiere siempre un nivel externo de justificación.

Desde la perspectiva del cómputo, este resultado tiene una consecuencia decisiva: no puede existir un procedimiento algorítmico general, interno al sistema, que certifique de manera exhaustiva la ausencia de contradicciones en sistemas formales capaces de expresar aritmética.

En el ámbito de la Ingeniería en Computación, esto significa que:

1. Ningún sistema formal complejo puede garantizar por sí mismo su total corrección.
2. La verificación formal de programas depende siempre de marcos más fuertes que el sistema verificado.
3. No existe un *certificador universal interno* de consistencia para teorías suficientemente potentes.

Los resultados de Gödel no invalidan el formalismo, pero delimitan su alcance. Los sistemas formales siguen siendo instrumentos extraordinariamente potentes, aunque intrínsecamente incapaces de agotar la totalidad de la verdad matemática. Este límite no es contingente ni técnico, sino estructural: surge de la propia arquitectura lógica de los sistemas suficientemente expresivos.

Los teoremas de incompletitud mostraron que el sueño hilbertiano de una fundamentación totalmente formal de las matemáticas era insostenible desde dentro del propio sistema. Este golpe alcanzó también al proyecto del positivismo lógico, especialmente en la obra de Rudolf Carnap. En *La sintaxis lógica del lenguaje*, Carnap intentó llevar al extremo el ideal de Hilbert: depurar la matemática de cualquier contenido metafísico y reducir la *verdad* lógica a un producto de reglas sintácticas elegidas por convención. Para él, pensar rigurosamente significaba operar con símbolos vacíos de significado ontológico, donde la validez dependía solo de las reglas de formación y transformación del cálculo.

Sin embargo, los resultados de Gödel fracturaron esta aspiración. Si la verdad supera a la demostrabilidad y ningún sistema suficientemente expresivo puede probar su propia consistencia, entonces la lógica no puede sostenerse exclusivamente sobre la sintaxis, como quería Carnap, ni sobre un formalismo cerrado y autosuficiente, como aspiraba Hilbert. La incompletitud reveló así el límite estructural de ambos proyectos: la formalización es poderosa, pero no puede absorber toda la realidad matemática.

Sin embargo, la demostración de Gödel introdujo una distinción fatal para este proyecto (Verdad  $\neq$  Demostrabilidad) y desplegó una crítica estructural a la jerarquía de los lenguajes:

Gödel señaló que, para definir rigurosamente la sintaxis de un lenguaje objeto  $L$ , es necesario utilizar un metalenguaje  $ML$  que sea intrínsecamente más rico y expresivo que  $L$ . Si el objetivo del positivismo era fundamentar la verdad de las matemáticas sin recurrir

a la *metafísica* o a la intuición, cerrando el sistema sobre sí mismo, esta jerarquía resulta fatal. El intento de fundamentación conduce inevitablemente a una regresión infinita de metalenguajes cada vez más fuertes ( $L < ML < MML\dots$ ), sin llegar nunca a un suelo último puramente sintáctico.

La apertura a la semántica: para hablar de verdad en matemáticas, no basta con las reglas de juego (sintaxis); se requiere una semántica (la relación con los objetos o modelos), un paso que posteriormente formalizaría Alfred Tarski.

La obra de Gödel obligó a reconsiderar la idea de un sistema científico absolutamente cerrado y autosuficiente. Incluso en el ámbito más formalizado del saber, *la aritmética*, emergen límites internos que impiden su clausura definitiva, reivindicando que la intuición matemática alcanza verdades que la pura sintaxis computacional no puede abarcar.

## CHURCH, TURING Y LA DELIMITACIÓN DE LO COMPUTABLE

Los resultados de Kurt Gödel establecieron límites estructurales a los sistemas formales, mostrando que la verdad matemática no puede reducirse por completo a la demostrabilidad interna. En este escenario, el problema central dejó de ser si todo conocimiento podía formalizarse y pasó a ser qué tipo de procedimientos pueden ser efectivamente ejecutados de manera mecánica. Es en este punto donde las contribuciones de Alonzo Church y Alan Turing adquieren una relevancia decisiva, al proporcionar una caracterización precisa y operativa de la noción de computabilidad.

A diferencia del Programa de Hilbert, que buscaba la certeza absoluta de los sistemas formales, y de Gödel, que reveló sus límites internos, Church y Turing se concentraron en una pregunta más concreta: ¿qué significa, exactamente, calcular? Esta pregunta no es meramente técnica, sino profundamente epistemológica y educativa, pues delimita el alcance real de los algoritmos y, por extensión, de la computación moderna.

### **Alonzo Church y el $\lambda$ -cálculo**

Alonzo Church (1903–1995) fue uno de los primeros en proponer una definición formal de lo que significa un procedimiento efectivamente calculable. Su contribución principal, el  $\lambda$ -cálculo, es un sistema formal minimalista basado en la abstracción y aplicación de funciones. A diferencia de una máquina física, el  $\lambda$ -cálculo no describe un proceso mecánico visible, sino una estructura simbólica pura capaz de representar cualquier cálculo efectivo.

Desde una perspectiva conceptual, el  $\lambda$ -cálculo representa una culminación del ideal leibniziano del razonamiento como cálculo. Church mostró que operaciones complejas podían reducirse a combinaciones elementales de funciones, anticipando la idea de que la computación no depende del soporte material, sino de la estructura formal del procedimiento. Esta visión resulta central para la Ingeniería en Computación, donde los lenguajes de programación funcionales conservan una herencia directa del  $\lambda$ -cálculo.

### **Alan Turing y la máquina abstracta**

Alan Turing (1912–1954), de manera independiente y casi simultánea, propuso un enfoque distinto, pero conceptualmente equivalente. Su *Máquina de Turing* es un modelo abstracto que describe un agente capaz de manipular símbolos sobre una cinta infinita siguiendo reglas precisas. Aunque extremadamente simple, este modelo captura la esencia de cualquier procedimiento algorítmico ejecutable.

La potencia del modelo de Turing radica en su carácter operacional. A diferencia del  $\lambda$ -cálculo, la Máquina de Turing permite visualizar el cálculo como una secuencia de acciones discretas, lo que la convierte en un puente natural entre la lógica formal y la implementación física de sistemas computacionales. Para la educación en Ingeniería en Computación, este modelo proporciona una comprensión intuitiva de conceptos fundamentales como algoritmo, estado, memoria y control.

