

Investigación del impacto de la inteligencia artificial en la percepción del cambio climático y la distorsión del ecosistema Informativo

Índice

AUTORES	5
1.1. SOBRE ESTE DOCUMENTO.....	5
1. Resumen Ejecutivo	6
2. Objeto y Alcance de la Investigación	7
2.1. Objeto	7
2.2. Autores.....	7
2.3. Alcance	8
3. La información climática cuando la controla la IA	9
3.1. Estado del arte global.....	9
3.2. Estado del arte en España.....	11
3.3. Estado del arte de los algoritmos y técnicas para el curado de noticias con IA ..	13
4. El ecosistema informativo digital	20
4.1. La transformación del consumo informativo.....	20
4.2. La IA en el ecosistema informativo	21
5. Cámaras de Eco, Burbujas de Filtro y Polarización Informativa	22
5.1. Definiciones y marco teórico	22
5.2. Cámaras de eco en el discurso climático	22
5.3. Polarización multiplataforma	23
6. IA para la detección de desinformación climática.....	24
6.1. Modelos de clasificación de desinformación climática	24
6.2. Sistemas multiestadio basados en LLM	24
6.3. CLIMINATOR y Verificación Automatizada.....	25
6.4. Desafíos específicos de la desinformación climática	25
6.5. IA aplicada a promover una concienciación climática basada en evidencias	26
6.6. Más allá de la IA la necesidad de re-alfabetizar mediáticamente.....	27
7. Diseño de la herramienta: INFO-IAMA2	28
7.1. Concepto y propósito	28
7.2. Arquitectura General	28
7.3. Perfiles de usuario sintéticos	29
7.4. La granja de dispositivos móviles virtuales	30

7.5.	Flujos de Captura	31
	Google Discover	31
	YouTube	31
	Google Search	31
	RSS de Google News (Canal Neutro).....	31
7.6.	El agente cognitivo que interpreta las noticias	32
7.7.	Persistencia de datos y visualización	32
7.8.	Infraestructura y despliegue.....	34
8.	Diseño y desarrollo de los experimentos	37
8.1.	Objetivos Experimentales	37
8.2.	Resultados experimentales.....	38
	Experimento 1: Índice de clima informativo por perfil.....	38
	Experimento 2: Distribución de posicionamiento climático	40
	Experimento 3: Cámaras de eco y solapamiento de noticias	41
	Experimento 4: diversidad de fuentes.....	42
	Experimento 5: Mapa de Calor Temático.....	43
	Experimento 6: Principales Fuentes Mediáticas.....	44
	Experimento 7: Tasa de relevancia por perfil.....	45
	Experimento 8: Índice de polarización	46
8.3.	Análisis de contramedidas con base científica.....	47
8.4.	Conclusiones experimentales	48
	Confirmación de la Hipótesis de Fragmentación	48
	Hipótesis de Burbuja.....	48
	Asimetría de la Protección Algorítmica	48
	Efectividad de las Contramedidas.....	48
	Implicaciones para la Comunicación Climática	49
9.	ANEXO A. Bibliografía	50
10.	Anexo B: Glosario de Términos.....	53
11.	Anexo C: Marco Regulatorio Europeo y Español	54
	11.1. C.1. Reglamento Europeo de Inteligencia Artificial (AI Act)	54
	11.2. C.2. Digital Services Act (DSA)	54
	11.3. C.3. Iniciativa Global para la Integridad de la Información Climática	54
	11.4. C.4. Marco Español	55
12.	Anexo D: Detalle de Prompts y Configuración del Agente LLM	56
	12.1. D.1. Estructura del Prompt de Evaluación de Titulares.....	56
	12.2. D.2. Estructura del Prompt de Análisis Climático	56

12.3.	D.3. Simulación del Comportamiento Humano.....	57
13.	Anexo E: Indicadores, Fórmulas y Métricas.....	58
13.1.	E.1. Índice de Clima Informativo (ICI)	58
13.2.	E.2. Índice de Polarización (IP)	58
13.3.	E.3. Índice de Diversidad de Fuentes (IDF).....	58
13.4.	E.4. Coeficiente de Solapamiento (CS)	59
13.5.	E.5. Métricas de Coste Operativo	59
14.	Anexo F: Taxonomía de Narrativas de Desinformación Climática	60
14.1.	F.1. Categorización según el Marco CARDS.....	60
	F.1.1. Negación de la existencia del calentamiento global.....	60
	F.1.2. Negación de la causa humana.....	60
	F.1.3. Minimización de los impactos.....	60
	F.1.4. Cuestionamiento de las soluciones.....	61
	F.1.5. Desacreditación de la ciencia y los actores climáticos.....	61
14.2.	F.2. Narrativas Específicas del Contexto Español.....	61
15.	Anexo G: Casos de Uso de la Plataforma INFO-IAMA2	62
15.1.	G.1. Monitorización Diaria para Comunicadores Climáticos.....	62
15.2.	G.2. Investigación Académica sobre Polarización.....	62
15.3.	G.3. Educación en Alfabetización Mediática.....	62
15.4.	G.4. Apoyo a la Toma de Decisiones en Política Pública.....	63
15.5.	G.5. Alerta Temprana ante Crisis Informativas	63
16.	Anexo H: Comparativa Metodológica con Otros Enfoques de Monitorización	64
16.1.	H1. Enfoques Basados en Scraping Web.....	64
16.2.	H.2. Enfoques Basados en APIs de Redes Sociales	64
16.3.	H.3. Enfoques Basados en Encuestas	65
16.4.	H.4. Tabla Comparativa de Enfoques	65
17.	Anexo I: Marco de Evaluación de Contramedidas Científicas.....	66
17.1.	I.1. Dimensiones de Evaluación	66
17.2.	I.2. Protocolo de Validación	66
17.3.	I.3. Mejora Iterativa del Sistema.....	66

