

**UNIVERSIDAD POPULAR AUTÓNOMA
DEL ESTADO DE PUEBLA**

Facultad de Educación

Maestría en Pedagogía

**Análisis Comparativo de Políticas Públicas sobre
Educación en Inteligencia Artificial: Un Estudio de
12 Países y 4 Organismos Internacionales mediante
Análisis Semántico y Visualización Interactiva**

Tesis que para obtener el grado de
Maestro en Pedagogía
presenta:

Hesus García Cobos

Director de tesis:
Por confirmar

Dedicatoria pendiente.

Agradecimientos

Agradecimientos pendientes.

Resumen

La integración de la inteligencia artificial (IA) en los sistemas educativos es un reto que los gobiernos nacionales y los organismos internacionales abordan mediante políticas públicas heterogéneas. Esta investigación analiza 14 documentos de política sobre IA y educación de tres regiones (Europa, Américas y Asia-Pacífico) y dos organismos internacionales (UNESCO, Foro Económico Mundial), empleando un enfoque mixto que combina lectura comparativa cualitativa con análisis semántico computacional. Se desarrolló un pipeline basado en embeddings multilingües (paraphrase-multilingual-MiniLM-L12-v2) y ChromaDB que procesó 5,120 fragmentos de texto, generó una matriz de similitud coseno entre documentos y puntuó cada política en siete dimensiones: gobernanza, currículo, formación docente, infraestructura, ética, investigación y equidad.

Los resultados muestran que la orientación estratégica de una política predice mejor su contenido semántico que su ubicación geográfica. Se identificaron dos clusters: uno de estrategias tecnológicas (predominantemente asiáticas) y otro de estrategias integrales (transregional). Las políticas iberoamericanas (España, Brasil, Colombia) presentaron la mayor similitud del corpus (0.925–0.965), mientras que el EU AI Act se aisló como outlier por su naturaleza legislativa. La formación docente emergió como la dimensión con mayor brecha entre discurso e implementación concreta. A partir de los hallazgos se formulan orientaciones para una futura política mexicana de IA educativa.

Palabras clave: inteligencia artificial, educación, políticas públicas, análisis comparativo, procesamiento de lenguaje natural, análisis semántico, ChromaDB

Abstract

The integration of artificial intelligence (AI) into education systems is a challenge that governments and international organizations address through heterogeneous public policies. This study analyzes 14 AI education policy documents from three regions (Europe, the Americas, and Asia-Pacific) and two international organizations (UNESCO, World Economic Forum), using a mixed-methods approach that combines qualitative comparative reading with computational semantic analysis. A pipeline based on multilingual embeddings (paraphrase-multilingual-MiniLM-L12-v2) and ChromaDB processed 5,120 text fragments, generated a cosine similarity matrix between documents, and scored each policy across seven dimensions: governance, curriculum, teacher training, infrastructure, ethics, research, and equity.

Results show that a policy's strategic orientation better predicts its semantic content than its geographic location. Two clusters were identified: technology-focused strategies (predominantly Asian) and comprehensive strategies (cross-regional). Ibero-American policies (Spain, Brazil, Colombia) exhibited the highest similarity in the corpus (0.925–0.965), while the EU AI Act was isolated as an outlier due to its legislative nature. Teacher training emerged as the dimension with the greatest gap between policy discourse and concrete implementation. Based on these findings, guidelines are proposed for a future Mexican AI education policy.

Keywords: artificial intelligence, education, public policy, comparative analysis, natural language processing, semantic analysis, ChromaDB

Índice general

Agradecimientos	II
Resumen	III
Abstract	IV
1. Planteamiento del Problema	1
1.1. Descripción de la Problemática	1
1.2. Propósito	3
1.3. Objetivo General y Objetivos Específicos	4
1.3.1. Objetivo general	4
1.3.2. Objetivos específicos	4
1.4. Preguntas de Investigación	5
1.4.1. Pregunta central	5
1.4.2. Preguntas derivadas	5
1.5. Justificación	5
1.5.1. Justificación pedagógica	5
1.5.2. Justificación política	6
1.5.3. Justificación metodológica	7
1.6. Alcances y Limitaciones	8
1.6.1. Alcances	8
1.6.2. Limitaciones	9
2. Marco Teórico	10
2.1. Políticas Públicas Educativas	10
2.1.1. Definición y tipología	10
2.1.2. Transferencia y difusión de políticas educativas	11
2.2. Inteligencia Artificial en Educación	12
2.2.1. Definiciones operativas de IA	12
2.2.2. Alfabetización en IA (<i>AI Literacy</i>)	12
2.2.3. IA como contenido curricular y como herramienta pedagógica	13
2.3. Marcos Internacionales	14
2.3.1. UNESCO: Consenso de Beijing y marcos posteriores	14

2.3.2.	OCDE: Principios de IA y recomendaciones educativas	14
2.3.3.	Foro Económico Mundial: habilidades del futuro	15
2.3.4.	Banco Mundial: IA y desarrollo educativo	15
2.4.	Análisis Comparativo de Políticas Educativas	16
2.4.1.	Tradición de la educación comparada	16
2.4.2.	Métodos de análisis comparativo de políticas	16
2.5.	Procesamiento de Lenguaje Natural como Herramienta de Investigación Pedagógica	17
2.5.1.	Embeddings y representación semántica de textos	17
2.5.2.	Bases de datos vectoriales y ChromaDB	18
2.5.3.	Aplicaciones de PLN en investigación educativa	18
3.	Marco Contextual	20
3.1.	Panorama Global	20
3.2.	Europa	21
3.2.1.	Unión Europea	21
3.2.2.	España	21
3.2.3.	Francia	22
3.2.4.	Alemania	22
3.2.5.	Finlandia	23
3.2.6.	Estonia	23
3.3.	Américas	24
3.3.1.	Estados Unidos	24
3.3.2.	Canadá	24
3.3.3.	México	25
3.3.4.	Brasil	25
3.3.5.	Chile	26
3.3.6.	Colombia	26
3.4.	Asia-Pacífico	27
3.4.1.	China	27
3.4.2.	Japón	27
3.4.3.	Corea del Sur	28
3.4.4.	Singapur	28
3.4.5.	India	29
3.4.6.	Australia	29
3.5.	Síntesis Comparativa Preliminar	30
4.	Metodología	32

4.1.	Enfoque de la Investigación	32
4.1.1.	Paradigma interpretativo con apoyo computacional	32
4.1.2.	Investigación documental comparativa	33
4.2.	Corpus Documental	33
4.2.1.	Criterios de selección	33
4.2.2.	Procedimiento de recopilación	34
4.2.3.	Preprocesamiento de textos	35
4.3.	Marco Analítico: Dimensiones de Comparación	35
4.4.	Herramienta de Análisis Semántico	37
4.4.1.	Modelo de embeddings	37
4.4.2.	Almacenamiento vectorial con ChromaDB	37
4.4.3.	Cálculo de similitud semántica	37
4.5.	Procedimiento de Análisis	39
4.5.1.	Fase cualitativa: lectura y codificación	39
4.5.2.	Fase computacional: análisis semántico	39
4.5.3.	Triangulación de resultados	40
4.6.	Consideraciones Éticas	41
4.7.	Visualización Interactiva	41
5.	Resultados y Discusión	43
5.1.	Resultados por Dimensión de Análisis	43
5.1.1.	Gobernanza y regulación	43
5.1.2.	Currículo e integración educativa	44
5.1.3.	Formación docente	44
5.1.4.	Infraestructura y acceso	45
5.1.5.	Ética y valores	45
5.1.6.	Investigación e innovación	46
5.1.7.	Equidad e inclusión	46
5.2.	Resultados del Análisis Semántico	46
5.2.1.	Matriz de similitud entre políticas	47
5.2.2.	Clusters y agrupaciones naturales	49
5.2.3.	Patrones emergentes	49
5.3.	Triangulación de Resultados	50
5.4.	Discusión	51
5.4.1.	Contribución a la educación comparada	51
5.4.2.	Implicaciones para México	51

5.4.3. Contribuciones metodológicas	52
6. Conclusiones	53
6.1. Respuesta a los Objetivos de Investigación	53
6.2. Hallazgos Principales	54
6.3. Limitaciones	54
6.4. Trabajo Futuro	55
A. Catálogo de Políticas Analizadas	61
B. Manual de la Herramienta de Análisis Semántico	64
B.1. Requisitos	64
B.2. Estructura del Pipeline	64
B.3. Ejecución	65
B.4. Formato de Metadatos	65
B.5. Formato de Resultados	66
B.6. Reproducibilidad	66

Índice de figuras

5.1. Matriz de similitud semántica entre las 14 políticas analizadas. Valores más altos (colores más cálidos) indican mayor similitud en el contenido textual.	48
---	----

Índice de tablas

4.1. Corpus documental: unidades de análisis	34
4.2. Consultas semánticas por dimensión de análisis	38
5.1. Los diez pares de políticas con mayor similitud semántica.	47

Capítulo 1

Planteamiento del Problema

1.1 Descripción de la Problemática

La inteligencia artificial (IA) se integra en los sistemas educativos del mundo a un ritmo que supera la capacidad de respuesta de las instituciones encargadas de regularla. ChatGPT alcanzó 100 millones de usuarios activos en dos meses tras su lanzamiento en noviembre de 2022, el ritmo de adopción más rápido registrado para una aplicación de software (Maslej y cols., 2024). Para 2024, el 72 % de las organizaciones, predominantemente del sector empresarial, reportaban haber adoptado IA y la inversión corporativa global en el sector alcanzó los 189.6 mil millones de dólares (Maslej y cols., 2024). Esta adopción ha comenzado a modificar las expectativas sobre qué competencias necesitan los estudiantes y cómo deben preparar las instituciones educativas a sus egresados.

Las políticas educativas, sin embargo, avanzan más lentamente. Thierer (2018) describió este fenómeno como el *pacing problem*: la tecnología evoluciona de forma exponencial mientras que la regulación progresa de manera lineal, lo que genera una brecha que se amplía con el tiempo. En el caso de la IA en educación, esta brecha es aguda. Según la UNESCO, menos del 10 % de las escuelas y universidades contaban con orientaciones formales sobre el uso de IA a mediados de 2023 (UNESCO, 2023b). Solo 16 países habían emitido alguna guía oficial sobre IA generativa en educación para septiembre de ese año, pese a que más de 70 países ya tenían estrategias nacionales de IA enfocadas en competitividad económica (UNESCO, 2023b). El Observatorio de Políticas de IA de la OCDE registraba más de 1,000 iniciativas en 69 países, pero apenas entre el 5 % y el 8 % se enfocaban en educación (OECD, 2021).

La brecha se manifiesta en múltiples frentes. En materia curricular, solo entre 7 y 10 países habían publicado marcos curriculares de IA para educación básica hacia 2023, entre ellos China, Corea del Sur, Finlandia, Singapur y los Emiratos Árabes Unidos (UNESCO, 2023b). En formación docente, menos del 15 % de los países de la OCDE contaban con programas de capacitación en IA para profesores (OECD, 2021). En gobernanza, apenas el 16 % de los países tenían legislación que abordara el uso de IA en contextos educativos (UNESCO, 2023a). Miao, Holmes, Huang, y Zhang (2021) identificaron cinco brechas concretas en la preparación institucional: ausencia de marcos regulatorios, insuficiencia en la formación docente, falta de estándares curriculares, in-

equidades en infraestructura digital y carencia de directrices éticas para el uso de IA en escuelas.

El ciclo típico de una política educativa toma entre 3 y 7 años desde la identificación del problema hasta la implementación (Pedro, Subosa, Rivas, y Valverde, 2019). El cómputo dedicado al entrenamiento de modelos de IA, en contraste, se ha duplicado cada 6 a 12 meses en la última década (Sevilla y cols., 2022). El desfase tiende a ser estructural: para cuando una política educativa sobre IA alcanza las aulas, la tecnología que pretendía regular suele haber sido superada. Collingridge (1980) anticipó este dilema hace más de cuatro décadas: cuando una tecnología es nueva, sus impactos son difíciles de predecir; cuando sus impactos son claros, la tecnología ya está arraigada.

La respuesta de los países ha sido desigual. Un primer grupo actuó con rapidez. China publicó su Plan de Desarrollo de IA de Nueva Generación en 2017, uno de los primeros documentos nacionales en vincular explícitamente la IA con la reforma educativa; dos años después introdujo cursos de IA en más de 20,000 escuelas piloto (Pedro y cols., 2019). Corea del Sur anunció su Plan de Educación en IA en 2020 e inició la integración curricular obligatoria de IA en primaria y secundaria (UNESCO, 2023b). Finlandia lanzó el curso masivo *Elements of AI* en 2018, diseñado para que el 1 % de su población adquiriera conocimientos básicos sobre IA (Tuomi, 2018). Singapur destinó 500 millones de dólares a investigación en IA e integró la alfabetización en datos e IA en todos los niveles educativos mediante su programa SkillsFuture (UNESCO, 2023b). Estonia, con menos de 1.4 millones de habitantes, incorporó la programación y el pensamiento computacional desde educación primaria y se convirtió en referencia europea de digitalización educativa (OECD, 2021).

Un segundo grupo avanzó con mayor lentitud. Estados Unidos carecía de una política federal unificada de IA en educación a principios de 2025; las iniciativas quedaron fragmentadas entre órdenes ejecutivas, legislaciones estatales y marcos propuestos por organizaciones sin fines de lucro como AI4K12 (Maslej y cols., 2024). En América Latina, Chile, Colombia y Brasil publicaron estrategias nacionales de IA con componentes educativos (Departamento Nacional de Planeación, 2019; Ministerio de Ciencia, Tecnología, Conocimiento e Innovación de Chile, 2021; Ministério de Ciência, Tecnologia e Inovações, 2021), pero México no había formalizado su estrategia (C Minds, Oxford Insights, y British Embassy in Mexico, 2018). La mayoría de los países en desarrollo, particularmente en África subsahariana y América Central, aún no habían abordado el tema (Southgate, 2020).

El caso de México ilustra las consecuencias de la inacción. Pese a ser miembro de la OCDE y signatario tanto del Consenso de Beijing (UNESCO, 2019) como de los Principios de IA de la OCDE (OECD, 2019), México no cuenta con una estrategia nacional de IA adoptada formalmente (C Minds y cols., 2018). Ni el Programa Sectorial de Educación 2020–2024 (SEP, 2020) ni la Nueva Escuela Mexicana (SEP, 2022) mencionan la inteligencia artificial. La sección 1.5

examina esta brecha con mayor detalle.

La literatura académica refleja vacíos paralelos. Zawacki-Richter, Marín, Bond, y Gouverneur (2019) revisaron 146 estudios sobre IA en educación superior publicados entre 2007 y 2018: más del 70 % fueron realizados por científicos de la computación, no por educadores, y prácticamente ninguno realizó comparaciones sistemáticas entre países sobre políticas de IA en educación. Holmes, Bialik, y Fadel (2019) señalaron que el desarrollo de políticas estaba “conspicuamente ausente” del discurso sobre IA en educación. Esta ausencia persiste. La investigación se concentra en aplicaciones pedagógicas (tutores inteligentes, analítica del aprendizaje) y rara vez examina los marcos de política pública que determinan cómo y bajo qué condiciones se implementa la IA en los sistemas educativos.

Se observa, por lo tanto, una doble brecha: entre la velocidad de la tecnología y la capacidad de respuesta de las políticas educativas, y entre la abundancia de estudios técnicos sobre IA en educación y la escasez de investigación comparativa sobre las políticas que gobiernan su integración. Esta investigación aborda la segunda brecha mediante un análisis comparativo que puede informar la primera.

1.2 Propósito

El propósito de esta investigación es analizar comparativamente las políticas públicas sobre educación en inteligencia artificial de 22 unidades de análisis (17 países, la Unión Europea como entidad supranacional y 4 organismos internacionales), para identificar patrones de convergencia y divergencia que orienten la formulación de políticas educativas de IA en México. La investigación combina el análisis documental cualitativo propio de la educación comparada con herramientas de análisis semántico computacional (*embeddings* de texto y bases de datos vectoriales) que permiten examinar similitudes entre documentos de política a una escala mayor que la del análisis cualitativo por sí solo.

La selección de casos busca representar la diversidad de enfoques existentes, con países de estrategias consolidadas (China, Corea del Sur, Singapur, Finlandia, Estonia), países con marcos emergentes (Chile, Colombia, Brasil, India) y México como caso focal cuyas brechas y oportunidades se analizan con especial profundidad. Los organismos internacionales (UNESCO, OCDE, Foro Económico Mundial, Banco Mundial) se incluyen porque sus marcos normativos influyen en la formulación de políticas nacionales, particularmente en países en desarrollo. La Unión Europea se analiza como entidad supranacional cuyo AI Act y programas de educación digital marcan pautas para sus estados miembros.

Las herramientas computacionales complementan la lectura atenta y la interpretación contextualizada de los documentos. El análisis semántico permite detectar patrones que una lectura

humana podría pasar por alto (agrupaciones temáticas inesperadas, silencios compartidos entre documentos de regiones distantes), y estos hallazgos se triangulan con el análisis cualitativo.

1.3 Objetivo General y Objetivos Específicos

1.3.1 Objetivo general

Analizar comparativamente las políticas públicas sobre educación en inteligencia artificial de 17 países, la Unión Europea y 4 organismos internacionales mediante un enfoque mixto que integre análisis documental cualitativo y análisis semántico computacional, con el fin de identificar tendencias y brechas que contribuyan a la formulación de políticas educativas de IA en el contexto mexicano.

1.3.2 Objetivos específicos

- OE1.** Construir un corpus documental sistematizado de políticas públicas sobre educación en IA, con criterios explícitos de selección, recopilación y preprocesamiento, que abarque 5 países europeos y la Unión Europea, 6 americanos, 6 de Asia-Pacífico y 4 organismos internacionales.
- OE2.** Desarrollar un marco analítico de siete dimensiones (gobernanza y regulación, currículo e integración educativa, formación docente, infraestructura y acceso, ética y valores, investigación e innovación, y equidad e inclusión) para la comparación estructurada de las políticas.
- OE3.** Implementar una herramienta de análisis semántico basada en *embeddings* de texto y ChromaDB que calcule la similitud entre documentos, puntúe cada política en las siete dimensiones e identifique agrupaciones naturales mediante *clustering* jerárquico.
- OE4.** Identificar patrones de similitud y divergencia entre las políticas analizadas: qué dimensiones concentran mayor atención, qué temas están subrepresentados y cómo se agrupan los países según sus enfoques.
- OE5.** Formular recomendaciones para la política educativa de IA en México a partir de las experiencias internacionales analizadas, las brechas identificadas y las condiciones del sistema educativo mexicano.

1.4 Preguntas de Investigación

1.4.1 Pregunta central

¿Qué patrones de convergencia y divergencia existen entre las políticas públicas sobre educación en inteligencia artificial de 17 países, la Unión Europea y 4 organismos internacionales, y qué implicaciones tienen estos patrones para la formulación de políticas educativas de IA en México?

1.4.2 Preguntas derivadas

1. ¿Cuáles son las dimensiones temáticas que reciben mayor y menor atención en las políticas de educación en IA estudiadas?
2. ¿Qué similitudes y diferencias semánticas existen entre los documentos de política cuando se analizan mediante *embeddings* de texto, y cómo se comparan estos hallazgos con los del análisis cualitativo?
3. ¿Qué agrupaciones naturales emergen entre los países según sus enfoques de política educativa en IA, y en qué medida coinciden con las regiones geopolíticas?
4. ¿Qué brechas y oportunidades del panorama global de políticas de educación en IA resultan relevantes para México?

1.5 Justificación

La investigación se justifica desde tres vertientes complementarias: pedagógica, política y metodológica. La primera sitúa el estudio en el campo de la educación comparada. La segunda examina su pertinencia para el contexto mexicano. La tercera presenta el enfoque mixto.