### **La tesis de Church–Turing**

La convergencia entre el  $\lambda$ -cálculo de Church y la *Máquina de Turing* condujo a la formulación de la tesis de Church–Turing, según la cual todo procedimiento efectivamente calculable puede ser realizado por alguno de estos modelos formales equivalentes. Es importante subrayar que esta tesis no es un teorema demostrable, sino una hipótesis fundamentada en la coincidencia de múltiples formalizaciones independientes de la noción de cálculo.

Desde una perspectiva epistemológica, la tesis de Church–Turing establece un límite preciso: lo computable coincide con lo algorítmico. Esto significa que cualquier sistema computacional, incluida la inteligencia artificial contemporánea, opera dentro de este marco. En este sentido, Church y Turing no contradicen a Gödel, sino que operativizan sus límites, mostrando qué puede hacerse efectivamente dentro de ellos.

## STEPHEN COOK Y LA FRONTERA DE LA TRATABILIDAD

### DEL “QUÉ” AL “CUÁNTO”: EL GIRO DE COOK

Mientras que la tesis de Church–Turing establece qué puede ser computado en teoría, es decir, qué problemas son decidibles mediante procedimientos algorítmicos finitos, la intervención de Stephen Cook en 1971 inauguró una nueva era al formular una pregunta distinta y complementaria: no si un problema tiene solución, sino si esa solución es alcanzable bajo las limitaciones físicas del universo.

Con la formalización de la teoría de la complejidad computacional, Cook (y posteriormente Richard Karp) demostró que la decidibilidad lógica no garantiza la viabilidad práctica. Esta distinción resulta crucial para la Ingeniería en Computación, pues para un ingeniero la diferencia entre un algoritmo que tarda diez segundos y uno que tardaría diez mil años es, a todos los efectos prácticos, la misma que la diferencia entre lo posible y lo imposible.

### La segunda frontera del conocimiento

Stephen Cook introdujo así una segunda frontera en el conocimiento computacional. Si Church y Turing delimitaron el alcance lógico del cómputo, Cook delimitó su viabilidad material mediante la distinción entre las clases de complejidad (específicamente P y NP).

Su teorema de satisfacibilidad (el teorema de Cook–Levin) reveló que existen problemas que, aunque teóricamente solubles, poseen una estructura intrínseca que resiste cualquier intento de resolución eficiente. Juntas, las teorías de Turing y Cook muestran que los límites del conocimiento formal no son únicamente abstractos, sino también temporales y energéticos.

Problemas P y NP: definición formal, reducibilidad y significado epistemológico

La distinción entre las clases P y NP constituye uno de los pilares de la teoría de la complejidad computacional. La cuestión P vs. NP no se refiere a si un problema es computable en principio, sino a si puede resolverse eficientemente.

### Modelos formales y medida de complejidad

Sea una *Máquina de Turing* determinista  $M$ . Definimos el tiempo de ejecución  $TM(n)$  como el número máximo de pasos que  $M$  realiza sobre cualquier entrada de tamaño  $n$ .

Un algoritmo se considera eficiente si existe un polinomio  $p(n)$  tal que:

$$TM(n) \leq p(n)$$

para todo  $n$  suficientemente grande.

La elección del tiempo polinómico como criterio no es arbitraria. Las funciones polinómicas crecen de manera controlada y son estables bajo composición. En contraste, los tiempos exponenciales  $2^n$ ,  $n!$ , etc., crecen de manera explosiva y resultan intratables en la práctica.

### **Definición formal de P**

La clase P (Polynomial Time) se define como: El conjunto de lenguajes decidibles por una Máquina de Turing determinista en tiempo polinómico.

Formalmente:

$$P = \{L \mid \exists \text{ Máquina de Turing determinista } M \text{ tal que } M \text{ decide } L \text{ en tiempo } O(n^k)\}$$

para algún entero  $k \geq 1$ .

Los problemas en P son considerados tratables o eficientemente resolubles.

Ejemplos clásicos:

- Ordenamiento (MergeSort:  $O(n \log n)$ )
- Camino más corto en grafos (Dijkstra)
- Verificación de conectividad

### **Definición formal de NP**

La clase NP (Nondeterministic Polynomial Time) puede definirse de dos formas equivalentes.

Definición 1 (Máquina no determinista). NP es el conjunto de lenguajes decidibles en tiempo polinómico por una Máquina de Turing no determinista.

Definición 2 (Verificabilidad). NP es el conjunto de lenguajes para los cuales existe un verificador determinista en tiempo polinómico.

Un lenguaje  $L \in NP$  si existe un polinomio  $p(n)$  y una Máquina de Turing determinista  $V$  tal que:

$$x \in L \Leftrightarrow \exists y \text{ con } |y| \leq p(|x|) \text{ tal que } V(x, y) = 1.$$

Aquí:

·  $x$  es la instancia del problema.

$y$  es el certificado (o testigo).

$V$  verifica en tiempo polinómico que  $y$  es prueba válida de que  $x \in L$ .

Esta definición captura la intuición central: es posible verificar rápidamente una solución, aunque encontrarla pueda ser extremadamente difícil.

### **Relación entre P y NP**

De las definiciones anteriores se sigue inmediatamente que  $P \subseteq NP$ . La razón es directa: si un problema puede resolverse en tiempo polinómico mediante una Máquina de Turing determinista, entonces su solución puede verificarse en tiempo polinómico simplemente ejecutando el mismo algoritmo.

Formalmente, si  $L \in P$ , una Máquina de Turing determinista  $M$  lo decide en tiempo polinómico  $O(n^k)$ . Para adaptarlo al marco de verificación, basta definir un verificador  $V(x, y)$  que ignore el certificado  $y$  y simplemente ejecute  $M(x)$ . Como  $M$  opera en tiempo polinómico, la verificación también lo hace.

Por tanto, todo problema eficientemente resoluble es también eficientemente verificable.

Lo que permanece abierto no es si  $P=NP$ , sino si la inclusión es estricta. Es decir, si existen problemas cuya solución puede verificarse eficientemente pero no puede encontrarse eficientemente.

Esta pregunta constituye el núcleo del problema P vs. NP.

### Reducibilidad polinómica

Para comparar la dificultad de problemas, se introduce el concepto de reducción polinómica.

Sean A y B dos problemas de decisión. Decimos que  $A \leq_p B$  si existe una función computable en tiempo polinómico  $f$  tal que:

$$x \in A \Leftrightarrow f(x) \in B$$

Esto significa que cualquier instancia de A puede transformarse eficientemente en una instancia de B ( $A \leq_p B$ ). Si B puede resolverse eficientemente, entonces A también.

### NP-completitud

Un problema L es NP-completo si  $L \in NP$  y todo problema en NP se reduce a L en tiempo polinómico.

$$\forall L' \in NP, L' \leq_p L$$

El teorema de Cook–Levin (1971) demostró que el problema SAT (satisfacibilidad booleana) es NP-completo. Esto implica que, si existe un algoritmo polinómico para SAT, entonces  $P=NP$ .

### NP-hard

Un problema H es NP-hard si:

$$\forall L' \in NP, L' \leq_p H$$

La diferencia crucial es que no se exige que  $H \in NP$ . Un problema NP-hard puede no ser verificable en tiempo polinómico, o pertenecer a NP o incluso ser indecidible.

Ejemplos:

- La versión de optimización del TSP es NP-hard.
- El problema de parada es NP-hard y, además, indecidible.

La relación estructural es:

Si partimos de que  $NP\text{-completo} = NP \cap NP\text{-hard}$ , entonces todo NP-completo es NP-hard, pero no todo NP-hard es NP-completo.

La estructura jerárquica puede resumirse así:

- $P \rightarrow$  resoluble eficientemente.
- $NP \rightarrow$  verificable eficientemente.
- $NP\text{-completo} \rightarrow$  los más difíciles dentro de NP.
- $NP\text{-hard} \rightarrow$  al menos tan difíciles como NP, incluso fuera de NP.

La pregunta central hasta la fecha es si  $P=NP$ : es decir, ¿todo problema cuya solución puede verificarse eficientemente puede también resolverse eficientemente? Hasta la fecha, no se ha demostrado. El problema está catalogado como uno de los siete Millennium Prize Problems del Clay Mathematics Institute.

### **CONSECUENCIAS ESTRUCTURALES**

Si  $P=NP$ , entonces toda prueba verificable sería automáticamente descubrible. La brecha entre el arduo trabajo de descubrir una solución y la facilidad de verificarla desaparecería; hallar una respuesta sería tan automático como comprobarla. Hay que observar que existe una asimetría estructural entre descubrir y verificar, y la generación de soluciones puede requerir recursos exponenciales.

#### **Significado filosófico**

El problema P vs. NP no es solo técnico. Expresa una interrogación estructural:

- ¿Es el descubrimiento reducible a la verificación?
- Si  $P \neq NP$ , entonces existe una separación formal entre:
  - o Encontrar una verdad.
  - o Reconocer que es verdad.

Esta separación conecta directamente con la distinción godeliana entre verdad y demostrabilidad, aunque en un plano diferente: no lógico-axiomático, sino temporal-computacional.

La complejidad introduce así un límite operativo del conocimiento: no todo lo verdadero es alcanzable en tiempo razonable.

### **CIENCIA, INTELIGENCIA ARTIFICIAL Y SUS LÍMITES**

El ser humano es, por naturaleza, epistemológicamente miope. Para percibir y comprender la totalidad de su realidad requiere de la ciencia, un descubrimiento sistemático que históricamente se ha apoyado en herramientas (como el microscopio o el telescopio) que amplifican nuestra capacidad de observación. En la actualidad, la inteligencia artificial ocupa un lugar semejante en el plano cognitivo, extendiendo nuestra habilidad para procesar información y detectar patrones que de otro modo pasarían inadvertidos.

Desde esta perspectiva, la limitación del conocimiento humano no se reduce a los teoremas de Gödel. Es también una limitación temporal y energética. La inteligencia artificial no es solo un intento de replicar la lógica humana, sino un intento de burlar la complejidad mediante una forma de intuición artificial.

La complejidad algorítmica revela que los límites del conocimiento no son únicamente lógicos, sino también materiales. La computación es un proceso físico: consume energía, ocupa espacio y requiere tiempo. Existe, por tanto, una relación profunda entre termodinámica, tiempo y lógica, que conecta la computación con cuestiones metafísicas sobre la materia y el espíritu.

Cuando el cálculo exacto se vuelve demasiado costoso o directamente impracticable, la computación recurre a métodos probabilísticos. En este desplazamiento surge la inteligencia artificial moderna: no pretende resolver la complejidad estructural de los problemas, sino bordearla mediante aproximaciones heurísticas. Así puede producir respuestas útiles sin garantizar corrección formal ni exhaustividad, lo que la convierte en una herramienta poderosa, pero epistemológicamente limitada.

Todo lo anterior permite responder con mayor precisión a la pregunta sobre el papel de la IA en la ciencia. La actividad científica no puede reducirse al uso exclusivo de sistemas inteligentes, porque sus límites no son únicamente computacionales. La formulación

de problemas, la interpretación de resultados y la evaluación del significado de una teoría exceden lo algorítmico. La IA amplifica la capacidad científica, pero no la sustituye; es la lente, no el ojo. Opera estrictamente dentro de los márgenes establecidos por Church–Turing y por la teoría de la complejidad, avanzando solo hasta donde los recursos físicos y temporales lo permiten.

La limitación del conocimiento humano tampoco es únicamente lógica, como mostró Gödel, sino también temporal y material, como evidencia la complejidad computacional. En este sentido, la inteligencia artificial no representa una superación de dichos límites, sino una estrategia para operar dentro de ellos. Comprender esta distinción es crucial para una Ingeniería en Computación crítica, responsable y epistemológicamente informada.

Ahora bien, reconocer los límites de la formalización abre la puerta a una cuestión decisiva: ¿cómo se genera conocimiento cuando los algoritmos ya no bastan? Es en ese umbral, donde la precisión del cálculo se agota, donde emergen la ambigüedad, la intuición y el sentido común como dimensiones no formales que posibilitan la creación científica.

La creación de conocimiento no surge en condiciones de certeza absoluta ni dentro de marcos completamente definidos. Antes de toda formalización matemática, antes de todo algoritmo y antes de toda demostración, existe un espacio previo caracterizado por ambigüedad conceptual y por intuiciones que orientan la búsqueda. Este espacio no es una deficiencia: es la condición misma de posibilidad del descubrimiento.

Mientras los sistemas formales operan sobre problemas bien delimitados, la inteligencia humana puede habitar zonas de indeterminación, reinterpretar situaciones ambiguas y generar nuevas estructuras conceptuales. Comprender esta diferencia es esencial para evaluar los límites de la formalización y el alcance real de la inteligencia artificial.