1.5.1 Justificación pedagógica

La educación comparada tiene una larga tradición como campo que busca comprender los sistemas educativos mediante el análisis de sus similitudes y diferencias (Bray, Adamson, y Mason, 2014). Sin embargo, ha sido lenta en incorporar herramientas computacionales de análisis textual. La ciencia política adoptó el análisis computacional de textos desde principios de la década de 2010, con trabajos como el de Grimmer y Stewart (2013) que se convirtieron en referencia canónica. La educación comparada, en cambio, continúa dependiendo casi exclusivamente de métodos cualitativos. Una búsqueda en las principales revistas del campo (*Comparative Education Review*,

Comparative Education, Compare) entre 2015 y 2024 arroja resultados que sugieren que menos del 5 % de los artículos publicados emplean alguna forma de análisis computacional de textos.¹

El concepto de “alfabetización en IA” (*AI literacy*) ha cobrado relevancia en la literatura pedagógica reciente. Long y Magerko (2020) propusieron un marco de competencias que incluye reconocer la IA en productos cotidianos, comprender sus capacidades y limitaciones, e interactuar con ella de manera crítica. Ng, Leung, Chu, y Qiao (2021) identificaron cuatro dimensiones de la alfabetización en IA: conocer y comprender la IA, usar y aplicar la IA, evaluar y crear con IA, y abordar las cuestiones éticas asociadas. Estos marcos teóricos plantean una pregunta que las políticas públicas deben responder: ¿se enseña la IA como un contenido curricular propio, como una herramienta integrada en otras asignaturas, o como un tema transversal de reflexión crítica? Los países que ya han formulado políticas al respecto han adoptado enfoques distintos, y esta investigación permite compararlos de manera sistemática.

Esta investigación contribuye al campo en dos vertientes. Ofrece un análisis comparativo del estado actual de las políticas de educación en IA, un tema que carece de estudios exhaustivos que abarquen múltiples regiones. Además, demuestra la viabilidad de integrar herramientas de procesamiento de lenguaje natural (PLN) en la investigación educativa comparada, un área metodológica que permanece prácticamente inexplorada. La combinación de lectura cualitativa con análisis semántico computacional permite detectar patrones a una escala que ninguno de los dos métodos podría alcanzar por sí solo, y esta complementariedad distingue el enfoque adoptado en la investigación.

1.5.2 Justificación política

México ocupa el lugar 55 en el Índice de Preparación Gubernamental para la IA de Oxford Insights y el cuarto lugar en América Latina, detrás de Chile, Brasil y Colombia (Oxford Insights, 2023). Entre estos cuatro países, México es el único que carece de una estrategia nacional de IA formalmente adoptada por el gobierno. El proceso iniciado en 2018 con el documento *Hacia una Estrategia de IA en México* (C Minds y cols., 2018) no se formalizó como política de Estado; la transición de gobierno del mismo año reorientó las prioridades y el tema quedó sin seguimiento institucional.

En el ámbito educativo, el rezago es mayor. El Programa Sectorial de Educación 2020–2024 (SEP, 2020) menciona “nuevas tecnologías” en términos generales pero omite la inteligencia artificial como prioridad curricular. La Nueva Escuela Mexicana (SEP, 2022) organiza los contenidos en campos formativos con un enfoque comunitario y humanístico, sin abordar la IA como

¹Estimación basada en una búsqueda exploratoria en Scopus con los términos “text mining”, “NLP”, “topic modeling” y “computational text analysis” filtrada por estas tres revistas. Una revisión sistemática completa excede el alcance de este estudio, pero la baja frecuencia de resultados es indicativa de la brecha metodológica.

objeto de estudio ni como herramienta pedagógica. Chile, por su parte, publicó su Política Nacional de Inteligencia Artificial en 2021 con un capítulo dedicado a educación ([Ministerio de Ciencia, Tecnología, Conocimiento e Innovación de Chile, 2021](#)). Colombia emitió el CONPES 3975 en 2019 con componentes educativos explícitos ([Departamento Nacional de Planeación, 2019](#)). Brasil incluyó la educación como uno de los nueve ejes estratégicos de su EBIA ([Ministério de Ciência, Tecnologia e Inovações, 2021](#)).

Las condiciones de infraestructura agravan el rezago. Según la ENDUTIH 2023, el 79.5 % de la población mexicana de seis años o más usaba internet, pero la conectividad se distribuye de manera desigual: en zonas urbanas la penetración alcanzaba el 83.8 %, mientras que en zonas rurales se ubicaba en 62.3 % ([INEGI, 2024](#)). En el ámbito escolar la situación es peor. El equipamiento tecnológico de las escuelas públicas depende en buena medida de programas federales que han sufrido recortes y discontinuidades: el programa *@prende 2.0*, que operaba desde 2016 como la principal estrategia de inclusión digital educativa, fue desfinanciado a partir del ejercicio fiscal 2019 y no fue sustituido por un programa equivalente. Esta interrupción dejó un vacío en tecnología educativa que persiste a la fecha.

La formación docente en tecnologías digitales también presenta carencias. El sistema de educación básica cuenta con más de un millón de profesores, pero los programas de actualización profesional rara vez incluyen contenidos sobre IA, aprendizaje automático o análisis de datos educativos. La distancia entre lo que los docentes conocen sobre IA y lo que necesitarían saber para integrarla en su práctica constituye un obstáculo que ninguna política podrá resolver si no lo aborda directamente.

La discontinuidad entre administraciones federales agrava el problema. Como se describió en la sección 1.1, el proceso IA2030MX no se formalizó tras la transición de 2018, y la agenda educativa se reorientó hacia la Nueva Escuela Mexicana. La transición de 2024 no ha alterado esta tendencia: al momento de escribir, no existe un plan público del gobierno federal para abordar la IA en el sistema educativo. Los cambios de gobierno cada seis años generan un riesgo recurrente de discontinuidad que cualquier política futura deberá anticipar.

Esta investigación ofrece a los tomadores de decisiones en México un análisis de las prácticas internacionales, sus resultados y su transferibilidad al contexto local. México aún no ha formulado una política de educación en IA, y un análisis comparativo riguroso puede informar ese proceso con evidencia de lo que otros países han aprendido, qué enfoques han funcionado y qué errores se pueden evitar.

1.5.3 Justificación metodológica

El uso de *embeddings* de texto y bases de datos vectoriales para analizar documentos de política educativa es una contribución metodológica original. El PLN se ha consolidado como

herramienta de investigación en ciencia política (Grimmer y Stewart, 2013; Rodríguez y Spirling, 2022), pero su aplicación en educación comparada es incipiente. Los modelos de *topic modeling* como LDA y STM (Roberts, Stewart, y Tingley, 2019) se han aplicado a textos legislativos y políticos, pero rara vez a documentos de política educativa. El uso de *embeddings* semánticos para medir la similitud entre políticas de diferentes países es, hasta donde esta revisión alcanza, inédito.

La diferencia entre los *topic models* tradicionales y los *embeddings* semánticos es sustancial. Los modelos como LDA tratan los documentos como bolsas de palabras y pierden información sobre el orden y el contexto; los *embeddings* generados por modelos de lenguaje entrenados sobre grandes corpus capturan relaciones semánticas más sutiles (Rodríguez y Spirling, 2022). En una comparación de políticas educativas escritas en múltiples idiomas, esta capacidad resulta particularmente valiosa: dos documentos pueden abordar el mismo tema con vocabularios diferentes; uno puede hablar de “competencias digitales” y otro de “habilidades computacionales”, y los *embeddings* detectan la proximidad semántica que un análisis por palabras clave pasaría por alto.

La herramienta desarrollada en esta investigación, un *pipeline* de análisis semántico que utiliza ChromaDB como base vectorial, es reproducible y extensible. El código y los datos se publican como código abierto para facilitar la replicación y la adaptación a otros temas de política pública. Esta transparencia responde a una demanda creciente en la investigación educativa: que los métodos sean auditables y replicables.

1.6 Alcances y Limitaciones

1.6.1 Alcances

Esta investigación abarca:

- **Cobertura geográfica:** 22 unidades de análisis organizadas en cuatro grupos. Europa: Unión Europea (como entidad supranacional), España, Francia, Alemania, Finlandia y Estonia. Américas: Estados Unidos, Canadá, México, Brasil, Chile y Colombia. Asia-Pacífico: China, Japón, Corea del Sur, Singapur, India y Australia. Organismos internacionales: UNESCO, OCDE, Foro Económico Mundial y Banco Mundial.
- **Periodo temporal:** documentos de política publicados entre 2017 y 2024, periodo que abarca desde las primeras estrategias nacionales de IA hasta las respuestas regulatorias más recientes.
- **Marco analítico:** siete dimensiones de comparación que cubren aspectos operativos (gobernanza, currículo, infraestructura) y aspectos normativos (ética, equidad, formación docente, investigación).

- **Producto tecnológico:** una herramienta de análisis semántico funcional y una visualización interactiva de los resultados, disponibles como código abierto.
- **Tipo de análisis:** la investigación examina el contenido de los documentos de política (qué dicen, qué temas abordan, qué priorizan y qué omiten), no su proceso de elaboración ni su implementación en el terreno. El foco está en las políticas como textos que expresan intenciones, marcos conceptuales y compromisos gubernamentales.
- **Orientación:** los hallazgos se contextualizan para el caso mexicano. El análisis comparativo no es un ejercicio abstracto, sino que busca identificar experiencias relevantes, brechas concretas y lecciones transferibles al sistema educativo de México.

1.6.2 Limitaciones

- **Sesgo de disponibilidad:** el corpus se limita a documentos de acceso público. Políticas internas, borradores de trabajo o lineamientos no publicados quedan fuera del análisis.
- **Sesgo idiomático:** aunque los modelos de *embeddings* empleados son multilingües, la calidad del análisis semántico puede variar entre idiomas. Los documentos en chino, coreano y japonés presentan desafíos de representación semántica respecto a los documentos en lenguas europeas.
- **No evaluación de impacto:** esta investigación analiza el contenido de las políticas, no su implementación ni su efecto en los sistemas educativos. Que un país tenga una política ambiciosa no implica que la haya ejecutado.
- **Dinamismo del campo:** la IA en educación evoluciona con rapidez. Es probable que algunos países actualicen o publiquen nuevas políticas durante el desarrollo de esta investigación.
- **Alcance del análisis semántico:** los *embeddings* capturan proximidad semántica, no equivalencia conceptual. Dos documentos pueden usar vocabulario similar con intenciones diferentes, y la herramienta no distingue entre retórica y compromiso vinculante. Por esta razón, todo hallazgo del análisis computacional se contrasta con la lectura cualitativa.
- **Representatividad:** los 22 casos seleccionados representan un abanico amplio de enfoques, pero no agotan la diversidad de respuestas existentes. Países de África, Oriente Medio y el Sudeste Asiático quedan fuera del análisis, lo que limita la generalización de los hallazgos a estas regiones.

Capítulo 2

Marco Teórico

Este capítulo establece las bases conceptuales que sustentan la investigación. Se articula en cinco ejes: la teoría de políticas públicas educativas, el campo de la inteligencia artificial en educación, los marcos normativos de organismos internacionales, la tradición de la educación comparada y el procesamiento de lenguaje natural como herramienta analítica. La integración de estos ejes permite situar el análisis comparativo de políticas de IA educativa dentro de una perspectiva pedagógica informada por métodos computacionales.

2.1 Políticas Públicas Educativas

2.1.1 Definición y tipología

El estudio sistemático de las políticas públicas como campo académico se remonta a los trabajos de [Lasswell \(1951\)](#), quien propuso que la investigación sobre políticas requería tanto conocimiento del proceso político como conocimiento aplicado a problemas concretos. Desde entonces, la noción de política pública ha adquirido múltiples acepciones. En su sentido más operativo, una política pública es un curso de acción deliberado adoptado por actores gubernamentales para abordar un problema percibido como de interés colectivo.

Las políticas educativas constituyen un subconjunto con particularidades propias. [Rizvi y Lingard \(2010\)](#) las definen como el conjunto de directrices, regulaciones y asignaciones de recursos mediante las cuales los gobiernos organizan y orientan los sistemas de enseñanza. A diferencia de otros ámbitos de la política social, las políticas educativas operan simultáneamente como instrumentos de formación de capital humano, mecanismos de cohesión social y vehículos de transmisión cultural.

Para efectos de esta investigación, conviene distinguir entre tipos de política según su función. Las políticas regulatorias establecen normas y restricciones; por ejemplo, la regulación de herramientas de IA en aulas. Las políticas distributivas asignan recursos; por ejemplo, programas de formación docente en competencias digitales. Las políticas constitutivas definen estructuras institucionales; por ejemplo, la creación de agencias nacionales de IA con mandato educativo ([Rizvi y Lingard, 2010](#)). En la práctica, las estrategias nacionales de IA combinan elementos de los tres tipos, lo que complica su clasificación pero enriquece el análisis comparativo.

Un rasgo recurrente de las políticas de IA en educación es su carácter programático más que legislativo. La mayoría de los documentos analizados en esta tesis son estrategias, planes de acción o lineamientos, no leyes en sentido estricto. Esta distinción importa porque los documentos programáticos expresan intenciones y prioridades gubernamentales sin necesariamente contar con mecanismos vinculantes de implementación (Fatima, Desouza, y Dawson, 2020).

2.1.2 Transferencia y difusión de políticas educativas

La globalización ha intensificado los flujos de ideas sobre política educativa entre países. Dolowitz y Marsh (2000) propusieron un marco analítico para entender la transferencia de políticas como un proceso en el que conocimientos sobre políticas, arreglos administrativos o instituciones de un sistema político se usan para desarrollar políticas en otro. Este proceso puede ser voluntario (aprendizaje de mejores prácticas) o coercitivo (condiciones impuestas por organismos internacionales).

En el campo educativo, Steiner-Khamsi (2004) ha documentado cómo la transferencia de políticas rara vez es una copia literal. Los países adaptan, recontextualizan y transforman las ideas importadas según sus tradiciones institucionales, restricciones presupuestarias y culturas pedagógicas locales. Steiner-Khamsi (2014) distingue entre tres explicaciones para la similitud entre políticas de diferentes países: el préstamo genuino (un país adopta conscientemente la política de otro), la influencia común (varios países responden al mismo estímulo externo) y la convergencia funcional (presiones similares producen respuestas similares de forma independiente).

Estas distinciones son relevantes para interpretar los resultados del análisis semántico. Cuando el pipeline de ChromaDB identifica alta similitud entre los documentos de dos países, las posibles explicaciones incluyen las tres categorías de Steiner-Khamsi. El análisis cualitativo complementario permite distinguir cuál mecanismo opera en cada caso. Por ejemplo, la similitud entre las estrategias de varios países latinoamericanos podría reflejar la influencia común de marcos de la OCDE, mientras que la similitud entre Finlandia y Estonia podría indicar préstamo genuino dada su proximidad geográfica y colaboración bilateral.

Ball (1998) advirtió que el análisis de políticas educativas en un mundo globalizado requiere atender tanto las convergencias discursivas como las divergencias en implementación. Dos países pueden usar vocabulario idéntico (“habilidades del siglo XXI”, “alfabetización digital”, “IA responsable”) pero dar a esas frases significados operativos distintos. El análisis de embeddings opera en el plano textual: puede detectar convergencia retórica entre documentos, pero no evalúa por sí mismo la implementación. Similitud semántica alta entre dos políticas indica que comparten vocabulario y estructura discursiva, no que se ejecuten de forma equivalente. La triangulación con análisis cualitativo, propuesta en el Capítulo 4, permite distinguir entre convergencia sustantiva y convergencia meramente discursiva.

2.2 Inteligencia Artificial en Educación

2.2.1 Definiciones operativas de IA

El término “inteligencia artificial” carece de una definición única aceptada. Para esta investigación se adopta la definición operativa de la OCDE: sistemas basados en máquinas que, a partir de objetivos definidos por humanos, generan predicciones, recomendaciones o decisiones que influyen en entornos reales o virtuales (OECD, 2019). Esta definición tiene la ventaja de ser lo suficientemente amplia para abarcar desde sistemas expertos hasta modelos generativos, y es la que adoptan la mayoría de los documentos de política analizados.

Conviene distinguir entre inteligencia artificial estrecha (capaz de realizar tareas específicas, como clasificar textos o recomendar contenido) e inteligencia artificial general (capaz de igualar o superar la cognición humana en cualquier dominio). Toda la IA existente es estrecha, y las políticas educativas analizadas se refieren exclusivamente a aplicaciones de IA estrecha, aunque algunos documentos mencionan escenarios prospectivos de IA más autónoma.

Dentro de la IA estrecha, el aprendizaje automático (*machine learning*) y, en particular, el aprendizaje profundo (*deep learning*) son las técnicas que han impulsado los avances recientes. Los modelos de lenguaje de gran escala (*large language models*, LLM), como los que subyacen a ChatGPT, representan la aplicación más visible de estas técnicas y han precipitado la urgencia de respuestas educativas (UNESCO, 2023b).

2.2.2 Alfabetización en IA (*AI Literacy*)

El concepto de alfabetización en IA ha emergido como un marco para definir qué debe saber un ciudadano sobre inteligencia artificial. Long y Magerko (2020) la definieron como el conjunto de competencias que permiten a las personas evaluar críticamente las tecnologías de IA, comunicarse y colaborar con sistemas de IA, y usar IA como herramienta en actividades cotidianas y profesionales. Su estudio identificó 17 competencias agrupadas en cinco áreas: reconocer IA, comprender su inteligencia, percibir cómo aprende, evaluar sus implicaciones y actuar de forma ética.

Ng y cols. (2021) ampliaron esta conceptualización mediante una revisión exploratoria que identificó cuatro dimensiones de la alfabetización en IA: conocer y comprender la IA, usar y aplicar la IA, evaluar y crear con IA, y considerar las implicaciones éticas de la IA. En el ámbito de la educación básica, Touretzky, Gardner-McCune, Martin, y Seehorn (2019) propusieron cinco grandes ideas que todo estudiante debería comprender: percepción, representación y razonamiento, aprendizaje, interacción natural e impacto social.

Estos marcos no son mutuamente excluyentes; convergen en que la alfabetización en IA va

más allá de la programación o el uso de herramientas. Incluye dimensiones cognitivas (comprender cómo funciona la IA), prácticas (saber usarla) y éticas (evaluar sus consecuencias). Estas dimensiones sugieren que las políticas nacionales pueden priorizar la alfabetización en IA de modos distintos según conciban la IA como competencia técnica, como herramienta práctica o como objeto de deliberación ética. Determinar cómo se distribuyen estas prioridades entre las 22 unidades de análisis es una de las preguntas empíricas de esta investigación.

2.2.3 IA como contenido curricular y como herramienta pedagógica

[Holmes y cols. \(2019\)](#) distinguieron entre IA como contenido de aprendizaje y como herramienta para apoyar el aprendizaje. Esta distinción atraviesa las políticas analizadas y configura dos enfoques complementarios pero distintos.

La IA como contenido curricular implica que los estudiantes aprenden *sobre* IA: qué es, cómo funciona, cuáles son sus limitaciones y qué dilemas éticos plantea. Este enfoque se materializa en asignaturas de programación, robótica, ciencia de datos o ética tecnológica. El caso más ambicioso es Corea del Sur, que estableció la IA como materia obligatoria en educación secundaria a partir de 2025.

La IA como herramienta pedagógica implica que los sistemas de IA apoyan procesos de enseñanza y aprendizaje: tutores inteligentes que personalizan el ritmo de estudio, sistemas de evaluación automatizada, asistentes de escritura o plataformas adaptativas. [Holmes y Tuomi \(2022\)](#) documentaron que la mayoría de las aplicaciones de IA en educación se concentran en este segundo enfoque, particularmente en la personalización del aprendizaje y la automatización de tareas administrativas.

Una tercera dimensión, menos visible en la literatura pero presente en las políticas más recientes, es la IA como objeto de regulación dentro del espacio educativo. La irrupción de los modelos generativos en 2022–2023 obligó a muchos sistemas educativos a definir reglas de uso aceptable antes de poder incorporarla como contenido o herramienta ([UNESCO, 2023b](#)). Esta dimensión regulatoria añade complejidad al panorama y explica por qué algunas de las políticas más recientes se enfocan más en restricciones que en aprovechamiento.