### **Ambigüedad como condición epistemológica**

La ambigüedad puede definirse como la coexistencia de múltiples interpretaciones plausibles ante un mismo fenómeno. En el ámbito científico y tecnológico emerge cuando los conceptos disponibles resultan insuficientes para describir un problema. Lejos de constituir un defecto cognitivo, la ambigüedad cumple una función generativa: permite reformular preguntas, habilita analogías inesperadas y abre posibilidades conceptuales no previstas.

Antes de toda formalización matemática o computacional existe una fase preformal en la que los significados son inestables. Esta etapa no es eliminable; es constitutiva de la innovación. Operar en la ambigüedad significa situarse en la frontera del conocimiento.

Desde la epistemología de Karl Popper, este fenómeno puede interpretarse a través de la lógica de la conjetura y la refutación. Para Popper, el conocimiento no avanza por acumulación de certezas, sino por la formulación de hipótesis audaces expuestas a crítica. La ambigüedad es el espacio donde surgen las conjeturas: allí donde el marco conceptual vigente muestra tensiones o anomalías, el investigador propone nuevas explicaciones susceptibles de falsación.

Asimismo, Popper distinguió entre el mundo 1 (realidad física), el mundo 2 (estados mentales) y el mundo 3 (contenidos objetivos del conocimiento). La ambigüedad aparece en la interacción entre estos niveles: cuando los contenidos del mundo 3 (teorías, modelos, sistemas formales) ya no logran describir adecuadamente fenómenos del mundo 1, generando tensiones en el mundo 2 del investigador. Esa fricción epistemológica es el motor del progreso científico.

### **Intuición como facultad preformal**

La intuición es la capacidad de reconocer direcciones, patrones o estructuras sin un procedimiento explícito paso a paso. No constituye irracionalidad, sino una forma distinta de racionalidad orientada a la exploración conceptual.

En la tradición occidental:

En Platón, el *noûs* permite aprehender las Ideas.

En Descartes, la intuición es percepción clara y distinta previa a la deducción.

En Bergson, ofrece acceso directo al devenir, más allá de categorías rígidas.

En el siglo XX, Kurt Gödel sostuvo que la mente humana puede “ver” ciertas verdades matemáticas no derivables dentro de un sistema axiomático cerrado. Con ello sugirió que la comprensión no se reduce a manipulación sintáctica.

Desde una perspectiva popperiana, la intuición cumple la función de generar hipótesis creativas. Popper fue explícito al señalar que el origen psicológico de una teoría es

irrelevante para su validez lógica; lo decisivo es su sometimiento a crítica. Sin embargo, reconocía que las teorías surgen mediante actos imaginativos que no obedecen a reglas formales. La intuición no demuestra, pero orienta la búsqueda y anticipa nuevas posibilidades de estructuración teórica.

Un rasgo distintivo de la inteligencia humana es su capacidad de crear problemas. Los sistemas formales requieren especificaciones precisas; la intuición, en cambio, detecta tensiones conceptuales, reformula preguntas y transforma el marco interpretativo. Allí donde un sistema encuentra una proposición indecidible, el matemático puede ampliar axiomas o redefinir el sistema. No se trata de violar límites formales, sino de operar en un nivel metateórico.

#### **INTELIGENCIA ARTIFICIAL Y GESTIÓN PROBABILÍSTICA DE LA AMBIGÜEDAD**

La inteligencia artificial contemporánea aborda la ambigüedad de modo distinto: no la habita como espacio epistemológico, sino que la gestiona mediante probabilidades.

En modelos de lenguaje y aprendizaje automático:

La ambigüedad se traduce en distribuciones estadísticas.

Se selecciona la opción más probable.

Se optimiza una función objetivo.

El procedimiento puede producir resultados coherentes y útiles, pero no implica comprensión semántica ni creación conceptual en sentido fuerte. Desde el criterio popperiano de falsabilidad, estos sistemas no formulan teorías susceptibles de refutación autónoma; ajustan parámetros para minimizar error. Su dinámica es adaptativa, no crítica en sentido epistemológico.

La diferencia puede sintetizarse así:

La heurística computacional maximiza eficacia dentro de un espacio definido.

La intuición humana redefine el espacio mismo.

Confundir ambos niveles conduce a sobreestimar la naturaleza epistémica de la IA.

### **El límite del sentido común**

El razonamiento formal constituye solo la capa explícita de la cognición. Bajo ella opera el sentido común: un conjunto de supuestos implícitos sobre el mundo físico y social adquiridos sin instrucción formal. Este trasfondo permite gestionar contexto y relevancia sin enumerar reglas explícitas.

La dificultad de formalizar este trasfondo implícito no es meramente técnica, sino estructural. Cuando se intenta traducir el sentido común a reglas explícitas, emergen límites que revelan la distancia entre el razonamiento simbólico y la comprensión situada. Diversas formulaciones en filosofía y en inteligencia artificial han mostrado que aquello que parece más evidente para el ser humano resulta, paradójicamente, lo más difícil de mecanizar.

### **El Problema del Marco**

En 1969, John McCarthy y Patrick Hayes formularon el “Problema del Marco”. En lógica clásica, describir un cambio exige especificar también todo lo que no cambia. Dado que los hechos irrelevantes son virtualmente infinitos, la formalización exhaustiva resulta impracticable. El límite no es meramente computacional, sino representacional.

### **La Paradoja de Moravec**

La llamada Paradoja de Moravec, asociada a Hans Moravec y Marvin Minsky, sostiene que es relativamente sencillo automatizar tareas lógico-abstractas complejas, pero extraordinariamente difícil replicar habilidades perceptivas y sensoriomotoras básicas.

El razonamiento formal es evolutivamente reciente; el sentido común está profundamente encarnado en la historia biológica. La IA intenta compensar esta ausencia mediante cómputo masivo, pero sin experiencia corporal directa.

### **Conocimiento tácito y crítica fenomenológica**

Hubert Dreyfus argumentó que la inteligencia humana es actividad situada, no mera manipulación simbólica. En línea con Michael Polanyi, distinguió entre conocimiento explícito y conocimiento tácito: sabemos más de lo que podemos decir.

El conductor experto no calcula ecuaciones físicas; actúa desde una comprensión encarnada. Este tipo de saber resiste formalización completa y plantea desafíos incluso para el aprendizaje profundo, que infiere regularidades estadísticas sin acceder a experiencia causal directa.

### **Semántica distribucional y fragilidad estructural**

Los modelos de lenguaje actuales poseen una semántica distribucional sofisticada: capturan correlaciones contextuales. Sin embargo, carecen de semántica referencial plena; no poseen un modelo ontológico del mundo físico. Su “sentido común” es estadístico, no experiencia.

Desde una perspectiva popperiana, puede afirmarse que estos sistemas no participan del proceso crítico que caracteriza al crecimiento del conocimiento. No proponen teorías arriesgadas que puedan ser refutadas; optimizan correlaciones. Por ello, en entornos abiertos muestran fragilidad estructural.

### **Implicaciones para la formación en Ingeniería en Computación**

Si la educación en ingeniería se limita al dominio técnico de algoritmos, se corre el riesgo de reducir la inteligencia profesional a ejecución procedimental. Una formación integral debe cultivar:

- Capacidad de formular problemas.
- Sensibilidad ante ambigüedades.
- Juicio crítico (en sentido popperiano).
- Creatividad conceptual.
- Reconocimiento de límites formales.

En un contexto donde la resolución técnica puede delegarse parcialmente a sistemas computacionales, la competencia decisiva no es solo programar soluciones, sino criticar supuestos, redefinir marcos y proponer nuevas conjeturas.

-La automatización no elimina la intuición; la vuelve más valiosa.

-La ambigüedad no es una falla del conocimiento: es su punto de partida.

### **LA HEURÍSTICA COMO NÚCLEO OPERATIVO DE LA INTELIGENCIA ARTIFICIAL**

La inteligencia artificial contemporánea no constituye un sistema unificado de razonamiento lógico exhaustivo, sino un conjunto de enfoques heurísticos diseñados para abordar problemas cuya complejidad hace inviable el uso de algoritmos exactos. En todos los casos,

se sacrifica exhaustividad y garantía formal a cambio de viabilidad práctica. La heurística no es un elemento secundario de la IA: es su principio operativo fundamental, tal como:

### **Aprendizaje profundo y redes neuronales**

Las redes neuronales no razonan mediante reglas explícitas, sino que ajustan parámetros a partir de datos mediante optimización aproximada. Métodos como el descenso por gradiente permiten encontrar soluciones suficientemente buenas en espacios de altísima dimensionalidad, sin garantía de optimalidad. Desde el punto de vista epistemológico, producen modelos predictivos más que explicaciones semánticas.

### **Máquinas de vectores de soporte**

Aunque formalmente rigurosas, las máquinas de vectores soporte (SVM, por sus siglas en inglés) dependen de decisiones heurísticas como la elección del kernel y los parámetros de regularización. La proyección a espacios de mayor dimensión es una estrategia geométrica eficaz, pero no implica comprensión del dominio.

### **Métodos probabilísticos y redes bayesianas**

Las redes bayesianas y los modelos gráficos probabilísticos introducen razonamiento bajo incertidumbre estructurada. Si bien se apoyan en fundamentos matemáticos sólidos, la inferencia exacta suele ser computacionalmente intratable, por lo que se emplean aproximaciones como muestreo Monte Carlo o inferencia variacional. La gestión de la incertidumbre es, nuevamente, heurística en la práctica.

### **Aprendizaje por refuerzo**

El aprendizaje por refuerzo modela agentes que interactúan con un entorno mediante recompensas. Problemas como la exploración versus explotación, la estimación de funciones de valor o el aprendizaje de políticas óptimas se resuelven mediante aproximaciones sucesivas. En entornos complejos, las soluciones exactas son inviables, por lo que predominan métodos heurísticos y aproximados.

### **Algoritmos genéticos y computación evolutiva**

Inspirados en la evolución biológica, estos métodos exploran espacios de soluciones mediante selección, mutación y recombinación. Son útiles en problemas complejos o NP-difíciles, pero carecen de garantía de optimalidad y dependen de configuraciones heurísticas como la función de aptitud.

### **Árboles de decisión y bosques aleatorios**

La construcción de árboles de decisión se basa en criterios heurísticos como ganancia de información o reducción de impureza. Los bosques aleatorios incorporan aleatoriedad para mejorar robustez, distribuyendo el sesgo sin eliminarlo.

### **Sistemas expertos**

Basados en reglas “si-entonces”, los sistemas expertos codifican conocimiento práctico en forma heurística. Su eficacia depende de la calidad de las reglas y de mecanismos de inferencia restringidos que evitan la explosión combinatoria.

### **Prolog y razonamiento lógico**

Aunque la lógica de predicados ofrece rigor formal, su aplicación computacional completa es frecuentemente intratable o indecidible. Por ello, lenguajes como *Prolog* emplean búsqueda en profundidad, retroceso y poda heurística. El resultado no es generación de conocimiento en sentido epistemológico fuerte, sino nuevas inferencias dentro de un marco previamente definido.

## **HEURÍSTICA Y PRODUCCIÓN DE CONOCIMIENTO EN INTELIGENCIA ARTIFICIAL**

Aunque la inteligencia artificial contemporánea proyecta la ilusión de originar conocimiento, su mecanismo subyacente es estrictamente combinatorio y aproximativo. Su innovación es exclusivamente operacional: el algoritmo no transforma el horizonte del problema, sino que optimiza las respuestas dentro de un límite lógico ya establecido. Hacer explícito este límite es crucial para evitar interpretaciones desproporcionadas sobre la creatividad de las máquinas. En esencia, la heurística algorítmica logra una extraordinaria eficacia técnica sin requerir comprensión fenomenológica alguna. A continuación, se examinan los modelos de lenguaje como ejemplos prácticos de esta arquitectura.

### **Watson y la heurística analítica**

Los sistemas emblemáticos de inteligencia artificial, como el IBM Watson original y los modernos modelos de lenguaje, constituyen ejemplos claros de cómo la heurística gestiona la complejidad, aunque lo hacen desde paradigmas radicalmente distintos.

Watson (específicamente la arquitectura DeepQA de 2011) representa la heurística analítica y de recuperación. Su funcionamiento no consistía en “imaginar” una respuesta, sino en descomponer el lenguaje natural para generar cientos de hipótesis y buscar evi-

dencia factual en corpus no estructurados. Watson operaba como un sistema experto probabilístico: ante una interrogante, ejecutaba múltiples algoritmos de búsqueda en paralelo y aplicaba un sistema de puntuación (*scoring*) para determinar qué respuesta tenía mayor respaldo documental.