[Zawacki-Richter y cols. \(2019\)](#) señalaron un sesgo persistente en la investigación sobre IA en educación: más del 70% de los estudios publicados provienen de las ciencias de la computación y la ingeniería, mientras que la participación de investigadores en educación y pedagogía es marginal. Esta observación refuerza la pertinencia de abordar el tema desde una perspectiva pedagógica, como propone esta tesis.

2.3 Marcos Internacionales

Los organismos internacionales han desempeñado un papel determinante en la configuración del discurso global sobre IA y educación. Sus marcos normativos, aunque no son vinculantes, establecen vocabularios, categorías y prioridades que influyen en las estrategias nacionales (Bareis y Katzenbach, 2022). Esta sección examina los cuatro organismos cuyas contribuciones son más citadas en los documentos de política analizados.

2.3.1 UNESCO: Consenso de Beijing y marcos posteriores

La UNESCO fue el primer organismo multilateral en abordar específicamente la relación entre IA y educación. El Consenso de Beijing de 2019 estableció cinco áreas prioritarias: gestión de la IA en educación, uso de IA para la gestión educativa, apoyo a docentes mediante IA, uso de datos de forma ética y equitativa, y fomento de la investigación en IA educativa (UNESCO, 2019). Este documento fue resultado de una conferencia con más de 500 participantes de 100 países y constituyó el primer marco internacional dedicado exclusivamente al tema.

Posteriormente, la *Recommendation on the Ethics of Artificial Intelligence* de 2021 amplió la perspectiva ética con principios aplicables a todos los ámbitos, incluido el educativo: proporcionalidad, seguridad, equidad, sostenibilidad, privacidad, supervisión humana, transparencia, responsabilidad y gobernanza (UNESCO, 2021). En el mismo año, Miao y cols. (2021) publicaron una guía dirigida a diseñadores de políticas que tradujo estos principios en recomendaciones concretas para sistemas educativos.

La *Guidance for Generative AI in Education and Research* de 2023 representó la respuesta más rápida de la UNESCO a un cambio tecnológico: apenas diez meses separaron el lanzamiento de ChatGPT de la publicación del documento (UNESCO, 2023b). La guía adoptó un tono cauteloso, enfatizando los riesgos de la IA generativa para la integridad académica, la equidad y la privacidad, al tiempo que reconocía su potencial para personalizar el aprendizaje.

2.3.2 OCDE: Principios de IA y recomendaciones educativas

La OCDE adoptó en 2019 sus *Principles on Artificial Intelligence*, que establecen cinco valores para el desarrollo de IA fiable: crecimiento inclusivo, bienestar y sostenibilidad; valores centrados en el ser humano y equidad; transparencia y explicabilidad; robustez, seguridad y protección; y rendición de cuentas (OECD, 2019). Estos principios fueron los primeros adoptados por un organismo intergubernamental y han sido suscritos por más de 40 países.

En el ámbito educativo, el *OECD Digital Education Outlook 2021* analizó las aplicaciones de IA, blockchain y robótica en educación, concluyendo que la adopción de IA en sistemas educativos era incipiente y desigual (OECD, 2021). El observatorio de políticas de IA de la OCDE

(OECD.AI) registra más de 1,000 iniciativas en 69 países, pero apenas entre el 5 % y el 8 % se enfocan en educación, lo que confirma la posición marginal del sector educativo en las agendas nacionales de IA.

2.3.3 Foro Económico Mundial: habilidades del futuro

El Foro Económico Mundial (FEM) ha influido en el discurso educativo sobre IA principalmente a través de sus informes sobre el futuro del trabajo. El *Future of Jobs Report 2020* estimó que la automatización desplazaría 85 millones de empleos para 2025 pero crearía 97 millones de nuevos puestos, lo que exigiría una reconversión masiva de habilidades ([World Economic Forum, 2020](#)). Esta narrativa de “destrucción creativa” de empleos ha sido la justificación más frecuente para introducir formación en IA dentro de los sistemas educativos.

[Bareis y Katzenbach \(2022\)](#) han señalado que el discurso del FEM tiende a enmarcar la educación en IA dentro de una lógica de competitividad económica: los países deben formar trabajadores adaptables para no perder posiciones en la economía global. Esta perspectiva, que los autores denominan “nacionalismo competitivo”, contrasta con el enfoque de la UNESCO centrado en derechos y equidad. La tensión entre ambas lógicas se refleja en los documentos nacionales, donde frecuentemente coexisten argumentos de competitividad y de equidad sin que se expliciten cómo conciliarlos.

2.3.4 Banco Mundial: IA y desarrollo educativo

El Banco Mundial ha abordado la relación entre IA y educación desde la perspectiva del desarrollo. Su marco *Reimagining Human Connections* enfatizó que las tecnologías educativas, incluida la IA, solo son efectivas cuando se integran en estrategias pedagógicas coherentes y no como sustitutos de inversiones en infraestructura básica ([World Bank, 2020](#)). Esta posición, más cautelosa que la del FEM, refleja la experiencia del organismo con proyectos tecnológicos en países de ingresos bajos y medios que no produjeron los resultados esperados.

El Informe GEM 2023 de UNESCO, producido con aportes de múltiples organismos, sintetizó estas perspectivas al argumentar que la tecnología en educación debe evaluarse con los mismos criterios que cualquier otra intervención: evidencia de efectividad, análisis de costos, pertinencia contextual y alineación con objetivos pedagógicos ([UNESCO, 2023a](#)). Esta posición sirve como contrapeso al entusiasmo tecnológico que caracteriza algunas estrategias nacionales.

2.4 Análisis Comparativo de Políticas Educativas

2.4.1 Tradición de la educación comparada

La educación comparada como campo académico se consolidó en la segunda mitad del siglo XX con contribuciones que buscaron dotarla de rigor metodológico. [Bereday \(1964\)](#) propuso un método de cuatro etapas: descripción (recopilación de datos de cada caso), interpretación (análisis contextualizado), yuxtaposición (colocación lado a lado de los casos) y comparación (identificación de similitudes y diferencias). Este esquema clásico sigue vigente como estructura lógica del análisis comparativo, aunque las herramientas para ejecutarlo han evolucionado.

[Noah y Eckstein \(1969\)](#) argumentaron que la educación comparada debía adoptar métodos empíricos más rigurosos, acercándose a las ciencias sociales cuantitativas sin perder la sensibilidad contextual que distingue al campo. [Bray y Thomas \(1995\)](#) propusieron un marco tridimensional que cruza niveles geográficos (mundial, regional, nacional, subnacional, escolar), grupos demográficos (edad, género, etnia) y aspectos de la educación (currículo, gobernanza, financiamiento). Este “cubo” analítico permite situar cualquier estudio comparativo según las dimensiones que aborda.

La presente investigación opera en el nivel nacional del eje geográfico, abarca 22 unidades de análisis (17 países, la Unión Europea y 4 organismos internacionales), y se enfoca en el aspecto de gobernanza y currículo en relación con la IA. Las siete dimensiones de comparación propuestas en el Capítulo 4 dialogan con el marco de Bray y Thomas al desagregar el “aspecto” educativo en componentes específicos del tema de estudio.

2.4.2 Métodos de análisis comparativo de políticas

Los métodos de análisis comparativo de políticas educativas han sido predominantemente cualitativos. El análisis de contenido, la codificación temática y el análisis del discurso constituyen las herramientas más utilizadas ([Bray y cols., 2014](#)). [Krippendorff \(2018\)](#) definió el análisis de contenido como una técnica para hacer inferencias reproducibles a partir de textos, y señaló que la reproducibilidad del análisis humano rara vez supera un kappa de Cohen de 0.80, mientras que los métodos computacionales alcanzan reproducibilidad consistente cuando se aplican al mismo corpus con los mismos parámetros.

[Fatima y cols. \(2020\)](#) realizaron uno de los pocos estudios que combinó métodos cualitativos y computacionales para analizar estrategias nacionales de IA. Su análisis de más de 30 documentos identificó que aproximadamente el 90 % de las estrategias mencionan la educación o la formación de la fuerza laboral, pero con niveles dispares de detalle y compromiso presupuestario. Sin embargo, su estudio no se centró específicamente en las dimensiones educativas ni utilizó representaciones vectoriales para medir similitud semántica.

Jobin, Ienca, y Vayena (2019) analizaron 84 documentos de ética de IA y encontraron convergencia en cinco principios (transparencia, justicia, no maleficencia, responsabilidad y privacidad), pero divergencia en cómo se interpretan y operacionalizan. Su método de codificación temática, aplicado manualmente, requirió un esfuerzo considerable que el análisis computacional puede complementar sin reemplazar.

Un vacío persistente en la educación comparada es la escasa adopción de métodos computacionales. Mientras que la ciencia política incorporó el análisis computacional de textos desde la década de 2010 (Grimmer y Stewart, 2013), y la sociología ha explorado el uso de embeddings para capturar estructuras culturales (Kozłowski, Taddy, y Evans, 2019), la educación comparada permanece casi exclusivamente cualitativa. Una búsqueda exploratoria en Scopus con los términos *text mining*, *NLP*, *topic modeling* y *computational text analysis*, filtrada por las revistas *Comparative Education Review*, *Comparative Education* y *Compare* entre 2015 y 2024, arrojó menos del 5% de artículos que emplearan alguna forma de análisis computacional de textos.¹ Esta tesis se propone aportar evidencia en esa dirección.

2.5 Procesamiento de Lenguaje Natural como Herramienta de Investigación Pedagógica

2.5.1 Embeddings y representación semántica de textos

El procesamiento de lenguaje natural (PLN) ofrece herramientas para analizar textos a una escala que sería impracticable mediante lectura humana. Grimmer y Stewart (2013) establecieron los principios del paradigma “texto como datos”: los métodos computacionales de análisis textual amplifican la capacidad del investigador pero no reemplazan su juicio; son herramientas que requieren validación cualitativa constante.

Los embeddings, o representaciones vectoriales de textos, constituyen el avance técnico más relevante para esta investigación. Mikolov, Chen, Corrado, y Dean (2013) demostraron que las palabras pueden representarse como vectores en un espacio de alta dimensionalidad donde la proximidad geométrica corresponde a similitud semántica. Este principio se ha extendido a frases, párrafos y documentos completos mediante modelos como BERT (Devlin, Chang, Lee, y Toutanova, 2019) y sus sucesores, que capturan relaciones contextuales complejas.

Para esta tesis, los documentos de política se representan como vectores mediante el modelo *text-embedding-3-small* de OpenAI, que ha demostrado capacidad multilingüe adecuada para corpus que combinan textos en español, inglés, francés, portugués y alemán. La similitud entre documentos se mide mediante la distancia del coseno entre sus vectores: valores cercanos a 1 indi-

¹Búsqueda realizada en octubre de 2024. Los términos se buscaron en título, resumen y palabras clave.

can alta similitud semántica, mientras que valores cercanos a 0 indican contenido semánticamente distante.

Rodriguez y Spirling (2022) evaluaron el desempeño de diferentes modelos de embeddings en tareas de ciencias sociales y concluyeron que los modelos más recientes superan a los métodos tradicionales (como TF-IDF o modelos de tópicos) en la captura de relaciones semánticas complejas. Sin embargo, advirtieron que la interpretabilidad de los embeddings es menor que la de métodos como los modelos de tópicos estructurales (Roberts y cols., 2019), lo que refuerza la necesidad de triangulación con análisis cualitativo.

2.5.2 Bases de datos vectoriales y ChromaDB

Las bases de datos vectoriales son sistemas diseñados para almacenar, indexar y consultar vectores de alta dimensionalidad. A diferencia de las bases de datos relacionales, que buscan coincidencias exactas, las bases vectoriales permiten buscar los documentos más similares a una consulta dada, lo que las hace idóneas para el análisis semántico de corpus documentales.

ChromaDB es una base de datos vectorial de código abierto que permite almacenar documentos junto con sus embeddings y metadatos asociados. En esta investigación, cada fragmento de texto de política se almacena con metadatos que incluyen país de origen, región, año de publicación e idioma. Esto permite realizar consultas semánticas filtradas: por ejemplo, buscar los fragmentos más similares a una consulta sobre “formación docente en IA” restringiendo la búsqueda a documentos europeos o a documentos posteriores a 2020.

La elección de ChromaDB sobre otras alternativas (Pinecone, Weaviate, Milvus) responde a criterios prácticos: es de código abierto, permite operación local sin dependencia de servicios en la nube, tiene una API sencilla en Python y ofrece integración con los principales proveedores de embeddings. Para los fines de esta investigación, las capacidades de ChromaDB son suficientes dado el tamaño moderado del corpus (22 documentos de política con aproximadamente 500 a 2,000 fragmentos tras el chunking).

2.5.3 Aplicaciones de PLN en investigación educativa

La aplicación de técnicas de PLN a la investigación educativa es reciente y se encuentra en una fase de exploración. Nguyen y cols. (2020) propusieron un marco para integrar el análisis computacional de textos con las ciencias sociales, argumentando que las técnicas de PLN son más productivas cuando se diseñan en diálogo con preguntas teóricas sustantivas en lugar de aplicarse de forma puramente exploratoria.

Nelson (2020) desarrolló el concepto de Teoría Fundamentada Computacional (*Computational Grounded Theory*), un enfoque en tres etapas: detección no supervisada de patrones en los

datos textuales, refinamiento cualitativo de esos patrones por parte del investigador y confirmación computacional de las categorías refinadas. Esta secuencia se alinea con el diseño metodológico de esta tesis, donde el análisis cualitativo precede al análisis computacional y la triangulación entre ambos valida los hallazgos.

Kozlowski y cols. (2019) demostraron que la geometría del espacio de embeddings puede capturar estructuras sociales y culturales. Aplicado al análisis de políticas, esto implica que la posición relativa de los documentos en el espacio vectorial puede revelar agrupaciones que reflejan afinidades ideológicas, influencias compartidas o tradiciones de política pública comunes. Cuando el análisis de clusters identifica que los países nórdicos se agrupan juntos y separados de los países latinoamericanos, esa distancia vectorial puede interpretarse como una diferencia en el enfoque y las prioridades de política educativa.

Moretti (2013) acuñó el concepto de “lectura distante” (*distant reading*) para describir el análisis computacional de grandes corpus literarios. La lectura distante no reemplaza la lectura cercana, sino que la complementa al revelar patrones que serían invisibles para un lector individual. Aplicado a las políticas educativas, la lectura distante mediante embeddings permite identificar convergencias y divergencias semánticas entre 22 documentos de forma simultánea, un ejercicio que la lectura cercana de cada documento por separado no podría lograr con la misma sistematicidad.

Gulson y Sellar (2019) y Williamson (2017) han argumentado que los métodos digitales están comenzando a transformar la investigación en política educativa, aunque su adopción sigue siendo marginal. Esta tesis se inscribe en esa línea emergente al emplear embeddings y búsqueda semántica como herramientas para un análisis comparativo que mantiene la primacía de la interpretación pedagógica.

Capítulo 3

Marco Contextual

Este capítulo presenta el panorama de las políticas públicas sobre educación en inteligencia artificial en las 22 unidades de análisis que componen el corpus de esta investigación. La exposición se organiza por regiones (Europa, Américas y Asia-Pacífico) y concluye con una síntesis comparativa preliminar que anticipa los ejes del análisis formal desarrollado en el capítulo de resultados.

3.1 Panorama Global

Para mediados de 2024, más de 60 países contaban con alguna forma de estrategia nacional de inteligencia artificial (Maslej y cols., 2024). Sin embargo, la mayoría de estas estrategias se orientan hacia la competitividad económica, la investigación y la industria; la educación ocupa un papel secundario o periférico en la mayor parte de los documentos. Fatima y cols. (2020) analizaron las estrategias nacionales de IA de más de 30 países y encontraron que, si bien aproximadamente el 90 % mencionaban la formación de talento y el desarrollo de la fuerza laboral, las provisiones educativas específicas variaban ampliamente en profundidad y alcance.

Los cuatro organismos internacionales incluidos en este estudio han producido marcos de referencia que influyen en las políticas nacionales. La UNESCO ha publicado el Consenso de Beijing sobre IA y Educación (UNESCO, 2019), la Guía de IA y Educación para Formuladores de Políticas (Miao y cols., 2021) y la Guía sobre IA Generativa en Educación e Investigación (UNESCO, 2023b); estos tres documentos constituyen el marco normativo más completo para la integración de IA en los sistemas educativos. La OCDE ha contribuido con sus Principios de IA (OECD, 2019) y el *Digital Education Outlook* (OECD, 2021), además de mantener el Observatorio de Políticas de IA con más de 800 iniciativas registradas. El Foro Económico Mundial, a través de su red de Centros para la Cuarta Revolución Industrial y sus informes sobre el futuro del empleo, ha incidido en la agenda de habilidades y IA en la educación. El Banco Mundial ha integrado la IA en sus programas de asistencia técnica para sistemas educativos en países en desarrollo, aunque sus contribuciones específicas al marco normativo de IA en educación son menos explícitas que las de la UNESCO y la OCDE.

Jobin y cols. (2019) identificaron convergencia en torno a cinco principios éticos en 84 directrices de IA (transparencia, justicia, no maleficencia, responsabilidad y privacidad), pero

señalaron que la traducción de estos principios a políticas educativas concretas permanecía pendiente.

La respuesta de los países puede agruparse en tres categorías. Un primer grupo adoptó estrategias tempranas con componentes educativos explícitos: China (2017), Canadá (2017), Finlandia (2017), Francia (2018), Singapur (2019) y Corea del Sur (2019, con plan educativo específico en 2020). Un segundo grupo formuló estrategias nacionales de IA con menciones educativas de menor profundidad: Alemania (2018), Japón (2019), India (2018), Estonia (2019), España (2020), Chile (2021), Colombia (2019), Brasil (2021) y Australia (2021). Un tercer grupo carecía de estrategia formal o tenía esfuerzos fragmentados: Estados Unidos y México ([UNESCO, 2023b](#)). La Unión Europea ocupa una posición particular como regulador supranacional con el AI Act (2024), que clasifica la educación como sector de alto riesgo.

3.2 Europa

3.2.1 Unión Europea

La Unión Europea adoptó el Reglamento 2024/1689, conocido como AI Act, en junio de 2024, el primer marco legal integral sobre IA en el mundo ([European Parliament and Council of the European Union, 2024](#)). El reglamento clasifica los sistemas de IA por nivel de riesgo. La educación se identifica como sector de “alto riesgo” en el Anexo III: los sistemas utilizados para determinar el acceso a instituciones educativas, evaluar resultados de aprendizaje o monitorear estudiantes durante exámenes requieren evaluaciones de conformidad, transparencia, supervisión humana y documentación.

En paralelo, el Plan de Acción de Educación Digital 2021–2027 ([European Commission, 2020](#)) establece dos prioridades estratégicas: fomentar un ecosistema de educación digital de alto rendimiento y mejorar las competencias digitales. La Acción 6 produjo directrices éticas sobre el uso de IA y datos en la enseñanza para educadores, publicadas en 2022. El marco DigComp 2.2 actualizó las competencias digitales europeas para incluir 82 ejemplos de conocimientos, habilidades y actitudes relacionados con la IA. La Comisión destinó aproximadamente 2,100 millones de euros del Programa Europa Digital (2021–2027) a IA. No obstante, la implementación curricular depende de cada Estado miembro, lo que genera una adopción desigual entre los 27 países.

3.2.2 España

España publicó la Estrategia Nacional de Inteligencia Artificial (ENIA) en diciembre de 2020, con una inversión proyectada de 600 millones de euros para 2021–2023 ([Gobierno de España, 2020](#)). El Eje 2 de la ENIA aborda el talento y las habilidades en IA: aumentar los programas

universitarios, fortalecer las competencias digitales en educación básica y promover la recualificación profesional. El Plan Nacional de Competencias Digitales (2021) complementa la ENIA con medidas para integrar el pensamiento computacional en la educación formal.

El Instituto Nacional de Tecnologías Educativas y de Formación del Profesorado (INTEF) ha desarrollado el Marco de Referencia de la Competencia Digital Docente, actualizado en 2022 para alinearse con el DigCompEdu europeo. La Ley Orgánica de Educación (LOMLOE, 2020) introdujo el pensamiento computacional como elemento transversal, aunque no menciona explícitamente la IA. Las Comunidades Autónomas retienen la competencia sobre la implementación curricular, lo que genera variación regional considerable.