Desde una perspectiva epistemológica, Watson no creaba conocimiento nuevo; su heurística consistía en navegar eficientemente por el conocimiento existente. Su objetivo era la precisión fáctica: priorizaba encontrar la “aguja en el pajar” de la información correcta, cuantificando la incertidumbre de cada candidato. Cuando la complejidad del dominio impedía una deducción lógica pura, Watson recurría a la estadística para elegir la opción con mayor evidencia, actuando como un juez que valora pruebas, no como un autor que escribe un texto.

### **ChatGPT y la heurística generativa (Transformers)**

Los grandes modelos de lenguaje (LLM's, por sus siglas en inglés) como *ChatGPT*, *Gemini* o *DeepSeek* representan un cambio de paradigma hacia la heurística generativa. A diferencia de Watson, estos sistemas no buscan respuestas en una base de datos; las construyen desde cero.

Basados en la arquitectura Transformer y el mecanismo de atención, estos modelos operan bajo un principio estrictamente estadístico y sintáctico: predecir la siguiente pieza de información (token) más probable dada una secuencia previa. No “saben” hechos en el sentido en que Watson accedía a una enciclopedia; “saben” qué palabras suelen ir juntas en un contexto determinado.

Aquí radica la diferencia crucial: mientras Watson aplicaba heurísticas para verificar la verdad, *ChatGPT* aplica heurísticas para simular la coherencia. Su “razonamiento” es una recombinación eficiente de patrones lingüísticos aprendidos durante el entrenamiento. Esto explica por qué pueden ser extremadamente creativos, pero también propensos a la “alucinación”: para el modelo, una mentira bien estructurada sintácticamente es tan válida como una verdad, pues su función objetivo es la verosimilitud, no la facticidad.

### **Heurística, límites y la necesidad de supervisión**

Tanto el enfoque analítico de Watson como el generativo de *ChatGPT* ponen de manifiesto una característica esencial de la computación heurística: su dependencia de criterios externos de validación.

En Watson, el límite era la base de conocimiento: si la respuesta no estaba en sus documentos, no podía inferirla. En *ChatGPT*, el límite es la semántica: el modelo manipula símbolos con una destreza sobrehumana, pero carece de comprensión del mundo real o de la noción de verdad.

Esta limitación estructural confirma que la IA contemporánea no sustituye el juicio humano, sino que lo amplifica. La *alucinación* en los modelos generativos no es un error de programación, sino una consecuencia directa de su naturaleza probabilística. Por tanto, la supervisión humana se vuelve indispensable, no solo para corregir errores, sino para aportar la dimensión semántica y ética que ninguna heurística computacional, por sofisticada que sea, puede simular por sí misma.

#### **El entrenamiento humano como fundamento oculto de la heurística en la inteligencia artificial contemporánea**

La inteligencia artificial actual no es autónoma en sentido fuerte. Los modelos de lenguaje y los sistemas de visión computacional dependen de una infraestructura sistemática de intervención humana conocida como aprendizaje por refuerzo a partir de retroalimentación humana (RLHF) y de procesos masivos de etiquetado y moderación. Esta dependencia es estructural y tiene implicaciones técnicas, epistemológicas y éticas profundas.

Tras el preentrenamiento, un modelo es solo un predictor estadístico. No distingue verdad, daño o pertinencia; optimiza probabilidades. Su aparente *criterio* surge de sucesivas capas de filtraje humano tanto en lenguaje como en imágenes.

En modelos de lenguaje, personas entrenadas:

- Redactan respuestas modelo (afinamiento supervisado).
- Clasifican respuestas según utilidad, veracidad y seguridad.
- Identifican contenidos problemáticos en procesos de red teaming.

En sistemas de visión artificial, trabajadores:

- Etiquetan millones de imágenes (rostros, objetos, gestos, escenas).
- Clasifican contenido violento, sexual o traumático.

-Determinan qué debe bloquearse o permitirse en plataformas digitales.

Este filtraje no es accesorio: constituye el corazón normativo del sistema. La heurística de la IA es una formalización estadística del juicio humano agregado.

Sin embargo, este proceso descansa en lo que Mary L. Gray denomina ghost work: trabajo digital invisible y precarizado. Gran parte de estas tareas se externaliza a países como India, Kenia, Uganda y Filipinas, donde los salarios son bajos y la regulación laboral limitada. Allí, miles de trabajadores revisan texto e imágenes potencialmente perturbadoras para entrenar filtros de contenido y modelos de moderación.

El impacto sobre el individuo es significativo. Diversas investigaciones han documentado exposición prolongada a violencia explícita, abuso sexual, discursos de odio y material traumático. Este trabajo puede generar estrés postraumático, ansiedad y desgaste emocional. Paradójicamente, para que la IA “proteja” al usuario final, alguien debió enfrentar primero aquello que el sistema aprende a bloquear.

Además, el alineamiento cultural impuesto por empresas tecnológicas “mayoritariamente occidentales” introduce una homogeneización normativa global. Los trabajadores deben evaluar contenido según criterios definidos corporativamente, lo que reproduce asimetrías económicas y culturales. La inteligencia artificial aparece como neutral, pero su marco ético es resultado de decisiones humanas situadas.

Aunque se exploran sistemas de supervisión automática entre IAs, el ser humano sigue siendo indispensable: para interpretar ambigüedades, contextualizar imágenes, detectar ironía o decidir qué es normativamente aceptable. Estas decisiones no son meramente técnicas; son sociales y filosóficas.

En consecuencia, la IA contemporánea es un sistema socio-técnico híbrido sostenido por trabajo humano intenso y frecuentemente precarizado. Su heurística no reemplaza la inteligencia humana; la reorganiza, la agrega y la oculta tras una interfaz automatizada. Reconocer esta dimensión permite comprender no solo sus límites técnicos, sino también los costos humanos y las desigualdades globales que sostienen su funcionamiento.

### **Inteligencia artificial y el problema del reduccionismo**

El desarrollo contemporáneo de la inteligencia artificial ha reactivado una aspiración clásica de la ciencia: explicar fenómenos complejos reduciéndolos a componentes formales

y computables. En el discurso actual, esta aspiración adopta la forma de una equivalencia entre inteligencia humana y procesamiento algorítmico suficientemente complejo.

El reduccionismo ha sido metodológicamente fecundo. Sin embargo, aplicado sin matices al estudio de la inteligencia, corre el riesgo de confundir desempeño funcional con comprensión, y simulación con explicación.

#### El reduccionismo como estrategia y sus límites

Reducir implica explicar fenómenos de nivel superior a partir de procesos más elementales. En ingeniería, programar es precisamente descomponer lo complejo en operaciones ejecutables.

No obstante, la propia historia de la lógica y la computación ha mostrado límites estructurales: los teoremas de incompletitud, la tesis de Church–Turing y la teoría de la complejidad indican que no todo puede formalizarse, decidirse o resolverse eficientemente. Estos límites cuestionan la idea de que la inteligencia sea completamente reducible a mecanismos computacionales. Un ejemplo se observa en:

#### El caso de Geoffrey Hinton

Geoffrey Hinton, figura central del aprendizaje profundo y Premio Turing 2018, impulsó el desplazamiento del enfoque simbólico hacia el conexionismo estadístico. Bajo esta perspectiva, si se replica el ajuste sináptico a gran escala, la inteligencia emergería del aprendizaje distribuido.

El éxito técnico de este paradigma es indiscutible. Sin embargo, al escalar hacia problemas abiertos, aparecen tensiones:

Desempeño vs. comprensión: superar a humanos en tareas específicas no implica entender el dominio.

Opacidad: sistemas con miles de millones de parámetros carecen de explicabilidad transparente.

Alineación: valores y normas humanas no se traducen sin pérdida a funciones matemáticas.

## El giro existencial y sus críticas

En años recientes, Hinton ha advertido sobre riesgos existenciales asociados a una posible superinteligencia. Su propuesta —dotar a la IA de un análogo funcional a la empatía o al “instinto maternal”— revela una fisura en el reduccionismo inicial: reconoce que la mera optimización estadística no garantiza control ético.

Esta postura ha sido cuestionada por investigadores como Yann LeCun, Timnit Gebru y Emily Bender, quienes señalan:

-La falacia de la agencia: las redes neuronales optimizan funciones; no poseen deseos ni voluntad.

-La inviabilidad de traducir procesos biológicos complejos (como la empatía) en simples métricas de optimización.

-El riesgo de distraer la atención de problemas actuales: sesgos, concentración de poder y explotación laboral.

## Reduccionismo y paralelismo histórico

El entusiasmo por una arquitectura unificada recuerda el proyecto neopositivista de una ciencia completamente formalizada. Al igual que aquel programa encontró límites internos en la lógica misma, el aprendizaje profundo enfrenta hoy tensiones similares: la semántica, los valores y el contexto no emergen automáticamente de la sintaxis estadística.

## La IA como sistema socio-técnico

El reduccionismo es una herramienta poderosa de ingeniería, pero insuficiente como marco filosófico total. Diseñar sistemas inteligentes no es solo optimizar funciones, sino asumir responsabilidades éticas y sociales.

Comprender la IA más allá del reduccionismo no implica rechazar la computación, sino situarla en su justa dimensión: una tecnología potente pero limitada, cuyo sentido depende del contexto humano que la diseña, la entrena y la gobierna. Para la Ingeniería en Computación, esta conciencia es condición de una práctica técnicamente sólida y socialmente responsable.

### **La inteligencia artificial en perspectiva filosófica intercultural**

La inteligencia artificial no es simplemente una innovación técnica, sino la manifestación histórica de la racionalidad lógico-analítica occidental, cuya arquitectura descansa en la formalización matemática y la optimización estadística. Desde esta tradición, la inteligencia se define como la capacidad de operar sobre representaciones mediante reglas explícitas; un paradigma que la computación y el aprendizaje automático prolongan al medir la eficacia en términos de rendimiento algorítmico.

Sin embargo, otras tradiciones filosóficas demuestran que esta concepción no agota la experiencia humana. Dimensiones como la comprensión situada, la intuición y la experiencia encarnada revelan que conocer no es solo representar datos, sino habitar el mundo de manera significativa. Desde una mirada intercultural, la IA carece de interioridad consciente y experiencia vivida; se consolida como una potente herramienta de cálculo, pero no se constituye como un sujeto.

Reconocer este origen situado no disminuye el valor de la tecnología, sino que delimita su alcance real, evitando tanto su absolutización como su rechazo infundado. Al contextualizar la computación en lugar de relativizarla, se abre el espacio para una integración crítica que aproveche la escala y precisión de la IA sin reducir la vida humana a un sistema optimizable.

### **La fase adolescente de la tecnología: aceleración y responsabilidad**

Si la mecanización industrial alteró ritmos laborales y estructuras económicas, la inteligencia artificial modifica ahora los ritmos cognitivos. La aceleración es el rasgo distintivo de esta etapa: la IA acorta ciclos de investigación científica, automatiza tareas intelectuales complejas y reorganiza mercados globales en lapsos históricamente inéditos. La infraestructura computacional amplifica decisiones a escala planetaria en milisegundos. Sin embargo, la deliberación normativa, la regulación jurídica y la formación profesional avanzan con mayor lentitud. Se configura así una asimetría estructural entre potencia técnica y madurez institucional.

Esta tensión no implica que la tecnología haya escapado a todo control, sino que su dinamismo exige nuevas formas de responsabilidad. La automatización no elimina la intervención humana; la desplaza. Cada sistema implementado traduce supuestos epistemológicos, prioridades económicas y criterios normativos definidos por diseñadores, organizaciones y contextos culturales específicos. La aparente neutralidad algorítmica encubre decisiones

previas incorporadas en arquitecturas de datos, métricas de optimización y umbrales de clasificación.

La adolescencia tecnológica se manifiesta precisamente en esta combinación de enorme capacidad operativa y fragilidad en los marcos de orientación. El riesgo no radica en la existencia de la inteligencia artificial, sino en su integración acrítica. Confundir eficiencia con legitimidad, capacidad con sabiduría o velocidad con progreso constituye el error característico de esta etapa histórica.

Desde el punto de vista formativo, la respuesta no consiste en frenar la innovación, sino en ampliarla reflexivamente. La educación en ingeniería y computación —particularmente en programas que forman desarrolladores de sistemas inteligentes— debe superar la lógica instrumental y ofrecer una comprensión clara de los alcances y límites del cálculo. Esto implica distinguir con precisión entre:

-Ámbitos donde la formalización algorítmica ofrece ventajas decisivas de escala, consistencia y precisión.