3.2.3 Francia

Francia lanzó su estrategia nacional de IA tras el Informe Villani de marzo de 2018, con un compromiso inicial de 1,500 millones de euros para 2018–2022 (Villani, 2018). La segunda fase (2021) añadió 2,200 millones de euros hasta 2025 con énfasis en formación y talento. Se establecieron cuatro institutos interdisciplinarios de IA (3IA) en Grenoble, Niza, París y Toulouse como centros de investigación y educación.

En educación básica, Francia es notable por el Partenariat d’Innovation en Intelligence Artificielle (P2IA), lanzado en 2019 por la Direction du Numérique pour l’Éducation. El P2IA desarrolló herramientas de aprendizaje adaptativo basadas en IA para lectura y matemáticas en primaria (Lalilo, Adaptiv’Math, Navi) desplegadas en miles de aulas, un despliegue de tutores de IA a escala en escuelas públicas que pocos países han replicado. En secundaria, la asignatura Numérique et Sciences Informatiques (NSI), disponible desde 2019, incluye módulos de IA. La asignatura obligatoria Sciences Numériques et Technologie (SNT) para todos los alumnos de Seconde introduce conceptos de datos, algoritmos e IA.

3.2.4 Alemania

Alemania adoptó su Estrategia Nacional de IA en noviembre de 2018, actualizada en 2020 con un incremento del compromiso federal de 3,000 a 5,000 millones de euros hasta 2025 (Bundesregierung, 2018, 2020). La estrategia aborda la educación bajo el pilar “Sociedad”, con medidas para integrar la IA en todos los niveles educativos y la creación de 100 cátedras adicionales de IA en universidades.

El KI-Campus (Campus de IA), financiado por el Ministerio Federal de Educación e Investigación (BMBF) desde 2019, ofrece más de 30 cursos abiertos sobre IA dirigidos a estudiantes universitarios, profesionales y educadores. La Plattform Lernende Systeme, establecida en 2017, funciona como órgano asesor con un grupo de trabajo sobre IA en educación. Sin embargo,

la estructura federal de Alemania , con 16 *Länder* soberanos en materia educativa, genera fragmentación: las decisiones curriculares recaen en los ministerios estatales, coordinados a través de la Kultusministerkonferenz (KMK). La estrategia “Bildung in der digitalen Welt” (2016, suplementada en 2021) aborda competencias digitales pero no incluye IA de forma integral en la educación K-12.

3.2.5 Finlandia

Finlandia destaca por el curso *Elements of AI*, desarrollado en 2018 por la Universidad de Helsinki y la empresa Reaktor (Tuomi, 2018). Diseñado con la meta de que el 1 % de la población finlandesa adquiriera conocimientos básicos de IA, el curso superó este objetivo en meses, ha sido traducido a más de 25 idiomas y acumula más de un millón de participantes registrados globalmente. Finlandia lo ofreció como obsequio a la UE durante su presidencia del Consejo en 2019.

El programa AuroraAI (2020–2022), con un presupuesto de 4.6 millones de euros, desarrolló una red de servicios públicos basada en IA, incluyendo trayectorias educativas. El Currículo Nacional Básico de 2014 (implementado desde 2016) introdujo competencias transversales en TIC y pensamiento computacional desde primer grado, con un enfoque de aprendizaje basado en fenómenos que facilita la integración interdisciplinaria de temas tecnológicos. El enfoque finlandés privilegia la alfabetización ciudadana en IA por encima de la formación de especialistas, mediante un modelo de colaboración público-privada. Una limitación reconocida es la escasez de evaluaciones sistemáticas de los resultados de alfabetización en IA en educación básica (OECD, 2021).

3.2.6 Estonia

Estonia publicó su estrategia de IA, conocida como KrattAI, en julio de 2019, con una asignación inicial de aproximadamente 10 millones de euros para 2019–2021 (Government of Estonia, 2019). Más que un programa de inversión masiva, KrattAI se centró en crear condiciones favorables para la adopción de IA, identificando más de 50 casos de uso en servicios gubernamentales, incluida la educación.

El ecosistema digital educativo de Estonia se apoya en décadas de inversión. El programa ProgeTiiger, lanzado en 2012, introdujo la programación y el pensamiento computacional desde primer grado; para 2020, más del 85 % de las escuelas de educación general habían participado. La infraestructura digital del país (X-Road, e-governance, las plataformas eKool y Stuudium) proporciona un entorno propicio para herramientas educativas basadas en IA. La Estrategia Educativa 2021–2035 enfatiza competencias digitales, trayectorias de aprendizaje personalizadas y analítica de datos en educación. La agilidad de Estonia como Estado pequeño (1.3 millones de habitantes) permite pilotar programas a escala nacional con rapidez, aunque su presupuesto es modesto frente

a economías mayores y el desarrollo de recursos educativos en estonio presenta desafíos propios de las lenguas minoritarias.

3.3 Américas

3.3.1 Estados Unidos

Estados Unidos carece de una política federal unificada de IA en educación. El panorama regulatorio consiste en acciones ejecutivas superpuestas, propuestas legislativas y marcos voluntarios. La Orden Ejecutiva 14110 (octubre de 2023) sobre desarrollo seguro de IA instruyó al Departamento de Educación a desarrollar recursos sobre IA en la enseñanza y a la NSF a financiar investigación en educación e IA ([The White House, 2023](#)). El *Blueprint for an AI Bill of Rights* (2022) del OSTP identificó cinco principios aplicables a contextos educativos pero sin carácter vinculante. En mayo de 2023, la Oficina de Tecnología Educativa del Departamento de Educación publicó un informe de 71 páginas sobre IA y el futuro de la enseñanza, como guía no regulatoria.

Ante la ausencia de mandatos federales, las políticas han emergido en los estados, varios de los cuales habían legislado sobre IA en educación para principios de 2025, y mediante iniciativas no gubernamentales. El marco AI4K12 (2018), desarrollado por la AAI y la CSTA, propuso las “Cinco Grandes Ideas de la IA” para guiar el currículo K-12, pero su adopción es voluntaria ([Maslej y cols., 2024](#)). La NSF invirtió aproximadamente 140 millones de dólares en institutos nacionales de investigación en IA, varios de ellos enfocados en educación. Un cambio de administración en 2025 rescindió porciones de la Orden Ejecutiva 14110, fragmentando aún más el panorama.

3.3.2 Canadá

Canadá fue uno de los primeros países en adoptar una estrategia nacional de IA. La Pan-Canadian AI Strategy se lanzó en 2017 con una inversión inicial de 125 millones de dólares canadienses, administrada por el Canadian Institute for Advanced Research (CIFAR) ([Government of Canada, 2017](#)). La estrategia financió tres institutos nacionales: el Vector Institute (Toronto), Mila (Montreal) y Amii (Edmonton). En 2021, la estrategia fue renovada con 443.8 millones adicionales, elevando el compromiso total a aproximadamente 568.8 millones de dólares canadienses.

La estrategia se enfoca en investigación de posgrado y desarrollo de talento, no en educación K-12, que en Canadá es competencia provincial. Esta división de poderes genera fragmentación: British Columbia, Ontario, Quebec y Alberta han introducido componentes de computación y alfabetización digital en sus currículos provinciales, pero el contenido específico de IA varía. No existe un marco nacional de alfabetización en IA para K-12 ni un estándar de formación docente en IA. La fortaleza de Canadá reside en su ecosistema de investigación, con universidades

entre las mejores del mundo en IA, pero esta fortaleza no se ha traducido en integración curricular sistemática en la educación preuniversitaria.

3.3.3 México

México no cuenta con una estrategia nacional de IA formalmente adoptada. El esfuerzo más significativo fue el proceso IA2030MX, iniciado en 2018 por la coalición C Minds en colaboración con Oxford Insights (C Minds y cols., 2018). El documento resultante, *Hacia una Estrategia de IA en México*, propuso recomendaciones en gobernanza, investigación, fuerza laboral, infraestructura y ética, e incluyó sugerencias sobre integración curricular y formación docente. La transición de gobierno de 2018 interrumpió el seguimiento institucional; la administración entrante no adoptó el documento como política oficial.

En el sector educativo, las brechas son sustanciales. El Programa Sectorial de Educación 2020–2024 (SEP, 2020) omite la IA. La Nueva Escuela Mexicana (SEP, 2022) organiza los contenidos en campos formativos con enfoque comunitario y humanístico, sin abordar la IA ni el pensamiento computacional. El programa *@prende 2.0* fue desfinanciado a partir de 2019. El CONAHCYT reorientó sus prioridades hacia las “ciencias humanísticas”, reduciendo el financiamiento para investigación tecnológica. México ocupa el lugar 55 en el Índice de Preparación para la IA de Oxford Insights y el cuarto en América Latina, detrás de Chile, Brasil y Colombia (Oxford Insights, 2023). La ENDUTIH 2023 reporta que, pese a que el 79.5 % de la población usa internet, la conectividad en zonas rurales (62.3 %) y en escuelas públicas es considerablemente menor (INEGI, 2024).

3.3.4 Brasil

Brasil publicó su Estrategia Brasileña de Inteligencia Artificial (EBIA) en abril de 2021, coordinada por el Ministerio de Ciencia, Tecnología e Innovación (Ministério de Ciência, Tecnologia e Inovações, 2021). La EBIA se organiza en nueve ejes estratégicos, de los cuales la educación es el primero, una elección simbólica que distingue al documento de otras estrategias nacionales donde la educación es periférica. El eje educativo propone promover la alfabetización en IA en todos los niveles, integrar contenidos de IA en la Base Nacional Comum Curricular (BNCC), formar docentes y utilizar herramientas de IA para reducir desigualdades educativas.

Sin embargo, la BNCC (actualizada por última vez en 2018) incluye competencias digitales como una de diez competencias generales pero no referencia específicamente la IA, dado que fue elaborada antes de la EBIA. El Programa de Innovación Educación Conectada (PIEC, 2017) destinó aproximadamente 3,100 millones de reales a conectividad escolar, aunque la implementación ha sido desigual. Una brecha notable es la distancia entre las ambiciones del eje educativo de

la EBIA y su implementación: la estrategia carece de asignaciones presupuestarias específicas, cronogramas o metas medibles para sus objetivos educativos.

3.3.5 Chile

Chile publicó su Política Nacional de Inteligencia Artificial en noviembre de 2021, producida por el Ministerio de Ciencia, Tecnología, Conocimiento e Innovación ([Ministerio de Ciencia, Tecnología, Conocimiento e Innovación de Chile, 2021](#)). Fue el primer país latinoamericano en adoptar una política integral de IA. La educación figura como componente del habilitador “talento y capital humano”, con acciones propuestas para integrar el pensamiento computacional y conceptos de IA en el currículo K-12, crear trayectorias de IA en la formación docente y expandir las habilidades digitales mediante el SENCE. La política fue desarrollada con la participación de más de 1,200 personas en consultas públicas.

El Plan Nacional de Lenguajes Digitales (2019), operado por el Ministerio de Educación y la Fundación Kodea, introdujo el pensamiento computacional y la programación en los grados 5 a 12. Para 2022, el programa había alcanzado aproximadamente 2,000 escuelas y capacitado a más de 4,000 docentes, aunque aún no cubre contenidos específicos de IA. Chile ocupa el primer lugar en América Latina y el 39 en el Índice de Oxford Insights ([Oxford Insights, 2023](#)). Sin embargo, la integración de IA en el currículo nacional permanece en fase piloto y la formación docente en IA no ha sido escalada más allá de proyectos demostrativos.

3.3.6 Colombia

Colombia adoptó su política de IA mediante el CONPES 3975, aprobado en noviembre de 2019 ([Departamento Nacional de Planeación, 2019](#)). El mecanismo CONPES otorga al documento carácter de directiva vinculante para el poder ejecutivo. El pilar de capital humano incluye compromisos de fortalecer la educación STEM, incorporar el pensamiento computacional y fundamentos de IA en el currículo, formar docentes en tecnologías digitales y expandir programas de habilidades digitales. La inversión estimada fue de aproximadamente 21,500 millones de pesos colombianos (cerca de 5.8 millones de dólares), cifra modesta frente a la ambición de los objetivos.

La Misión Internacional de Sabios (2019) formuló recomendaciones específicas sobre IA: integrar el pensamiento computacional desde educación básica, crear un centro nacional de IA y reformar la formación docente. El Ministerio de TIC ha operado programas como “Programación para Niños y Niñas” y la Ruta STEM. El Centro para la Cuarta Revolución Industrial (C4IR Colombia, establecido en Medellín en 2019 como parte de la red del Foro Económico Mundial) ha servido como laboratorio de políticas de IA, incluidos proyectos piloto en educación. El contenido de IA no se ha integrado formalmente en los Estándares Básicos de Competencias del currículo nacional,

y la formación docente en IA se limita a programas piloto.

3.4 Asia-Pacífico

3.4.1 China

China publicó el Plan de Desarrollo de IA de Nueva Generación en julio de 2017, uno de los primeros documentos nacionales en vincular explícitamente la IA con la reforma educativa ([State Council of the People's Republic of China, 2017](#)). El plan establece tres fases: para 2020, mantener paridad con la tecnología global; para 2025, lograr avances mayores; para 2030, convertirse en el centro mundial de innovación en IA. La educación es una prioridad estratégica explícita, con mandatos para establecer cursos de IA en primaria y secundaria, desarrollar libros de texto y construir bases de formación en IA.

El Ministerio de Educación emitió el Plan de Acción para la Innovación en IA en Instituciones de Educación Superior en 2018. En 2019, China lanzó un programa piloto que introdujo cursos de IA en más de 20,000 escuelas primarias y secundarias, apoyado por la primera serie de libros de texto aprobados por el gobierno, *Fundamentos de Inteligencia Artificial* ([Pedro y cols., 2019](#)). Para 2020, más de 440 universidades habían recibido aprobación para ofrecer licenciaturas en IA. El Plan de Informatización Educativa 2.0 (2018) promueve plataformas de aprendizaje adaptativo y campus inteligentes. La escala de implementación es la mayor del mundo por número de escuelas, pero enfrenta desafíos documentados: acceso desigual entre zonas urbanas y rurales, profundidad pedagógica variable y limitada integración de ética de IA en el currículo K-12 ([Holmes y Tuomi, 2022](#)).

3.4.2 Japón

Japón enmarca su estrategia de IA dentro de la visión Sociedad 5.0, articulada en el V Plan Básico de Ciencia y Tecnología (2016), que concibe una “sociedad superinteligente” que integra los espacios cibernético y físico. La AI Strategy 2019 estableció metas educativas concretas: todos los graduados de secundaria debían haber recibido alfabetización básica en IA, 250,000 estudiantes universitarios por año debían completar cursos de IA, y 2,000 estudiantes por año debían recibir formación especializada ([Cabinet Office of Japan, 2019](#)).

El GIGA School Programme (2019) invirtió aproximadamente 231,800 millones de yenes (unos 2,200 millones de dólares) para proporcionar un dispositivo por estudiante y acceso de banda ancha a cada escuela, acelerado por la pandemia. La programación se convirtió en contenido obligatorio en primaria desde abril de 2020, y la informática en asignatura obligatoria en secundaria superior desde abril de 2022, con conceptos de IA integrados. En educación superior, el gobierno

fijó la meta de que todos los estudiantes universitarios completen cursos básicos de matemáticas, ciencia de datos e IA. Para 2023, aproximadamente el 80 % de las universidades nacionales habían establecido programas de este tipo. Una brecha documentada es la escasez de docentes certificados en informática: aproximadamente el 20 % de las clases de ciencias de la información en secundaria eran impartidas por profesores sin certificación especializada (OECD, 2021).

3.4.3 Corea del Sur

Corea del Sur publicó su Estrategia Nacional de IA en diciembre de 2019, seguida del Plan de Educación en IA para Todos en noviembre de 2020 (Government of the Republic of Korea, 2019). El Plan de Educación es una de las políticas K-12 de IA más específicas del mundo: establece que la educación en IA sería obligatoria en todos los niveles a partir de 2025, con un mínimo de 34 horas en primaria, 68 horas en secundaria básica y cursos electivos y obligatorios en secundaria superior. El gobierno anunció un programa para formar 5,000 docentes especializados en IA para 2025.

En 2023, Corea del Sur lanzó la iniciativa de Libros de Texto Digitales con IA: libros de texto adaptativos basados en IA reemplazarían los textos tradicionales en matemáticas, inglés e informática a partir de 2025, con expansión a otras asignaturas para 2028. La estrategia se articula con el Korean New Deal (2020), cuyo componente “Digital New Deal” asignó aproximadamente 58.2 billones de won (unos 49,000 millones de dólares) a la transformación digital, con la educación como sector prioritario. Corea se ubica consistentemente entre los tres primeros puestos del Índice de Oxford Insights. Preocupaciones expresadas por sindicatos docentes incluyen la preparación para la implementación y la carga de trabajo adicional, así como el riesgo de privilegiar las habilidades técnicas sobre la reflexión ética.

3.4.4 Singapur

Singapur publicó su Estrategia Nacional de IA (NAIS) en noviembre de 2019, actualizada como NAIS 2.0 en diciembre de 2023 (Smart Nation and Digital Government Office, 2019). El programa AI Singapore (AISG), establecido en 2017 con 150 millones de dólares singapurenses (aproximadamente 110 millones de dólares), funciona como el programa nacional de desarrollo de capacidades en IA.

La educación en IA abarca todas las etapas de la vida. En K-12, el programa *Code for Fun* (expandido para incluir elementos de IA desde 2020) expone a alumnos de primaria y secundaria al pensamiento computacional y la IA en 10 horas de currículo. El *AI Student Outreach Programme* (2021) proporciona experiencia práctica en proyectos de IA a estudiantes de secundaria. En educación terciaria, la Universidad Nacional de Singapur requiere que todos los estudiantes completen

un módulo de alfabetización en datos e IA. SkillsFuture, el marco nacional de aprendizaje permanente, ofrece cursos y subsidios de IA para adultos. Singapur se ubicó en el primer lugar de Asia y segundo en el Índice de Oxford Insights 2023. Su escala reducida (5.9 millones de habitantes) facilita la coordinación pero limita la generalización de su modelo a países más grandes.

3.4.5 India

India publicó la Estrategia Nacional para la IA (#AIForAll) en 2018 a través de NITI Aayog (NITI Aayog, 2018). La Política Nacional de Educación (NEP) 2020, la primera revisión educativa importante en 34 años, aborda la IA explícitamente: propone integrar el pensamiento computacional, la programación y la IA desde la etapa intermedia del currículo, y establece un Foro Nacional de Tecnología Educativa (NETF) (Ministry of Education of India, 2020).

El Central Board of Secondary Education (CBSE) introdujo un currículo electivo de IA para los grados IX y X desde el año escolar 2019–2020, lo que convierte a India en uno de los primeros países en ofrecer la IA como asignatura escolar formal. El programa *Responsible AI for Youth*, lanzado por NITI Aayog en colaboración con Intel India, ha alcanzado a más de 500,000 estudiantes desde 2020. El marco #AIForAll posiciona la IA como herramienta de desarrollo inclusivo, un enfoque de equidad distintivo. Sin embargo, la implementación es extremadamente desigual: el CBSE cubre solo una fracción de los estudiantes indios, los consejos estatales han sido lentos en adoptar el currículo de IA, aproximadamente el 30% de las escuelas contaban con laboratorios de cómputo funcionales, y la formación docente en IA es mínima fuera de las grandes ciudades (Southgate, 2020).

3.4.6 Australia

Australia publicó su Marco de Ética de IA en 2019 y su Plan de Acción de IA en 2021, con 124.1 millones de dólares australianos de financiamiento (Department of Industry, Science, Energy and Resources, 2021). El Centro Nacional de IA, establecido dentro del CSIRO Data61, coordina programas de sensibilización y proporciona herramientas de autoevaluación ética.

El Australian Curriculum incluye el área de aprendizaje *Digital Technologies*, revisada en la versión 9.0 (2022), que incorpora representación de datos, algoritmos y conceptos relevantes para la IA desde los primeros años hasta el décimo grado, obligatoria hasta octavo grado. En 2023, el gobierno australiano publicó el *Australian Framework for Generative AI in Schools*, una de las primeras guías gubernamentales del mundo dirigidas específicamente al uso de IA generativa en escuelas (Southgate, 2020). En educación superior, el Plan de Acción financió 450 becas de IA y apoyó la creación de cuatro centros nacionales de excelencia en IA. Las brechas incluyen la ausencia de una estrategia dedicada de IA en educación (las provisiones están fragmentadas

entre la autoridad curricular, el departamento de innovación y los sistemas educativos estatales), el presupuesto modesto frente a los pares asiáticos, y las dificultades de acceso en escuelas rurales y remotas.

3.5 Síntesis Comparativa Preliminar

La revisión del panorama global permite identificar cinco patrones que el análisis formal examinará con mayor rigor en el capítulo de resultados.

Primero, la educación no es el foco principal de las estrategias nacionales de IA. De las 22 unidades de análisis, solo Brasil ubica la educación como primer eje estratégico de su política de IA. En la mayoría de los documentos, la educación aparece como un componente dentro de pilares más amplios de “talento”, “capital humano” o “sociedad”. Las estrategias priorizan la competitividad económica, la investigación y la industria; la educación ocupa un rol instrumental, es decir, proveer la fuerza laboral que la industria de IA necesita, más que un rol formativo propio (Holmes y Tuomi, 2022).

Segundo, existe una brecha pronunciada entre la formulación de políticas y su implementación curricular. Varios países han formulado estrategias ambiciosas cuyas provisiones educativas permanecen sin ejecutar. Chile propuso integrar la IA en el currículo K-12 en 2021 pero permanece en fase piloto. La EBIA de Brasil carece de asignaciones presupuestarias para sus metas educativas. India introdujo un currículo de IA a través del CBSE pero este llega solo a una fracción del estudiantado. La distancia entre la retórica de los documentos y la realidad de las aulas es un hallazgo transversal.

Tercero, la formación docente es la brecha más consistente. Ninguna de las 22 unidades de análisis reporta un sistema integral de formación docente en IA. Corea del Sur, con su meta de 5,000 docentes especializados para 2025, es el caso más ambicioso, pero incluso allí los sindicatos docentes han expresado preocupaciones sobre la preparación. En Japón, el 20 % de las clases de informática son impartidas por docentes sin certificación. En México, Brasil, India y Colombia, la formación docente en IA es prácticamente inexistente fuera de proyectos piloto. Esta brecha limita el alcance de cualquier política curricular, por ambiciosa que sea (Miao y cols., 2021).

Cuarto, los enfoques curriculares divergen en una cuestión central: IA como asignatura, como herramienta o como tema transversal. China, Corea del Sur e India han optado por introducir la IA como asignatura formal con horas curriculares definidas. Francia ha desplegado herramientas de IA en aulas sin necesariamente enseñar sobre IA. Finlandia y la Unión Europea privilegian un enfoque de competencias transversales que integra la IA en la alfabetización digital general. Singapur combina los tres enfoques según el nivel educativo. Esta divergencia refleja concepciones distintas sobre qué significa “educar en IA” y plantea una pregunta que los marcos

teóricos de alfabetización en IA (Long y Magerko, 2020; Ng y cols., 2021) intentan responder pero que las políticas nacionales han respondido de formas dispares.

Quinto, la estructura de gobierno condiciona la capacidad de implementación. Los países con sistemas educativos centralizados (China, Corea del Sur, Singapur, Francia) han logrado implementaciones más rápidas y uniformes. Los países con sistemas federales o descentralizados (Estados Unidos, Canadá, Alemania, Australia, México, Brasil, India) enfrentan fragmentación: las estrategias nacionales establecen la dirección pero la implementación depende de autoridades subnacionales con capacidades y prioridades diversas. La Unión Europea enfrenta una versión supranacional de este mismo problema. Este patrón sugiere que la gobernanza educativa puede ser un factor más decisivo que el presupuesto en la velocidad de integración de la IA en los sistemas educativos.

Estos cinco patrones (la instrumentalización de la educación, la brecha implementación-formulación, el déficit docente, la divergencia curricular y el factor gobernanza) constituyen las hipótesis de trabajo que el análisis semántico y cualitativo del capítulo de resultados pondrá a prueba.

Capítulo 4

Metodología

Este capítulo describe el diseño metodológico de la investigación. Se presenta el enfoque adoptado, el corpus documental analizado, el marco de siete dimensiones que estructura la comparación, la herramienta de análisis semántico basada en embeddings y ChromaDB, el procedimiento de análisis en tres fases, las consideraciones éticas y la visualización interactiva como producto complementario.

4.1 Enfoque de la Investigación

4.1.1 Paradigma interpretativo con apoyo computacional

Esta investigación se inscribe en el paradigma interpretativo: busca comprender cómo diferentes países y organismos internacionales conceptualizan, priorizan y articulan la relación entre inteligencia artificial y educación en sus documentos de política. El interés no es medir la eficacia de las políticas ni evaluar su implementación, sino analizar el contenido discursivo de los textos oficiales para identificar convergencias, divergencias y patrones temáticos.

El apoyo computacional no modifica el paradigma ni lo convierte en positivista. Las herramientas de procesamiento de lenguaje natural (PLN) funcionan como amplificadores de la capacidad analítica del investigador, no como sustitutos de su juicio interpretativo ([Grimmer y Stewart, 2013](#)). Los embeddings detectan proximidad semántica entre fragmentos de texto; la interpretación de qué significa esa proximidad en términos pedagógicos y de política pública corresponde al investigador. Este principio guía todo el diseño: el análisis cualitativo tiene prioridad, y el computacional lo complementa.

El diseño corresponde a lo que [Creswell y Plano Clark \(2018\)](#) denominan un enfoque de métodos mixtos con prioridad cualitativa (*QUAL-quan*), donde la fase cualitativa orienta la investigación y la fase cuantitativa (en este caso, computacional) aporta una capa adicional de evidencia. [Nelson \(2020\)](#) propuso un marco similar bajo el nombre de Teoría Fundamentada Computacional, con tres etapas: detección no supervisada de patrones, refinamiento cualitativo y confirmación computacional. El diseño de esta tesis sigue una secuencia análoga, como se detalla en la Sección 4.5.

4.1.2 Investigación documental comparativa

El tipo de investigación es documental y comparativo. Es documental porque la fuente primaria de datos son textos oficiales: estrategias nacionales de IA, planes de acción, marcos regulatorios y lineamientos de organismos internacionales (Bowen, 2009). No se realizan entrevistas, encuestas ni observaciones de campo. Los documentos se analizan tanto como portadores de contenido (qué dicen las políticas) como productos discursivos (cómo lo dicen, qué vocabulario utilizan, qué priorizan y qué omiten).

Es comparativo porque el análisis se estructura según la tradición de la educación comparada. El esquema de Bereday (1964) organiza la comparación en cuatro etapas: descripción de cada caso, interpretación contextualizada, yuxtaposición sistemática y comparación propiamente dicha. En esta tesis, la descripción corresponde al Capítulo 3, la interpretación y yuxtaposición se realizan mediante el marco de siete dimensiones (Sección 4.3), y la comparación integra los resultados cualitativos y computacionales en el Capítulo 5.

Dentro del marco tridimensional de Bray y Thomas (1995), esta investigación opera en el nivel nacional del eje geográfico, aborda el aspecto de políticas educativas sobre IA, y no se restringe a un grupo demográfico específico. Las siete dimensiones de análisis desagregan el aspecto de “políticas educativas sobre IA” en componentes observables y comparables.

4.2 Corpus Documental

4.2.1 Criterios de selección

El corpus se compone de 22 unidades de análisis: 17 países, la Unión Europea como entidad supranacional y 4 organismos internacionales (UNESCO, OCDE, Foro Económico Mundial y Banco Mundial). La selección responde a los siguientes criterios:

1. **Existencia de documento oficial.** Cada unidad debe contar con al menos un documento de política que aborde explícitamente la relación entre IA y educación, ya sea una estrategia nacional de IA con sección educativa, un plan de acción sectorial o lineamientos específicos.
2. **Diversidad geográfica.** La muestra incluye representación de tres regiones: Europa (Unión Europea, España, Francia, Alemania, Finlandia, Estonia), Américas (Estados Unidos, Canadá, México, Brasil, Chile, Colombia) y Asia-Pacífico (China, Japón, Corea del Sur, Singapur, India, Australia).
3. **Diversidad de nivel de desarrollo.** La muestra incluye países de ingresos altos (la mayoría), medios-altos (México, Brasil, Colombia) e intermedios (India), lo que permite observar cómo el nivel de recursos condiciona las políticas.

4. **Disponibilidad pública.** Solo se incluyen documentos de acceso público, descargables de sitios oficiales de gobierno u organismos internacionales.
5. **Periodo temporal.** Los documentos deben haber sido publicados entre 2017 y 2024, periodo que abarca desde las primeras estrategias nacionales de IA (Canadá, China, Finlandia, 2017) hasta las respuestas regulatorias más recientes (EU AI Act, 2024).

La Tabla 4.1 presenta el listado completo de documentos incluidos en el corpus.

Tabla 4.1: Corpus documental: unidades de análisis

Unidad	Documento principal	Año	Idioma
Unión Europea	AI Act; Digital Education Action Plan	2020–2024	EN
España	Estrategia Nacional de IA (ENIA)	2020	ES
Francia	Informe Villani (<i>AI for Humanity</i>)	2018	EN/FR
Alemania	KI-Strategie der Bundesregierung	2018/2020	DE
Finlandia	Finland’s Age of AI	2017	EN
Estonia	Report of Estonia’s AI Taskforce	2019	EN
Estados Unidos	Executive Order 14110 on AI	2023	EN
Canadá	Pan-Canadian AI Strategy	2017	EN
México	Hacia una Estrategia de IA en México	2018	ES
Brasil	Estratégia Brasileira de IA (EBIA)	2021	PT
Chile	Política Nacional de IA	2021	ES
Colombia	CONPES 3975	2019	ES
China	New Generation AI Development Plan	2017	ZH/EN
Japón	AI Strategy 2019	2019	EN/JA
Corea del Sur	National Strategy for AI	2019	EN/KO
Singapur	National AI Strategy (NAIS)	2019	EN
India	National Strategy for AI: #AIForAll	2018	EN
Australia	AI Action Plan	2021	EN
UNESCO	Beijing Consensus; GenAI Guidance	2019/2023	EN
OCDE	AI Principles; Digital Ed. Outlook	2019/2021	EN
FEM	Future of Jobs Report	2020	EN
Banco Mundial	Reimagining Human Connections	2020	EN

4.2.2 Procedimiento de recopilación

Los documentos se recopilaron entre septiembre y noviembre de 2024 mediante búsqueda sistemática en los sitios web oficiales de cada gobierno y organismo. Para los documentos en idiomas distintos del español e inglés, se utilizaron las versiones oficiales en inglés cuando estaban disponibles. En los casos de China, Japón y Corea del Sur, se trabajó con traducciones oficiales al inglés o, en su defecto, con traducciones académicas de referencia (como la traducción del NGAIDP chino realizada por el proyecto DigiChina de la Universidad de Stanford).

Los documentos originales se almacenaron en formato PDF en el directorio `policies/raw/` del repositorio del proyecto, organizados por país. Los metadatos (país, región, año, idioma, URL de origen) se registraron en un archivo JSON estructurado.

4.2.3 Preprocesamiento de textos

El preprocesamiento convierte los documentos PDF en texto plano segmentado, listo para su representación vectorial. El procedimiento incluye los siguientes pasos:

1. **Extracción de texto.** Se extrae el contenido textual de cada PDF mediante la biblioteca `pypdf` de Python. Se eliminan encabezados, pies de página, números de página y elementos gráficos.
2. **Limpieza.** Se normalizan espacios, se corrigen caracteres mal codificados y se eliminan secciones no sustantivas (índices, listas de abreviaturas, agradecimientos).
3. **Segmentación (*chunking*).** El texto se divide en fragmentos de aproximadamente 800 caracteres con un solapamiento de 200 caracteres entre fragmentos consecutivos. Este tamaño se eligió para mantener unidades semánticamente coherentes (aproximadamente un párrafo) sin exceder los límites del modelo de embeddings.
4. **Asignación de metadatos.** Cada fragmento hereda los metadatos del documento de origen: país, región, año, idioma e identificador de política. Se añade un índice secuencial que preserva el orden del fragmento dentro del documento.

El corpus preprocesado produce entre 500 y 2,000 fragmentos, dependiendo de la extensión de los documentos. Cada fragmento constituye la unidad mínima de análisis computacional.

4.3 Marco Analítico: Dimensiones de Comparación

El análisis comparativo se estructura en siete dimensiones que cubren los aspectos centrales de la relación entre IA y educación en los documentos de política. Estas dimensiones se derivaron mediante un proceso inductivo-deductivo: una primera lectura exploratoria del corpus identificó los temas recurrentes, que luego se contrastaron con marcos existentes para asegurar cobertura y evitar omisiones. Los marcos de referencia fueron las cinco áreas del Consenso de Beijing (UNESCO, 2019), las recomendaciones de Miao y cols. (2021), los ejes del *OECD Digital Education Outlook* (OECD, 2021) y las categorías analíticas de Fatima y cols. (2020). Las dimensiones 1, 3 y 5 tienen correspondencia directa con áreas del Consenso de Beijing (gestión de IA en educación, apoyo a docentes, uso ético de datos). Las dimensiones 2 y 4 se derivan de las recomendaciones de

Miao et al. sobre currículo e infraestructura. Las dimensiones 6 y 7 integran ejes de la OCDE (investigación) y de la UNESCO (equidad), respectivamente. Las siete dimensiones resultantes son:

1. **Gobernanza y regulación.** Estructura institucional para la gestión de la IA en educación: órganos responsables, marcos legales, mecanismos de coordinación entre ministerios, nivel de centralización de las decisiones.
2. **Currículo e integración educativa.** Presencia de la IA como contenido curricular: asignaturas, competencias esperadas, niveles educativos cubiertos, distinción entre IA como objeto de estudio y como herramienta pedagógica.
3. **Formación docente.** Programas, estrategias o menciones a la capacitación del profesorado en competencias relacionadas con IA: formación inicial, desarrollo profesional continuo, certificaciones, alianzas con universidades o empresas tecnológicas.
4. **Infraestructura y acceso.** Inversión en infraestructura tecnológica (conectividad, equipamiento, plataformas), acceso equitativo a herramientas de IA, y condiciones materiales para la implementación de las políticas.
5. **Ética y valores.** Principios éticos mencionados en relación con la IA en educación: privacidad de datos estudiantiles, equidad algorítmica, transparencia, supervisión humana, sesgo, integridad académica.
6. **Investigación e innovación.** Fomento de la investigación en IA educativa: financiamiento, centros de investigación, colaboración academia-industria, desarrollo de soluciones locales, pilotajes y evaluación de impacto.
7. **Equidad e inclusión.** Atención a brechas de acceso y participación: diferencias urbano-rurales, de género, socioeconómicas y lingüísticas en la adopción de IA educativa; mecanismos compensatorios.

Cada dimensión funciona como una lente analítica que se aplica a los 22 documentos del corpus. En la fase cualitativa, el investigador codifica los fragmentos relevantes de cada documento según estas dimensiones. En la fase computacional, se formulan consultas semánticas específicas para cada dimensión y se mide la similitud entre los documentos en cada eje. La intersección de ambos análisis permite construir una matriz de 22 unidades \times 7 dimensiones con puntuaciones tanto cualitativas como computacionales.

4.4 Herramienta de Análisis Semántico

4.4.1 Modelo de embeddings

Los fragmentos del corpus se representan como vectores numéricos mediante el modelo `text-embedding-3-small` de OpenAI. Este modelo produce vectores de 1,536 dimensiones y ha demostrado capacidad multilingüe adecuada para textos en inglés, español, francés, portugués y alemán, los principales idiomas del corpus.

La elección de este modelo sobre alternativas de código abierto (como `paraphrase-multilingual-MiniLM-v1` de Sentence Transformers) responde a tres criterios: mayor dimensionalidad del espacio vectorial (1,536 vs. 384), mejor desempeño en tareas de similitud semántica multilingüe según benchmarks públicos, y estabilidad de la API para garantizar reproducibilidad (Rodríguez y Spirling, 2022). Como respaldo, el modelo de Sentence Transformers se mantiene disponible para operación sin conexión o en caso de indisponibilidad de la API.

4.4.2 Almacenamiento vectorial con ChromaDB

Los embeddings generados se almacenan en ChromaDB, una base de datos vectorial de código abierto. Cada registro en ChromaDB contiene tres elementos: el texto del fragmento, su vector de embedding y un diccionario de metadatos (país, región, año, idioma, identificador de política, índice del fragmento).

ChromaDB permite dos operaciones centrales para esta investigación:

- **Consulta por similitud.** Dada una consulta textual (por ejemplo, “programas de formación docente en inteligencia artificial”), ChromaDB devuelve los k fragmentos del corpus más cercanos en el espacio vectorial. Esto permite identificar qué países abordan un tema específico y con qué profundidad.
- **Filtrado por metadatos.** Las consultas pueden restringirse por país, región, idioma o año, lo que permite comparaciones segmentadas (por ejemplo, solo documentos europeos posteriores a 2020).

La base de datos se almacena localmente en el directorio del proyecto y se respalda en Chroma Cloud para garantizar persistencia.

4.4.3 Cálculo de similitud semántica

La similitud entre documentos se mide mediante la distancia del coseno entre sus vectores. Para obtener una representación a nivel de documento (en lugar de fragmento), se calcula el vector

promedio de todos los fragmentos de cada documento. La similitud entre dos documentos A y B se define como:

$$\text{sim}(A, B) = \frac{\vec{A} \cdot \vec{B}}{\|\vec{A}\| \|\vec{B}\|}$$

donde \vec{A} y \vec{B} son los vectores promedio de los fragmentos de cada documento. Valores cercanos a 1 indican alta similitud semántica; valores cercanos a 0 indican contenido semánticamente distante.

Además de la similitud global, se calcula una puntuación de relevancia por dimensión para cada documento. El procedimiento es el siguiente: para cada una de las siete dimensiones, se formula una consulta textual en español que sintetiza los conceptos centrales de esa dimensión. ChromaDB devuelve, para cada documento, los k fragmentos más cercanos a la consulta (con $k = 5$) junto con su puntuación de similitud del coseno. El promedio de estas puntuaciones constituye la relevancia de esa dimensión en ese documento. La Tabla 4.2 presenta las siete consultas utilizadas.

Tabla 4.2: Consultas semánticas por dimensión de análisis

Dimensión	Consulta textual
1. Gobernanza	Gobernanza institucional, regulación de inteligencia artificial, marco legal, coordinación ministerial, órganos responsables
2. Currículo	Currículo escolar, integración de IA en asignaturas, competencias digitales, contenido curricular, niveles educativos
3. Formación docente	Capacitación de profesores, formación docente en IA, desarrollo profesional, certificación, competencias pedagógicas digitales
4. Infraestructura	Infraestructura tecnológica, conectividad, equipamiento escolar, plataformas digitales, acceso a internet, inversión
5. Ética	Ética de la inteligencia artificial, privacidad de datos, sesgo algorítmico, transparencia, supervisión humana, integridad académica
6. Investigación	Investigación en IA educativa, innovación, financiamiento, centros de investigación, colaboración academia-industria, pilotaje
7. Equidad	Equidad digital, inclusión, brecha urbano-rural, género, acceso para poblaciones vulnerables, mecanismos compensatorios

Estas consultas se formularon a partir de las definiciones operativas de cada dimensión (Sección 4.3) y se refinaron iterativamente comparando los fragmentos recuperados con los codificados cualitativamente para la misma dimensión. Este proceso de calibración asegura que las consultas capturan el vocabulario real de los documentos y no solo los términos esperados por el

investigador. El resultado es una matriz de 22×7 puntuaciones de relevancia que complementa la codificación cualitativa.

Para identificar agrupaciones entre países, se aplica *clustering* jerárquico aglomerativo sobre la matriz de similitud global, utilizando el método de Ward como criterio de enlace. El número de clusters no se fija a priori; se examina el dendrograma resultante y se selecciona el corte que maximiza la coherencia interpretativa de los grupos (es decir, que las agrupaciones tengan sentido a la luz del contexto geopolítico y de los hallazgos cualitativos). Este enfoque privilegia la interpretabilidad sobre la optimización estadística, en consonancia con la prioridad cualitativa del diseño.