-Ámbitos donde el juicio prudencial, la interpretación contextual y la deliberación ética no pueden delegarse sin pérdida sustantiva.

-La madurez tecnológica no significará reducir la experiencia humana al modelo computacional, sino integrar la potencia del cálculo dentro de un horizonte más amplio de sentido y responsabilidad. La inteligencia artificial intensifica la racionalidad formal; no sustituye la totalidad de la razón humana.

En este tránsito, la adolescencia no constituye una anomalía, sino una fase histórica previsible en todo proceso de expansión técnica acelerada. Superarla no dependerá exclusivamente de innovaciones técnicas, sino de una consolidación cultural capaz de articular poder y prudencia. Solo entonces la expansión computacional podrá desplegarse sin pretender ocupar el lugar del juicio humano que, paradójicamente, la hace posible.

## CONCLUSIONES

El análisis desarrollado sostiene una tesis central: la inteligencia artificial contemporánea no representa la superación de los límites del conocimiento formal, sino su despliegue heurístico más sofisticado dentro de fronteras previamente establecidas. Los teoremas de

Gödel, la tesis de Church-Turing y la teoría de la complejidad configuran una arquitectura de restricciones lógicas, computacionales y materiales insoslayables. En particular, la asimetría estructural de P vs NP demuestra que verificar una solución es cualitativamente distinto a descubrirla. La IA opera estrictamente dentro de estas fronteras; gestiona la complejidad mediante aproximaciones estadísticas útiles, pero no trasciende los límites de lo computable ni resuelve la intratabilidad fundamental.

Frente a esta racionalidad algorítmica, la creación genuina de conocimiento exige un espacio preformal de indeterminación conceptual. Mientras la IA optimiza variables dentro de marcos definidos, la inteligencia humana utiliza la intuición y el sentido común para redefinir problemas, gestionar la ambigüedad y ampliar horizontes teóricos. La tecnología puede simular coherencia, pero carece de interioridad y experiencia situada, por lo que amplifica nuestra capacidad analítica sin poder sustituir jamás la totalidad cognitiva y creativa humana.

Desde la perspectiva educativa, y frente a la actual fase de aceleración y adolescencia tecnológica, la formación en Ingeniería en Computación debe dar un giro radical. El núcleo formativo ya no puede reducirse a la ejecución mecánica de algoritmos, sino que debe priorizar competencias inautomatizables: la formulación crítica de problemas, la evaluación ética y el diseño de sistemas socio-técnicos responsables. En última instancia, la lección de la computación teórica no es renunciar al formalismo, sino comprender su verdadero alcance: la teoría nos dice qué es posible; la práctica nos dice qué es viable; la sabiduría está en entender ambas sin reducir una a la otra. En esa intersección se sitúa el futuro de la ingeniería.

## REFERENCIAS

- Amazon Web Services. (2025). *¿Qué es el RLHF?* <https://aws.amazon.com/es/what-is/reinforcement-learning-from-human-feedback/>
- Amodei, D. (2026). *The adolescence of technology: Confronting and overcoming the risks of powerful AI.* <https://www.darioamodei.com/essay/the-adolescence-of-technology>
- Belagatti, P. (2025). *Transformers explained: The secret behind ChatGPT and modern AI!* LinkedIn. <https://www.linkedin.com/pulse/transformers-explained-secret-behind-chatgpt-modern-ai-belagatti-pmtsc/>
- Dreyfus, H. L. (1992). *What computers still can't do: A critique of artificial reason.* MIT Press.

- Feferman, S., et al. (Eds.). (1995). *Gödel, K. Collected works: Volume III: Unpublished essays and lectures*. Oxford University Press.
- Foqum. (2025). *Heurística*. <https://foqum.io/es/termino/heuristica/>
- IBM. (2025). *IBM Watson a watsonx*. <https://www.ibm.com/mx-es/watson>
- Iporre, N. (2025). El “padre de la IA” advierte sobre los peligros de esta tecnología: “Solo hay un camino para sobrevivir”. *LATERCERA*. <https://www.latercera.com/tendencias/noticia/el-padre-de-la-ia-advierte-sobre-los-peligros-de-esta-tecnologia-solo-hay-un-camino-para-sobrevivir/>
- LeCun, Y., Bengio, Y., & Hinton, G. (2015). Deep learning. *Nature*, 436–444.
- Luna, E. G. (2004). El concepto de sentido común en la epistemología de Karl Popper. *Signos Filosóficos*, 131–144.
- Triglia, A. (2015). *Heurísticos: los atajos mentales del pensamiento humano. Una respuesta rápida y cómoda a una pregunta compleja*. <https://psicologiyamente.com/inteligencia/heurísticos-atajos-mentales-pensamiento>
- Russell, S. (2021). *Artificial intelligence: A modern approach*. Global Edition.
- Stadler, F. (2015). *The Vienna Circle: Studies in the origins, development, and influence of logical empiricism*. Springer.
- Stanford Encyclopedia of Philosophy Archive. (2019). *Hilbert’s program*. <https://plato.stanford.edu/archives/fall2019/entries/hilbert-program/>
- Stanford Encyclopedia of Philosophy. (2016). *Computational complexity theory*. <https://plato.stanford.edu/entries/computational-complexity/>
- Stanford Encyclopedia of Philosophy. (2018). *Artificial intelligence*. <https://plato.stanford.edu/entries/artificial-intelligence/>
- Stanford Encyclopedia of Philosophy. (2023). *The Church–Turing thesis*. <https://plato.stanford.edu/entries/church-turing/>
- Stanford Encyclopedia of Philosophy. (2024). *Intuition*. <https://plato.stanford.edu/entries/intuition/>
- Stanford Encyclopedia of Philosophy. (2024). *Leibniz’s influence on 19th century logic*. <https://plato.stanford.edu/entries/leibniz-logic-influence/>
- Stanford Encyclopedia of Philosophy. (2025). *Ramon Llull*. <https://plato.stanford.edu/entries/llull/>
- Villanueva, I., Bobinac, T., Yao, B., Hu, J., & Kaiping Chen. (2025). AI as a deliberative partner fosters intercultural empathy for Americans but fails for Latin American participants. *Computer Science*, 2. <https://arxiv.org/abs/2504.13887>



**INTELIGENCIA ARTIFICIAL**  
**EXPERIENCIAS Y REFLEXIONES**  
**SOBRE LA INVESTIGACIÓN EDUCATIVA**



**Trans**  
**digital**  
editorial