4.5 Procedimiento de Análisis

El análisis se organiza en tres fases secuenciales con un momento de triangulación al final. Este diseño se inspira en la Teoría Fundamentada Computacional de Nelson (2020), adaptada al contexto de la educación comparada.

4.5.1 Fase cualitativa: lectura y codificación

En la primera fase, el investigador realiza una lectura cercana de los 22 documentos del corpus. Cada documento se codifica según las siete dimensiones del marco analítico, identificando:

- Presencia o ausencia de cada dimensión en el documento.
- Nivel de detalle: mención general, sección dedicada o plan de acción con indicadores y presupuesto.
- Vocabulario y marcos conceptuales utilizados.
- Omisiones significativas (dimensiones ausentes o tratadas de forma superficial).

Esta fase produce una matriz cualitativa de 22×7 con descripciones textuales y valoraciones ordinales (0 = ausente, 1 = mención, 2 = desarrollo moderado, 3 = desarrollo extenso) para cada celda. Las valoraciones numéricas no pretenden cuantificar con precisión el tratamiento de cada dimensión, sino proporcionar un ordenamiento que permita comparar su distribución entre documentos y contrastarla con las puntuaciones computacionales de la fase siguiente.

4.5.2 Fase computacional: análisis semántico

En la segunda fase, se ejecuta el pipeline de análisis semántico:

1. **Ingesta.** Los documentos preprocesados se ingestan en ChromaDB con sus embeddings y metadatos.
2. **Matriz de similitud global.** Se calcula la similitud del coseno entre todos los pares de documentos ($22 \times 22 = 231$ pares únicos).
3. **Matriz de similitud por dimensión.** Para cada dimensión, se formulan consultas semánticas y se registran las puntuaciones de similitud de cada documento (22×7).
4. **Clustering.** Se aplica *clustering* jerárquico sobre la matriz de similitud global para identificar agrupaciones.
5. **Exportación.** Los resultados se exportan en formato JSON para alimentar la visualización interactiva y en formato tabular para su inclusión en la tesis.

Esta fase produce tres productos: una matriz de similitud global (22×22), una matriz de relevancia por dimensión (22×7) y un dendrograma de agrupaciones.

4.5.3 Triangulación de resultados

La tercera fase confronta los hallazgos de las dos fases anteriores. La triangulación sigue el principio de que los métodos cualitativos y computacionales iluminan facetas diferentes del mismo corpus (Creswell y Plano Clark, 2018):

- **Convergencia.** Cuando la codificación cualitativa y la puntuación computacional coinciden en la dirección (por ejemplo, ambos métodos ubican a un país como alto o bajo en una dimensión), el hallazgo se considera robusto. Operativamente, se verifica que los documentos con valoración cualitativa “extenso” (3) obtengan puntuaciones de relevancia computacional por encima de la mediana, y viceversa.
- **Complementariedad.** Cuando el análisis computacional revela patrones no anticipados por la lectura cercana (por ejemplo, alta similitud semántica entre dos países geográficamente distantes), el hallazgo se examina cualitativamente para determinar si refleja una convergencia sustantiva o un artefacto del método.
- **Divergencia.** Cuando los resultados difieren (por ejemplo, dos documentos obtienen alta similitud semántica pero la codificación cualitativa revela enfoques distintos), la divergencia se analiza como un posible caso de convergencia retórica sin convergencia sustantiva, conforme a la distinción de Ball (1998). Cada caso de divergencia se documenta y se interpreta a la luz del contexto de política de los países involucrados.

Los resultados triangulados se presentan en el Capítulo 5 organizados por dimensión y por agrupación de países.

4.6 Consideraciones Éticas

Esta investigación analiza exclusivamente documentos de política pública de acceso abierto, publicados por gobiernos y organismos internacionales para consumo público. No involucra participantes humanos, datos personales ni información confidencial.

Se adoptan tres principios éticos:

1. **Transparencia.** Todo el código fuente del pipeline de análisis, los parámetros de configuración y los datos intermedios se documentan en un repositorio público. Cualquier investigador puede reproducir los resultados ejecutando el mismo código sobre el mismo corpus.
2. **Reproducibilidad.** Los embeddings se generan con un modelo de versión fija (`text-embedding-3-small`) los parámetros de chunking son explícitos (800 caracteres, 200 de solapamiento) y los criterios de selección del corpus están documentados. El uso de ChromaDB con almacenamiento local garantiza que los resultados no dependan de servicios externos volátiles.
3. **Honestidad interpretativa.** El análisis computacional no sustituye al juicio del investigador. Las similitudes semánticas se presentan como indicios que requieren interpretación contextualizada, no como conclusiones definitivas. Las limitaciones del método (sesgo idiomático de los embeddings, diferencias en extensión de los documentos, carácter programático vs. vinculante de las políticas) se explicitan a lo largo del análisis.

4.7 Visualización Interactiva

Como producto complementario de la investigación, se desarrolla una página web interactiva que presenta los resultados del análisis de forma visual y explorable. La visualización cumple tres funciones de investigación:

1. **Comunicación de resultados complejos.** La matriz de similitud de 22×22 y las puntuaciones por dimensión son difíciles de interpretar en formato tabular. Los mapas de calor, gráficos de radar y dendrogramas interactivos permiten identificar patrones que las tablas ocultan.
2. **Exploración por parte del lector.** La visualización permite al lector filtrar por región, comparar pares de países o explorar dimensiones específicas, lo que extiende el análisis más allá de lo que el texto de la tesis puede cubrir.

3. **Reproducibilidad visual.** Los datos que alimentan la visualización provienen directamente del pipeline de análisis, sin manipulación manual. El archivo `results.json` que conecta el pipeline con la web constituye un registro auditable.

La visualización se implementa con tecnologías web estándar (HTML, CSS, JavaScript) y la biblioteca Chart.js 4.x para los gráficos. El diseño sigue un sistema visual neobrutalist coherente con los principios de claridad y accesibilidad. La página se aloja como archivo estático, sin dependencia de servidores, y se incluye como anexo digital de la tesis.

Capítulo 5

Resultados y Discusión

El corpus definido en la Sección 4.2 comprende 22 unidades de análisis. De estas, 14 cuentan con documentos fuente en formato procesable al momento del análisis.¹ Este capítulo presenta los hallazgos del análisis comparativo de esas 14 políticas. Los resultados se organizan en cuatro secciones: primero, los hallazgos cualitativos por dimensión de análisis; segundo, los resultados del análisis semántico computacional; tercero, la triangulación entre ambas aproximaciones; y cuarto, la discusión de sus implicaciones.

5.1 Resultados por Dimensión de Análisis

La lectura sistemática de los documentos de política permitió identificar patrones recurrentes y divergencias a lo largo de las siete dimensiones establecidas en la metodología (véase la Sección 4.3).

5.1.1 Gobernanza y regulación

Las políticas analizadas muestran dos modelos predominantes de gobernanza. Por un lado, la Unión Europea adoptó un enfoque regulatorio prescriptivo con el AI Act ([European Parliament and Council of the European Union, 2024](#)), que clasifica los sistemas de IA por niveles de riesgo e impone obligaciones legales vinculantes. España, Francia y Colombia siguen un modelo mixto: establecen marcos de gobernanza institucional, como el Consejo Asesor de IA en España ([Gobierno de España, 2020](#)) o el Consejo Nacional de Política Económica y Social en Colombia ([Departamento Nacional de Planeación, 2019](#)), sin imponer regulación sectorial detallada.

Por otro lado, las políticas de Asia-Pacífico privilegian la gobernanza mediante principios voluntarios y coordinación intersectorial. Japón apuesta por “human-centric AI” como principio rector sin legislación específica ([Cabinet Office of Japan, 2019](#)); Corea del Sur y Singapur articulan estrategias de gobierno que coordinan inversión pública con participación industrial ([Govern-](#)

¹Los 14 documentos procesados corresponden a: Unión Europea, España, Francia (Europa); Canadá, Brasil, Colombia (Américas); Japón, Corea del Sur, Singapur, India, con dos documentos (NITI Aayog 2018 y NEP 2020), Australia (Asia-Pacífico); UNESCO y Foro Económico Mundial (internacionales). Los ocho documentos restantes, a saber, Alemania (archivo corrupto), Finlandia, Estonia (Europa); Estados Unidos, México, Chile (Américas); China (Asia-Pacífico); y OCDE, Banco Mundial (internacionales), no se obtuvieron en formato descargable automático por restricciones de acceso o publicación institucional. Su incorporación queda como trabajo futuro (véase Conclusiones).

ment of the Republic of Korea, 2019; Smart Nation and Digital Government Office, 2019). India presenta un caso particular: su estrategia de IA delega la gobernanza a NITI Aayog como organismo coordinador, mientras que la política educativa (NEP 2020) opera en un marco regulatorio independiente (Ministry of Education of India, 2020; NITI Aayog, 2018).

El análisis semántico corrobora esta diferenciación: el EU AI Act obtiene la puntuación más alta en la dimensión de gobernanza (0.497), mientras que documentos como el WEF Future of Jobs (0.458) y Australia (0.476) registran valores inferiores que reflejan su orientación hacia recomendaciones generales.

5.1.2 Currículo e integración educativa

La integración de la IA en el currículo escolar presenta tres niveles de especificidad. Las políticas más detalladas (Japón [0.708], India NITI [0.723] y Corea del Sur [0.717] en la dimensión curricular) articulan propuestas concretas sobre qué contenidos de IA deben incluirse en la educación básica y superior. Japón propone la integración de “data science y AI literacy” desde la educación primaria; Corea del Sur plantea la formación en “AI basic concepts” para todos los niveles; India incluye “computational thinking” como competencia transversal en la NEP 2020.

En un segundo nivel, Francia y España abordan el currículo de manera indirecta: la formación en IA se plantea como parte de la transformación digital educativa sin detallar contenidos específicos (Gobierno de España, 2020; Villani, 2018). Brasil y Colombia mencionan la formación digital pero sin vincularla explícitamente a contenidos curriculares de IA (Departamento Nacional de Planeación, 2019; Ministério de Ciência, Tecnologia e Inovações, 2021).

La UNESCO, con una puntuación de 0.701, refleja su papel como organismo que propone marcos curriculares sin implementarlos directamente: su guía de IA generativa ofrece orientaciones pedagógicas detalladas pero no un currículo prescriptivo (UNESCO, 2023b).

El EU AI Act (0.392) registra la puntuación más baja en esta dimensión, coherente con su naturaleza exclusivamente regulatoria.

5.1.3 Formación docente

La formación docente emerge como una dimensión donde la brecha entre intención y concreción resulta notable. La UNESCO lidera con 0.600, producto de recomendaciones específicas sobre desarrollo profesional docente en IA que incluyen marcos de competencias y propuestas de certificación (UNESCO, 2023b). India, a través de la NEP 2020, alcanza 0.615 al establecer un programa nacional de formación continua para profesores con componentes explícitos de tecnología educativa (Ministry of Education of India, 2020).

En contraste, varias políticas nacionales de IA mencionan la necesidad de capacitar do-

centes sin detallar mecanismos. Canadá (0.494), Singapur (0.530) y Australia (0.462) reconocen la importancia de la formación docente pero la tratan como componente secundario de sus estrategias tecnológicas. El EU AI Act (0.241) apenas aborda esta dimensión, dado que su alcance regulatorio no incluye política educativa.

La brecha entre el discurso y la implementación en formación docente atraviesa el corpus. Diez de las 14 políticas analizadas mencionan la formación docente; solo tres (India NEP, UNESCO, Corea del Sur) proponen mecanismos concretos de implementación.

5.1.4 Infraestructura y acceso

Las puntuaciones en infraestructura y acceso revelan diferencias entre políticas que integran la infraestructura tecnológica como condición habilitante y aquellas que la asumen como dada. India NEP obtiene el valor más alto (0.646), seguida de Japón (0.604) y Colombia (0.591). Estos documentos dedican secciones específicas a conectividad rural, equipamiento escolar y acceso a recursos digitales.

España (0.571), Brasil (0.514) y Francia (0.522) abordan la infraestructura en el contexto más amplio de la transformación digital. La UE (0.189) obtiene la puntuación más baja: el AI Act no trata infraestructura educativa. Canadá (0.382) y Australia (0.430) tampoco desarrollan esta dimensión en profundidad, lo que sugiere que asumen niveles adecuados de infraestructura.

Los datos sugieren que la atención a infraestructura no se correlaciona linealmente con el nivel de desarrollo económico. Colombia y la India, países de ingreso medio, obtienen puntuaciones más altas en esta dimensión que Canadá o Australia, países de ingreso alto. Una hipótesis plausible es que la presencia de brechas de infraestructura motiva su inclusión explícita en las políticas, aunque el tamaño del corpus (14 documentos) no permite generalizar esta observación.

5.1.5 Ética y valores

La dimensión ética presenta la mayor convergencia discursiva entre regiones. La UNESCO registra 0.642, la puntuación más alta, consistente con su mandato normativo sobre ética de la IA (UNESCO, 2023b). Francia (0.566), Brasil (0.573) e India NITI (0.571) también obtienen valores elevados, lo que indica una atención sostenida a los principios éticos en sus documentos.

Los temas éticos recurrentes incluyen privacidad de datos, sesgo algorítmico, transparencia y supervisión humana. Sin embargo, el tratamiento varía: la UE legisla obligaciones concretas de transparencia y evaluación de riesgos; Francia y la UNESCO proponen marcos de principios; Brasil y Colombia articulan el discurso ético sin mecanismos de cumplimiento.

Singapur (0.510) y Australia (0.455) mencionan la ética pero la subordinan a los objetivos de competitividad e innovación. El WEF (0.408) aborda la ética desde la perspectiva del mercado

laboral sin profundizar en su aplicación educativa.

5.1.6 Investigación e innovación

Asia-Pacífico domina esta dimensión. Japón (0.690), Corea del Sur (0.696) e India NITI (0.692) son las políticas con mayores puntuaciones, seguidas de la UNESCO (0.649) y Francia (0.613). Esta concentración refleja las prioridades de inversión de las estrategias asiáticas, que posicionan la investigación en IA como motor de desarrollo económico.

La media regional confirma el patrón: Asia-Pacífico obtiene 0.658 frente a 0.508 de Europa, 0.566 de Américas y 0.559 de las organizaciones internacionales. La diferencia se explica porque las políticas asiáticas integran la investigación como eje central, mientras que las europeas y latinoamericanas la tratan como uno de múltiples componentes.

Canadá (0.609) constituye una excepción dentro de las Américas, coherente con su posición pionera en la investigación de IA, pues fue el primer país en adoptar una estrategia nacional de IA en 2017 ([Government of Canada, 2017](#)).

5.1.7 Equidad e inclusión

España (0.642), Colombia (0.640) y Brasil (0.628) lideran la dimensión de equidad, un resultado que refleja la centralidad de la inclusión social en las políticas iberoamericanas. Colombia y Brasil abordan la brecha digital como un problema estructural vinculado a la desigualdad socioeconómica; España articula la equidad de género y la inclusión territorial como ejes transversales de su estrategia de IA.

Francia (0.615) y la India (NEP: 0.614, NITI: 0.593) también registran valores altos. La NEP 2020 destaca por su énfasis en poblaciones históricamente marginadas, minorías lingüísticas y zonas rurales.

La media regional muestra un gradiente: Américas (0.558) y Asia-Pacífico (0.577) superan a Europa (0.519) e internacionales (0.549). Sin embargo, el valor europeo está sesgado a la baja por el EU AI Act (0.300), que aborda la equidad desde el riesgo algorítmico y no desde la inclusión educativa.

5.2 Resultados del Análisis Semántico

El análisis semántico procesó los 14 documentos mediante el modelo de embeddings `paraphrase-multilingual`. Aunque la Sección 4.4 establece `text-embedding-3-small` de OpenAI como modelo primario, se optó por el modelo local por dos razones: primero, al ser de código abierto y ejecutarse sin conexión a servicios externos, permite la reproducibilidad completa del análisis por cualquier investigador sin costo ni dependencia de APIs comerciales; segundo, su entrenamiento multilingüe

(50+ idiomas) lo hace adecuado para un corpus que incluye documentos en inglés, español y portugués. El procesamiento generó 5,120 fragmentos de texto (chunks de 800 caracteres con 200 de solapamiento) que fueron almacenados en ChromaDB. A partir de estos embeddings se computaron las métricas de similitud coseno descritas en la Sección 4.4.

5.2.1 Matriz de similitud entre políticas

La Tabla 5.1 presenta los diez pares de políticas con mayor similitud semántica, mientras que la Figura 5.1 muestra la matriz completa.

Tabla 5.1: Los diez pares de políticas con mayor similitud semántica.

Política A	Política B	Regiones	Similitud
España ENIA	Brasil EBIA	EU-AM	0.965
España ENIA	Colombia CONPES	EU-AM	0.934
Japón AI Strategy	Corea del Sur AI	AP-AP	0.930
Corea del Sur AI	India NITI	AP-AP	0.928
Japón AI Strategy	India NITI	AP-AP	0.926
Brasil EBIA	Colombia CONPES	AM-AM	0.925
España ENIA	Francia Villani	EU-EU	0.916
Francia Villani	India NITI	EU-AP	0.916
Francia Villani	Brasil EBIA	EU-AM	0.914
Corea del Sur AI	Singapur NAIS	AP-AP	0.897

Dos patrones destacan en la matriz. Primero, la similitud iberoamericana: España, Brasil y Colombia forman un triángulo de alta similitud (0.925–0.965). Aunque el modelo multilingüe opera sobre representaciones semánticas y no puramente léxicas, no puede descartarse que la proximidad entre español y portugués influya en los embeddings. Con todo, la convergencia no se reduce a lo lingüístico: las tres estrategias comparten una estructura similar (diagnóstico de capacidades nacionales, ejes estratégicos transversales y metas de inclusión social) y se inscriben en marcos de referencia comunes (UNESCO, OCDE).

Segundo, el cluster asiático: Japón, Corea del Sur, India NITI y Singapur presentan similitudes entre 0.870 y 0.930. Estas cuatro políticas comparten una orientación hacia la competitividad tecnológica y la formación de capital humano en IA.

El EU AI Act registra las similitudes más bajas del corpus (media: 0.526), separándose del resto por su naturaleza jurídica. Su texto legislativo (definiciones legales, clasificaciones de riesgo y artículos normativos) difiere fundamentalmente del lenguaje estratégico de las demás políticas.

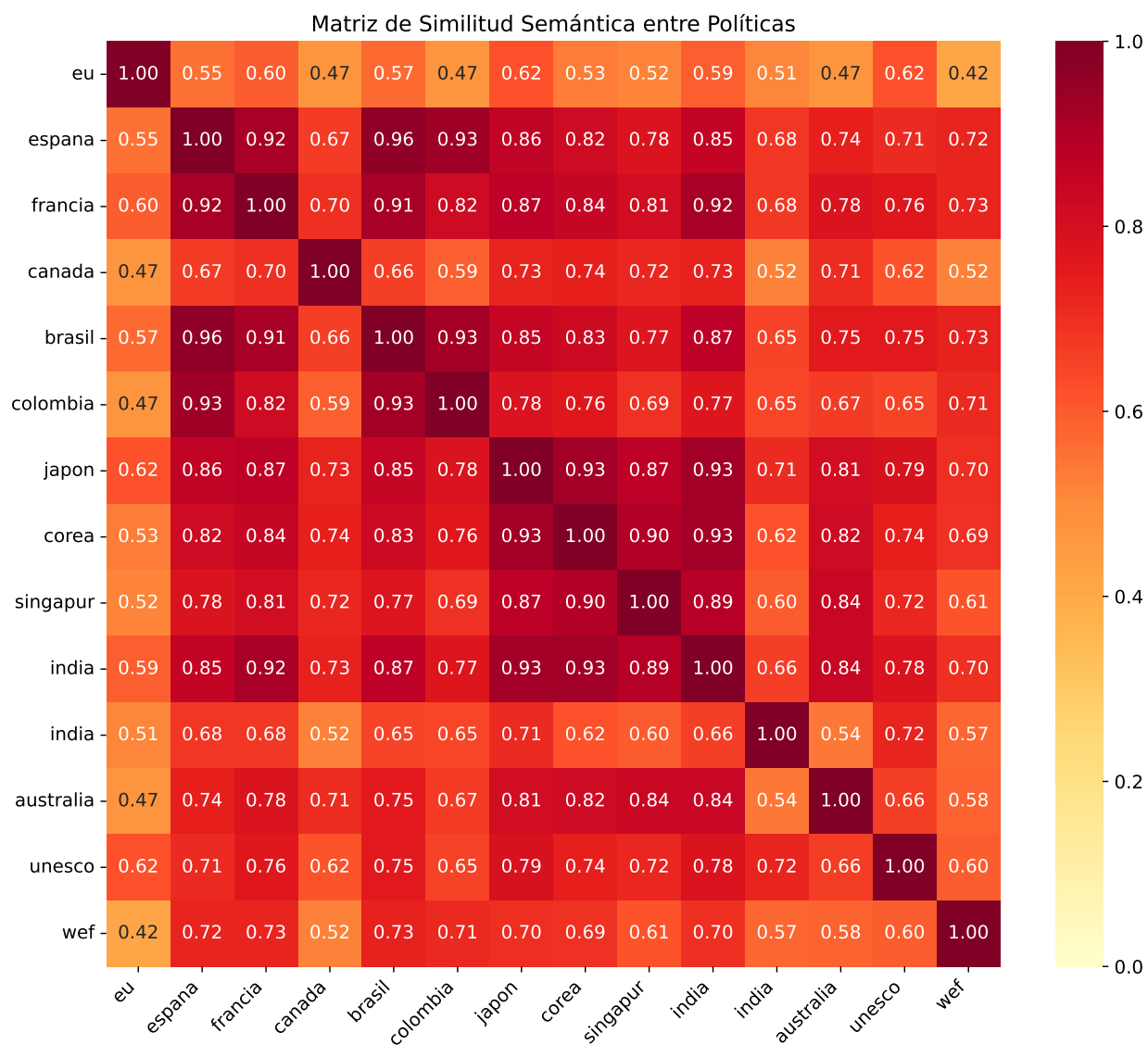


Figura 5.1: Matriz de similitud semántica entre las 14 políticas analizadas. Valores más altos (colores más cálidos) indican mayor similitud en el contenido textual.

5.2.2 Clusters y agrupaciones naturales

El análisis jerárquico (método de Ward, distancia = $1 - \text{similitud coseno}$) identificó dos clusters y un outlier:

Cluster 1, estrategias tecnológicas (6 políticas): Canadá, Japón, Corea del Sur, Singapur, India NITI y Australia. Políticas orientadas a la investigación, innovación y desarrollo de talento en IA. Predominan documentos de Asia-Pacífico con la excepción de Canadá.

Cluster 2, estrategias integrales (7 políticas): España, Francia, Brasil, Colombia, India NEP, UNESCO y WEF. Políticas con enfoque multidimensional que abordan gobernanza, equidad, formación docente e infraestructura de manera transversal. Mezcla regiones y tipos de organización.

Outlier, regulación (1 política): EU AI Act. Técnicamente no constituye un cluster sino un valor atípico: la distancia semántica entre el AI Act y las demás políticas supera el umbral de corte del dendrograma. Su naturaleza legislativa y su extensión (tres a diez veces mayor que los demás documentos) explican esta separación.

La validación geopolítica muestra que el Cluster 1 tiene coherencia regional parcial (predominantemente Asia-Pacífico), mientras que el Cluster 2 es transregional. Este resultado sugiere que la orientación estratégica de una política predice mejor su contenido semántico que su ubicación geográfica.

5.2.3 Patrones emergentes

Del análisis semántico emergen tres patrones:

Convergencia temática transregional. La similitud Francia–India NITI (0.916) y la pertenencia de Francia al Cluster 2 junto con políticas latinoamericanas demuestran que la proximidad semántica no respeta las fronteras geográficas. Los documentos convergen cuando comparten una visión integral de la IA que incluye tanto competitividad como inclusión.

Divergencia regulatoria. El aislamiento del EU AI Act se explica por dos factores. El primero es el género discursivo: la regulación legislativa emplea un vocabulario jurídico (definiciones legales, clasificaciones de riesgo, artículos normativos) que difiere del lenguaje estratégico compartido por las demás políticas. El segundo factor es la extensión del documento: con 620,000 caracteres, el EU AI Act es tres a diez veces más extenso que los demás documentos del corpus, lo que produce un embedding promedio dominado por vocabulario legal. Ambos factores contribuyen al aislamiento, y no es posible aislar su peso relativo con los datos disponibles.

Diferenciación por enfoque. La separación entre los Clusters 1 y 2 refleja la tensión entre dos paradigmas identificados en la literatura: la IA como motor de competitividad económica (Cluster 1) y la IA como herramienta de transformación social (Cluster 2) (Miao y cols., 2021; Pedro y cols., 2019).

5.3 Triangulación de Resultados

La triangulación confronta los hallazgos cualitativos (Sección 5.1) con los resultados computacionales (Sección 5.2) siguiendo el procedimiento descrito en la Sección 4.5.

Convergencias. En cinco de las siete dimensiones, el análisis cualitativo y el computacional coinciden en sus hallazgos principales:

- La dimensión de *investigación e innovación* muestra dominancia de Asia-Pacífico tanto en la lectura cualitativa como en las puntuaciones semánticas (media regional: 0.658 vs. 0.508 de Europa).
- La dimensión de *equidad e inclusión* confirma cualitativamente el liderazgo de las políticas iberoamericanas que las puntuaciones semánticas indican (España: 0.642, Colombia: 0.640, Brasil: 0.628).
- La formación del cluster iberoamericano (España–Brasil–Colombia) corresponde a la convergencia temática observada en la lectura directa de estos documentos.
- El aislamiento semántico del EU AI Act coincide con la diferencia de género discursivo identificada cualitativamente.
- La agrupación de Japón, Corea del Sur, Singapur e India NITI refleja la orientación tecnológica compartida que la lectura cualitativa confirma.

Divergencias parciales. En dos dimensiones, los resultados requieren matización:

- En *gobernanza*, la puntuación semántica del EU AI Act (0.497) es la más alta del corpus, pero la lectura cualitativa revela que se trata de un tipo de gobernanza fundamentalmente distinto (regulación vinculante vs. coordinación institucional). La métrica captura la presencia de vocabulario de gobernanza sin distinguir entre modalidades.
- En *formación docente*, la UNESCO obtiene 0.600 y la India NEP 0.615. Sin embargo, la lectura cualitativa muestra que la UNESCO propone marcos generales mientras que India describe programas concretos. La similitud numérica oculta diferencias en el nivel de operacionalización.

Estas divergencias parciales no invalidan el análisis computacional; confirman la necesidad de la triangulación metodológica y muestran los límites de las métricas de similitud semántica. Los embeddings capturan la proximidad temática del vocabulario pero no distinguen entre la intención declarativa y la concreción operativa de las políticas.

5.4 Discusión

5.4.1 Contribución a la educación comparada

Los resultados aportan evidencia empírica a dos debates centrales de la educación comparada. Primero, la transferencia de políticas educativas (Dolowitz y Marsh, 2000; Steiner-Khamisi, 2004): la alta similitud entre las políticas iberoamericanas (España–Brasil–Colombia) sugiere procesos de convergencia que pueden explicarse por la circulación de marcos de referencia compartidos, particularmente los de la UNESCO y la OCDE, y por afinidades lingüísticas y culturales que facilitan la difusión de modelos de política. No obstante, convergencia discursiva no implica convergencia en la implementación; como señalan Steiner-Khamisi (2014), los mismos textos de política pueden producir resultados divergentes en contextos institucionales diferentes.

Segundo, la relación entre lo global y lo local: las agrupaciones identificadas desafían las clasificaciones puramente geográficas que domina la literatura comparativa (Bray y Thomas, 1995). La presencia de Francia en el mismo cluster que Brasil y Colombia, o de Canadá junto con políticas asiáticas, indica que la orientación estratégica de una política predice mejor su contenido que su ubicación regional. Este hallazgo respalda los enfoques de educación comparada que trascienden la unidad del Estado-nación (Bereday, 1964).

5.4.2 Implicaciones para México

México no forma parte del corpus de 14 documentos analizados porque no cuenta con una política nacional de IA vigente.² Sin embargo, como se establece en la Sección 1.5, uno de los propósitos del análisis comparativo es generar insumos para el contexto mexicano. A partir de los hallazgos, se derivan cuatro orientaciones:

1. **Modelo de referencia:** Las altas similitudes del bloque iberoamericano sugieren que las estrategias de España, Brasil y Colombia constituyen referentes naturales. Sus documentos comparten preocupaciones de equidad, formación docente e infraestructura que son pertinentes para el contexto mexicano.

²Existen antecedentes como la propuesta de C Minds (C Minds y cols., 2018) y documentos sectoriales de la SEP (SEP, 2020, 2022), pero ninguno constituye una estrategia nacional de IA comparable a las del corpus.

2. **Dimensiones prioritarias:** La formación docente emerge como la dimensión con mayor brecha entre discurso y concreción en el corpus global. Una política mexicana podría diferenciarse al articular mecanismos específicos de capacitación (certificaciones, módulos curriculares, comunidades de práctica) en lugar de limitarse a declaraciones de intención.
3. **Gobernanza:** El análisis muestra dos modelos viables: regulación prescriptiva (UE) y coordinación institucional (Asia-Pacífico, Iberoamérica). El contexto institucional mexicano, con una Secretaría de Educación Pública centralizada y un sistema educativo federalizado, sugiere la pertinencia de un modelo mixto.
4. **Infraestructura como precondition:** Las políticas de Colombia e India, países con perfiles de desarrollo comparables al de México, dedican espacio significativo a la infraestructura tecnológica. La brecha digital que persiste en zonas rurales mexicanas exige atención explícita en cualquier estrategia de IA educativa.

5.4.3 Contribuciones metodológicas

El análisis semántico mediante embeddings y ChromaDB demostró ser una herramienta complementaria productiva para la educación comparada. Sus contribuciones principales son:

Escalabilidad. El procesamiento de 14 documentos heterogéneos (en inglés, español y portugués) y la generación de una matriz de similitud de 14×14 con 91 pares únicos habría requerido semanas de lectura comparativa tradicional. El pipeline computacional lo resolvió en minutos, liberando tiempo para el análisis cualitativo profundo de los pares más relevantes.

Descubrimiento de patrones no anticipados. La similitud Francia–India NITI (0.916) no habría sido un par prioritario en un análisis comparativo guiado solo por criterios geográficos o de desarrollo económico. El análisis semántico señaló esta convergencia, que la lectura posterior confirmó y explicó: ambas políticas comparten una visión integral que combina competitividad con inclusión y formación.

Limitaciones reconocidas. El modelo de embeddings no distingue entre diferentes niveles de concreción (intención declarativa vs. mecanismos de implementación), como evidenciaron las divergencias parciales en la triangulación. Además, opera sobre el texto disponible, lo que significa que la extensión del documento influye en la representación: el EU AI Act, con 620,000 caracteres de texto legislativo, genera una representación dominada por vocabulario jurídico que lo separa artificialmente del corpus.

Estas limitaciones no invalidan la herramienta sino que delimitan su alcance: el análisis semántico identifica proximidades temáticas y genera hipótesis que el investigador debe verificar cualitativamente. La combinación de ambos enfoques, el computacional y el cualitativo, produce resultados más robustos que cualquiera de los dos por separado.

Capítulo 6

Conclusiones

Esta tesis analizó 14 políticas públicas sobre inteligencia artificial de tres regiones geográficas y dos organismos internacionales mediante un enfoque mixto que combinó lectura comparativa cualitativa con análisis semántico computacional. Las conclusiones se organizan en respuesta a los objetivos específicos planteados en la Sección 1.3.2.

6.1 Respuesta a los Objetivos de Investigación

OE1: Construir un corpus documental sistematizado de políticas públicas sobre educación en IA. El corpus resultante comprende 22 unidades de análisis (5 países europeos y la UE, 6 americanos, 6 de Asia-Pacífico y 4 organismos internacionales), de las cuales 14 fueron procesadas computacionalmente. Las políticas abarcan el período 2017–2024. La categorización por género discursivo reveló tres tipos: estrategias nacionales integrales, políticas sectoriales y regulación legislativa.

OE2: Desarrollar un marco analítico de siete dimensiones para la comparación estructurada de las políticas. El marco de siete dimensiones permitió comparar las políticas de manera sistemática. Las mayores convergencias entre regiones se dieron en ética y valores; la mayor variación en puntuaciones se observó en infraestructura; y la mayor brecha entre intención declarativa y concreción operativa apareció en formación docente. Asia-Pacífico lideró en investigación e innovación y currículo; Iberoamérica en equidad e inclusión.

OE3: Implementar una herramienta de análisis semántico basada en embeddings y ChromaDB. El pipeline procesó 5,120 fragmentos de texto mediante embeddings multilingües y similitud coseno, generando una matriz de 14×14 . Los pares de mayor similitud fueron España–Brasil (0.965) y Japón–Corea del Sur (0.930). El clustering jerárquico identificó dos agrupaciones temáticas y un outlier regulatorio (EU AI Act).

OE4: Identificar patrones de similitud y divergencia entre las políticas analizadas. Tres patrones principales: (a) convergencia iberoamericana transatlántica (España, Brasil, Colombia comparten estructura y prioridades); (b) cluster tecnológico asiático (Japón, Corea, Singapur, India NITI, más Canadá y Australia); (c) la orientación estratégica predice mejor el contenido semántico de una política que su ubicación geográfica.

OE5: Formular recomendaciones para la política educativa de IA en México. A partir

del análisis comparativo se derivaron cuatro orientaciones: (a) las estrategias iberoamericanas (España, Brasil, Colombia) como referentes; (b) la formación docente como dimensión prioritaria; (c) un modelo de gobernanza mixto adaptado al contexto institucional de la SEP; y (d) la infraestructura como precondition, a la luz de la brecha digital rural.

6.2 Hallazgos Principales

Tres hallazgos merecen énfasis por su contribución a la educación comparada:

1. **Las fronteras regionales no determinan el contenido de las políticas.** La presencia de Francia junto con Brasil y Colombia en el mismo cluster, o de Canadá junto con políticas asiáticas, muestra que la clasificación geográfica, dominante en la literatura comparativa (Bray y Thomas, 1995), no captura la variación real en el contenido de las políticas de IA educativa.
2. **El análisis semántico computacional complementa, no sustituye, la lectura comparativa.** La triangulación mostró convergencia en cinco de siete dimensiones pero también reveló limitaciones: los embeddings capturan proximidad temática del vocabulario sin distinguir entre intención declarativa y concreción operativa. Esta limitación delimita el alcance de la herramienta como generadora de hipótesis, no como sustituto del juicio cualitativo.
3. **La formación docente es la dimensión más desatendida del corpus.** Diez de 14 políticas la mencionan, pero solo tres proponen mecanismos concretos. Este desfase entre retórica y operacionalización constituye la brecha más consistente del análisis y sugiere un área prioritaria para las políticas en desarrollo, incluida la de México.

6.3 Limitaciones

- **Corpus incompleto.** De las 22 unidades de análisis definidas, 8 no fueron procesadas por restricciones de acceso a los documentos fuente. La ausencia de Estados Unidos, China, Alemania y la OCDE limita la representatividad del análisis, particularmente en las dimensiones de gobernanza e investigación donde estos actores son centrales.
- **Modelo de embeddings.** El modelo local (paraphrase-multilingual-MiniLM-L12-v2, 384 dimensiones) fue elegido por su reproducibilidad, pero modelos de mayor dimensionalidad podrían capturar matices semánticos adicionales. La extensión desigual de los documentos (6,000 a 620,000 caracteres) influye en la representación promedio de cada política.

- **Análisis estático.** El corpus captura un momento temporal (2017–2024) sin rastrear la evolución de las políticas. Varias naciones han actualizado sus estrategias desde su publicación original.
- **Idioma.** Aunque el modelo es multilingüe, la proximidad entre español y portugués puede inflar la similitud del bloque iberoamericano. No fue posible aislar el componente lingüístico del componente temático.

6.4 Trabajo Futuro

1. **Completar el corpus.** Incorporar los 8 documentos pendientes , particularmente Estados Unidos (EO 14110), China (NGAIDP), Alemania y la OCDE, para alcanzar la cobertura planeada de 22 unidades.
2. **Análisis longitudinal.** Rastrear las actualizaciones de políticas (Japón 2022, Corea 2023, Singapur 2.0) para evaluar convergencia o divergencia temporal.
3. **Validación con modelos alternativos.** Replicar el análisis con `text-embedding-3-small` (OpenAI, 1,536 dimensiones) para comparar resultados y evaluar la robustez de los patrones identificados.
4. **Estudio de implementación.** La convergencia discursiva identificada no implica convergencia en la implementación. Un estudio de seguimiento que examine la traducción de estas políticas en acciones concretas (presupuestos, programas, evaluaciones) completaría el análisis documental.
5. **Propuesta para México.** Desarrollar, a partir de los insumos comparativos de esta tesis, un documento de política de IA educativa adaptado al contexto institucional mexicano, con atención particular a la formación docente y la infraestructura.

Referencias

- Ball, S. J. (1998). Big policies/small world: An introduction to international perspectives in education policy. *Comparative Education*, 34(2), 119–130. doi: 10.1080/03050069828225
- Bareis, J., y Katzenbach, C. (2022). Talking AI into being: The narratives and imaginaries of national AI strategies and their performative politics. *Science, Technology, & Human Values*, 47(5), 855–881. doi: 10.1177/01622439211030007
- Bereday, G. Z. F. (1964). *Comparative method in education*. New York: Holt, Rinehart and Winston.
- Bowen, G. A. (2009). Document analysis as a qualitative research method. *Qualitative Research Journal*, 9(2), 27–40. doi: 10.3316/QRJ0902027
- Bray, M., Adamson, B., y Mason, M. (2014). *Comparative education research: Approaches and methods* (2nd ed.). Hong Kong: Springer/CERC.
- Bray, M., y Thomas, R. M. (1995). Levels of comparison in educational studies: Different insights from different literatures and the value of multilevel analyses. *Harvard Educational Review*, 65(3), 472–490.
- Bundesregierung. (2018). *Strategie künstliche intelligenz der bundesregierung* (Inf. Téc.). Berlin: Gobierno Federal de Alemania.
- Bundesregierung. (2020). *Strategie künstliche intelligenz der bundesregierung: Fortschreibung 2020* (Inf. Téc.). Berlin: Gobierno Federal de Alemania.
- C Minds, Oxford Insights, y British Embassy in Mexico. (2018). *Hacia una estrategia de IA en México: Aprovechando la revolución de la IA* (Inf. Téc.). Ciudad de México: C Minds.
- Cabinet Office of Japan. (2019). *AI strategy 2019: AI for everyone—people, industries, regions and governments* (Inf. Téc.). Tokyo: Integrated Innovation Strategy Promotion Council.
- Collingridge, D. (1980). *The social control of technology*. London: Frances Pinter.
- Creswell, J. W., y Plano Clark, V. L. (2018). *Designing and conducting mixed methods research* (3rd ed.). Thousand Oaks, CA: SAGE.
- Departamento Nacional de Planeación. (2019). *CONPES 3975: Política nacional para la transformación digital e inteligencia artificial* (Inf. Téc.). Bogotá: Gobierno de Colombia.
- Department of Industry, Science, Energy and Resources. (2021). *Australia's artificial intelligence action plan* (Inf. Téc.). Canberra: Australian Government.
- Devlin, J., Chang, M.-W., Lee, K., y Toutanova, K. (2019). BERT: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding. En *Proceedings of the 2019 conference of the north american chapter of the association for computational linguistics (naacl-hlt)* (pp.

- 4171–4186).
- Dolowitz, D. P., y Marsh, D. (2000). Learning from abroad: The role of policy transfer in contemporary policy-making. *Governance*, 13(1), 5–23. doi: 10.1111/0952-1895.00121
- European Commission. (2020). *Digital education action plan 2021–2027: Resetting education and training for the digital age* (Inf. Téc.). Brussels: European Commission.
- European Parliament and Council of the European Union. (2024). *Regulation (EU) 2024/1689 laying down harmonised rules on artificial intelligence (AI act)* (Inf. Téc.). Brussels: Official Journal of the European Union.
- Fatima, S., Desouza, K. C., y Dawson, G. S. (2020). National artificial intelligence policy: Analyses and a comparative study. *Journal of the Association for Information Science and Technology*, 71(10), 1178–1192. doi: 10.1002/asi.24365
- Gobierno de España. (2020). *Estrategia nacional de inteligencia artificial (ENIA)* (Inf. Téc.). Madrid: Ministerio de Asuntos Económicos y Transformación Digital.
- Government of Canada. (2017). *Pan-Canadian artificial intelligence strategy* (Inf. Téc.). Ottawa: Innovation, Science and Economic Development Canada.
- Government of Estonia. (2019). *Report of Estonia's AI taskforce* (Inf. Téc.). Tallinn: Government Office of Estonia.
- Government of the Republic of Korea. (2019). *National strategy for artificial intelligence* (Inf. Téc.). Seoul: Ministry of Science and ICT.
- Grimmer, J., y Stewart, B. M. (2013). Text as data: The promise and pitfalls of automatic content analysis methods for political texts. *Political Analysis*, 21(3), 267–297. doi: 10.1093/pan/mps028
- Gulson, K. N., y Sellar, S. (2019). Emerging data infrastructures and the new topologies of education policy. *Environment and Planning D: Society and Space*, 37(2), 350–366. doi: 10.1177/0263775818813144
- Holmes, W., Bialik, M., y Fadel, C. (2019). *Artificial intelligence in education: Promises and implications for teaching and learning*. Boston, MA: Center for Curriculum Redesign.
- Holmes, W., y Tuomi, I. (2022). State of the art and practice in AI in education. *European Journal of Education*, 57(4), 542–570. doi: 10.1111/ejed.12533
- INEGI. (2024). *Encuesta nacional sobre disponibilidad y uso de tecnologías de la información en los hogares (ENDUTIH) 2023* (Inf. Téc.). Aguascalientes: Instituto Nacional de Estadística y Geografía.
- Jobin, A., Ienca, M., y Vayena, E. (2019). The global landscape of AI ethics guidelines. *Nature Machine Intelligence*, 1(9), 389–399. doi: 10.1038/s42256-019-0088-2
- Kozlowski, A. C., Taddy, M., y Evans, J. A. (2019). The geometry of culture: Analyzing the meanings of class through word embeddings. *American Sociological Review*, 84(5), 905–

949. doi: 10.1177/0003122419877135
- Krippendorff, K. (2018). *Content analysis: An introduction to its methodology* (4th ed.). Thousand Oaks, CA: SAGE.
- Lasswell, H. D. (1951). The policy orientation. En D. Lerner y H. D. Lasswell (Eds.), *The policy sciences: Recent developments in scope and method* (pp. 3–15). Stanford, CA: Stanford University Press.
- Long, D., y Magerko, B. (2020). What is AI literacy? competencies and design considerations. En *Proceedings of the 2020 chi conference on human factors in computing systems* (pp. 1–16). ACM. doi: 10.1145/3313831.3376727
- Maslej, N., Fattorini, L., Perrault, R., Parli, V., Reuel, A., Dean, J., ... others (2024). *The AI index 2024 annual report* (Inf. Téc.). Stanford Institute for Human-Centered AI. Descargado de <https://aiindex.stanford.edu/report/>
- Miao, F., Holmes, W., Huang, R., y Zhang, H. (2021). *AI and education: Guidance for policy-makers* (Inf. Téc.). Paris: UNESCO. Descargado de <https://unesdoc.unesco.org/ark:/48223/pf0000376709>
- Mikolov, T., Chen, K., Corrado, G., y Dean, J. (2013). Efficient estimation of word representations in vector space. En *Proceedings of the international conference on learning representations (iclr)*.
- Ministerio de Ciencia, Tecnología, Conocimiento e Innovación de Chile. (2021). *Política nacional de inteligencia artificial* (Inf. Téc.). Santiago: Gobierno de Chile.
- Ministério de Ciência, Tecnologia e Inovações. (2021). *Estratégia brasileira de inteligência artificial (EBIA)* (Inf. Téc.). Brasília: Gobierno de Brasil.
- Ministry of Education of India. (2020). *National education policy 2020* (Inf. Téc.). New Delhi: Government of India.
- Moretti, F. (2013). *Distant reading*. London: Verso.
- Nelson, L. K. (2020). Computational grounded theory: A methodological framework. *Sociological Methods & Research*, 49(1), 3–42. doi: 10.1177/0049124117729703
- Ng, D. T. K., Leung, J. K. L., Chu, S. K. W., y Qiao, M. S. (2021). Conceptualizing AI literacy: An exploratory review. *Computers and Education: Artificial Intelligence*, 2, 100041. doi: 10.1016/j.caeai.2021.100041
- Nguyen, D., Liakata, M., DeDeo, S., Eisenstein, J., Mimno, D., Tromble, R., y Winters, J. (2020). How we do things with words: Analyzing text as social and cultural data. *Frontiers in Artificial Intelligence*, 3, 62. doi: 10.3389/frai.2020.00062
- NITI Aayog. (2018). *National strategy for artificial intelligence: #aiforall* (Inf. Téc.). New Delhi: Government of India.
- Noah, H. J., y Eckstein, M. A. (1969). *Toward a science of comparative education*. London:

- Macmillan.
- OECD. (2019). *Recommendation of the council on artificial intelligence* (Inf. Téc.). Organisation for Economic Co-operation and Development. Descargado de <https://legalinstruments.oecd.org/en/instruments/OECD-LEGAL-0449>
- OECD. (2021). *OECD digital education outlook 2021: Pushing the frontiers with artificial intelligence, blockchain and robots*. Paris: OECD Publishing. doi: 10.1787/589b283f-en
- Oxford Insights. (2023). *Government AI readiness index 2023* (Inf. Téc.). Oxford: Oxford Insights. Descargado de <https://oxfordinsights.com/ai-readiness/ai-readiness-index-2023/>
- Pedro, F., Subosa, M., Rivas, A., y Valverde, P. (2019). *Artificial intelligence in education: Challenges and opportunities for sustainable development* (Inf. Téc. n.º Education Policy Working Paper No. 7). Paris: UNESCO. Descargado de <https://unesdoc.unesco.org/ark:/48223/pf0000366994>
- Rizvi, F., y Lingard, B. (2010). *Globalizing education policy*. London: Routledge.
- Roberts, M. E., Stewart, B. M., y Tingley, D. (2019). stm: An R package for structural topic models. *Journal of Statistical Software*, 91(2), 1–40. doi: 10.18637/jss.v091.i02
- Rodriguez, P. L., y Spirling, A. (2022). Word embeddings: What works, what doesn't, and how to tell the difference for applied research. *The Journal of Politics*, 84(1), 101–115. doi: 10.1086/715162
- SEP. (2020). *Programa sectorial de educación 2020–2024* (Inf. Téc.). Ciudad de México: Secretaría de Educación Pública.
- SEP. (2022). *Plan de estudios para la educación preescolar, primaria y secundaria* (Inf. Téc.). Ciudad de México: Secretaría de Educación Pública.
- Sevilla, J., Heim, L., Ho, A., Besiroglu, T., Hobbhahn, M., y Villalobos, P. (2022). Compute trends across three eras of machine learning. En *2022 IEEE/ACM international conference on advances in social networks analysis and mining (ASONAM)* (pp. 1–8). IEEE.
- Smart Nation and Digital Government Office. (2019). *National artificial intelligence strategy: Advancing AI for the public good* (Inf. Téc.). Singapore: Government of Singapore.
- Southgate, E. (2020). *Artificial intelligence, ethics, equity and education* (Inf. Téc.). Canberra: Australian Government Department of Education, Skills and Employment.
- State Council of the People's Republic of China. (2017). *New generation artificial intelligence development plan* (Inf. Téc.). Beijing: State Council.
- Steiner-Khamsi, G. (2004). *The global politics of educational borrowing and lending*. New York: Teachers College Press.
- Steiner-Khamsi, G. (2014). Cross-national policy borrowing: Understanding reception and translation. En M. Bray, B. Adamson, y M. Mason (Eds.), *Comparative education research*:

- Approaches and methods* (2nd ed., pp. 155–174). Hong Kong: Springer/CERC.
- The White House. (2023). *Executive order on the safe, secure, and trustworthy development and use of artificial intelligence* (Inf. Téc.). Washington, D.C.: Executive Office of the President.
- Thierer, A. (2018). *The pacing problem and the future of technology regulation* (Inf. Téc.). Mercatus Center, George Mason University.
- Touretzky, D. S., Gardner-McCune, C., Martin, F., y Seehorn, D. (2019). Envisioning AI for K-12: What should every child know about AI? En *Proceedings of the aaai conference on artificial intelligence* (Vol. 33, pp. 9795–9799). doi: 10.1609/aaai.v33i01.33019795
- Tuomi, I. (2018). *The impact of artificial intelligence on learning, teaching, and education* (Inf. Téc.). European Commission, Joint Research Centre. doi: 10.2760/12297
- UNESCO. (2019). *Beijing consensus on artificial intelligence and education* (Inf. Téc.). Paris: United Nations Educational, Scientific and Cultural Organization. Descargado de <https://unesdoc.unesco.org/ark:/48223/pf0000368303>
- UNESCO. (2021). *Recommendation on the ethics of artificial intelligence* (Inf. Téc.). Paris: United Nations Educational, Scientific and Cultural Organization.
- UNESCO. (2023a). *Global education monitoring report 2023: Technology in education—a tool on whose terms?* (Inf. Téc.). Paris: UNESCO.
- UNESCO. (2023b). *Guidance for generative AI in education and research* (Inf. Téc.). Paris: United Nations Educational, Scientific and Cultural Organization. Descargado de <https://unesdoc.unesco.org/ark:/48223/pf0000386693>
- Villani, C. (2018). *For a meaningful artificial intelligence: Towards a French and European strategy* (Inf. Téc.). Paris: AI for Humanity.
- Williamson, B. (2017). *Big data in education: The digital future of learning, policy and practice*. London: SAGE.
- World Bank. (2020). *Reimagining human connections: Technology and innovation in education at the world bank* (Inf. Téc.). Washington, D.C.: World Bank Group.
- World Economic Forum. (2020). *The future of jobs report 2020* (Inf. Téc.). Geneva: World Economic Forum.
- Zawacki-Richter, O., Marín, V. I., Bond, M., y Gouverneur, F. (2019). Systematic review of research on artificial intelligence applications in higher education—where are the educators? *International Journal of Educational Technology in Higher Education*, 16(1), 39. doi: 10.1186/s41239-019-0171-0

Apéndice A

Catálogo de Políticas Analizadas

Este apéndice lista las 22 unidades de análisis del corpus, indicando cuáles fueron procesadas computacionalmente (✓) y cuáles quedaron pendientes por restricciones de acceso (×).

Europa

- ✓ **Unión Europea: EU AI Act (2024)** Regulation (EU) 2024/1689 del Parlamento Europeo y del Consejo. Regulación sobre inteligencia artificial por niveles de riesgo. 620,000 caracteres. Idioma: inglés. ([European Parliament and Council of the European Union, 2024](#))
- ✓ **España: ENIA (2020)** Estrategia Nacional de Inteligencia Artificial. Plan estratégico integral con ejes de gobernanza, talento, infraestructura y ética. 170,000 caracteres. Idioma: español. ([Gobierno de España, 2020](#))
- ✓ **Francia: Villani Report (2018)** *For a Meaningful AI: Towards a French and European Strategy*. Informe del matemático Cédric Villani con recomendaciones en investigación, educación, ética y empleo. 424,000 caracteres. Idioma: inglés (traducción oficial). ([Villani, 2018](#))
- × **Alemania: KI-Strategie (2018)** Estrategia nacional de IA del gobierno federal. Archivo descargado como HTML en lugar de PDF; requiere descarga manual. ([Bundesregierung, 2018](#))
- × **Finlandia: Finland's Age of AI (2017)** Estrategia temprana de IA. Documento no disponible en acceso abierto directo.
- × **Estonia: KrattAI (2019)** Informe del grupo de trabajo estonio sobre IA. Publicado en el sitio del gobierno estonio; requiere descarga manual.

Américas

- ✓ **Canadá: Pan-Canadian AI Strategy (2017)** Primera estrategia nacional de IA del mundo. Enfoque en investigación y formación de talento. 6,400 caracteres (documento breve). Idioma: inglés. ([Government of Canada, 2017](#))

- × **Estados Unidos: Executive Order 14110 (2023)** Orden ejecutiva sobre IA segura. Publicada en el Federal Register; requiere descarga manual.
- × **México** No cuenta con una estrategia nacional de IA vigente. Existen antecedentes de C Minds (2018) y documentos sectoriales de la SEP. ([C Minds y cols., 2018](#))
- ✓ **Brasil: EBIA (2021)** Estratégia Brasileira de Inteligência Artificial. Plan con ejes de legislación, gobernanza, investigación, educación y seguridad. 132,000 caracteres. Idioma: portugués. ([Ministério de Ciência, Tecnologia e Inovações, 2021](#))
- × **Chile: Política Nacional de IA (2021)** Publicada por el Ministerio de Ciencia; requiere descarga desde el sitio ministerial.
- ✓ **Colombia: CONPES 3975 (2019)** Política Nacional para la Transformación Digital e Inteligencia Artificial. Documento del Consejo Nacional de Política Económica y Social. 141,000 caracteres. Idioma: español. ([Departamento Nacional de Planeación, 2019](#))

Asia-Pacífico

- × **China: NGAIDP (2017)** Plan de Desarrollo de Inteligencia Artificial de Nueva Generación. Disponible en traducción al inglés de DigiChina (Stanford); requiere descarga manual.
- ✓ **Japón: AI Strategy 2019 (2019)** *AI for Everyone: People, Industries, Regions and Governments*. Estrategia articulada en torno al concepto de “Society 5.0”. 129,000 caracteres. Idioma: inglés. ([Cabinet Office of Japan, 2019](#))
- ✓ **Corea del Sur: National AI Strategy (2019)** Estrategia nacional con enfoque en semiconductores, datos y talento en IA. 130,000 caracteres. Idioma: inglés (traducción OECD.AI). ([Government of the Republic of Korea, 2019](#))
- ✓ **Singapur: NAIS (2019)** National AI Strategy. Cinco proyectos nacionales de IA y ecosistema de investigación. 100,000 caracteres. Idioma: inglés. ([Smart Nation and Digital Government Office, 2019](#))
- ✓ **India: #AIForAll (2018)** Estrategia del NITI Aayog. Aplicaciones sectoriales de IA con énfasis en inclusión. 274,000 caracteres. Idioma: inglés. ([NITI Aayog, 2018](#))
- ✓ **India: NEP 2020 (2020)** National Education Policy. Política educativa integral con componentes de tecnología y pensamiento computacional. 273,000 caracteres. Idioma: inglés. ([Ministry of Education of India, 2020](#))

- ✓ **Australia: AI Action Plan (2021)** Plan de acción con inversión en investigación, adopción industrial y regulación. 72,000 caracteres. Idioma: inglés. ([Department of Industry, Science, Energy and Resources, 2021](#))

Organismos Internacionales

- ✓ **UNESCO: Guidance for GenAI (2023)** Orientaciones para la IA generativa en educación e investigación. 165,000 caracteres. Idioma: inglés. ([UNESCO, 2023b](#))
- × **OCDE** Recomendación del Consejo sobre IA (2019) y Digital Education Outlook (2021). Documentos con acceso restringido o de pago.
- ✓ **Foro Económico Mundial: Future of Jobs (2020)** Informe sobre el futuro del empleo y las competencias necesarias ante la automatización y la IA. 430,000 caracteres. Idioma: inglés. ([World Economic Forum, 2020](#))
- × **Banco Mundial** *Reimagining Human Connections* (2020). Disponible en el repositorio abierto del Banco Mundial; requiere búsqueda manual.

Apéndice B

Manual de la Herramienta de Análisis Semántico

Este apéndice documenta la herramienta de análisis semántico desarrollada para esta tesis. El código fuente está disponible en el repositorio del proyecto.

B.1 Requisitos

- Python 3.10 o superior
- Bibliotecas: `chromadb`, `sentence-transformers`, `pypdf`, `numpy`, `scipy`, `scikit-learn`, `matplotlib`, `seaborn`, `click`, `tqdm`, `python-dotenv`
- (Opcional) Clave de API de OpenAI para el modelo `text-embedding-3-small`

B.2 Estructura del Pipeline

El pipeline se organiza en siete módulos:

`config.py` Configuración central: rutas, modelos de embeddings, parámetros de chunking (800 caracteres, 200 de solapamiento), las siete consultas por dimensión y la lista de 22 países/organismos con sus regiones.

`preprocess.py` Extracción de texto desde archivos PDF mediante `pypdf`. Limpia artefactos (números de página, encabezados, caracteres de control) y guarda el texto resultante en `policies/processed/{poli`

`embeddings.py` Capa de abstracción que selecciona el modelo de embeddings según la configuración: `text-embedding-3-small` (OpenAI, 1,536 dimensiones) como primario o `paraphrase-multilingual` (384 dimensiones, local) como alternativa.

`ingest.py` Carga los textos procesados en ChromaDB. Cada documento se divide en fragmentos (*chunks*), se generan embeddings y se almacenan con metadatos (país, región, año, idioma, índice del fragmento).

`similarity.py` Calcula la similitud coseno entre documentos (promediando los embeddings de sus fragmentos) y puntúa cada política en las siete dimensiones mediante similitud entre el embedding promedio del documento y el embedding de la consulta de cada dimensión.

`analysis.py` Realiza clustering jerárquico (método de Ward, distancia = $1 - \text{similitud coseno}$) y proyección t-SNE para visualización bidimensional.

`export.py` Exporta todos los resultados a `web/data/results.json`: metadatos de políticas, matriz de similitud, puntuaciones por dimensión, clusters, coordenadas t-SNE y colores por región.

B.3 Ejecución

Instalar dependencias

```
pip install -r requirements.txt
```

Paso 1: Extraer texto de los PDFs

```
python3 -m pipeline.preprocess
```

Paso 2: Ejecutar pipeline completo

(ingesta + similitud + clustering + exportación)

```
python3 -m pipeline
```

O ejecutar pasos individuales:

```
python3 -m pipeline.ingest --all --no-cloud
```

```
python3 -m pipeline.visualize
```

B.4 Formato de Metadatos

El archivo `policies/metadata.json` contiene un registro por política:

```
{
  "policy_id": "espana_enia_2020",
  "country": "espana",
  "region": "europa",
  "year": 2020,
  "language": "es",
  "title": "Estrategia Nacional de Inteligencia Artificial",
  "raw_file": "spain/enia_2020.pdf",
  "bib_key": "spain2020enia"
}
```

B.5 Formato de Resultados

El archivo `web/data/results.json` contiene:

- `policies`: lista de políticas con nombre, región, color y metadatos
- `similarity_matrix`: matriz $N \times N$ de similitud coseno
- `dimension_scores`: puntuación de cada política en cada dimensión (0–1)
- `clusters`: agrupaciones por clustering jerárquico
- `tsne`: coordenadas 2D para visualización
- `metadata`: modelo de embeddings utilizado, fecha de generación

B.6 Reproducibilidad

Para reproducir los resultados de esta tesis:

1. Clonar el repositorio y colocar los 14 archivos PDF en `policies/raw/`
2. Configurar `USE_LOCAL_EMBEDDINGS=1` en el archivo `.env`
3. Ejecutar `python3 -m pipeline`
4. Los resultados se generan en `web/data/results.json`

El modelo local (`paraphrase-multilingual-MiniLM-L12-v2`) se descarga automáticamente desde Hugging Face y no requiere claves de API. Los resultados son deterministas dado el mismo corpus y los mismos parámetros de chunking.