AUTORES

Este informe es el resultado de la colaboración entre el Instituto Tecnológico de Aragón (ITA) y la Fundación ECODES, dos entidades aragonesas que han trabajado con un objetivo compartido: poner la tecnología al servicio de la descarbonización. De esta colaboración se ha materializado el desarrollo del caso real INFO-IAMA2, una prueba de concepto para identificar **el impacto de la IA en el ecosistema informativo**. El proyecto ha sido ganador del premio AMETIC IA I+D 2026. El equipo firmante combina perfiles de investigación aplicada y experiencia sectorial, y es responsable conjunto de la concepción, redacción y validación de los análisis, oportunidades y recomendaciones que se presentan a continuación.



**PABLO
BARRENECHEA
ABECIA**

ECODES



**ADÁN
PIÑERO
ALQUEGUI**

ITA



**JOSE IGNACIO
CALVO
CALLEJO**

ITA



**FRANCISCO
ROJAS LUNA**

ITA

SOBRE ESTE DOCUMENTO

Editado por: Fundación ECODES

Diseño Gráfico: BAMBAM Studio

Fecha: 17/04/2026

1. Resumen Ejecutivo

El presente informe documenta los resultados de una investigación interdisciplinar desarrollada entre octubre de 2025 y junio de 2026 por el Instituto Tecnológico de Aragón (ITA), a través de sus departamentos de Sistemas Cognitivos y Ecosistema junto con la Fundación Ecología y Desarrollo (ECODES). La investigación aborda un fenómeno de creciente relevancia: cómo la inteligencia artificial, tanto en su faceta de *generación de contenido* como en la de *curaduría algorítmica*, está transformando radicalmente el **ecosistema informativo en torno al cambio climático** y, por extensión, la **percepción ciudadana sobre la crisis climática**.

La motivación central de este trabajo parte de una constatación empírica documentada en la literatura científica reciente: la percepción social sobre el cambio climático no está determinada exclusivamente por la evidencia científica, sino por el ecosistema informativo que rodea a cada individuo. En un entorno donde los **algoritmos de recomendación** de plataformas como *Google Discovery* determinan qué contenido ve cada persona, la posibilidad de que **dos ciudadanos con perfiles diferentes consuman narrativas también diferentes sobre la misma realidad climática** se convierte en un hecho que investigamos a lo largo del documento.

El informe se estructura en tres grandes bloques: en primer lugar, un análisis exhaustivo del **estado del arte** que abarca la problemática mundial y nacional de la desinformación climática cuando es gestionada por inteligencia artificial, los mecanismos que generan las **cámaras de eco** y las tecnologías y estrategias disponibles para su **detección y mitigación**. En segundo lugar, a lo largo del proyecto se ha realizado un **experimento piloto** mediante el diseño y desarrollo de una herramienta capaz de **simular** y analizar automáticamente el flujo de noticias climáticas que reciben **cinco perfiles sociológicos** diferentes entre sí. Por último, analizamos las conclusiones del anterior experimento buscando validar **hipótesis sobre polarización informativa**.

La herramienta desarrollada constituye un experimento práctico que combina automatización de dispositivos móviles en la nube, análisis mediante modelos de lenguaje de gran escala (LLM) y perfiles sintéticos de usuario para mapear empíricamente la fragmentación del ecosistema informativo climático. Su enfoque centrado en el usuario — simulando lo que cada perfil vería realmente en su teléfono móvil— la distingue de los enfoques tradicionales basados en *scraping* web o análisis de redes sociales.

Esta investigación se ha desarrollado con el apoyo del Ministerio para la Transición Ecológica y el Reto Demográfico a través de la convocatoria para el año 2024 de subvenciones en régimen de concurrencia competitiva “línea a” para el desarrollo de actividades para el interés general consideradas de interés sociales, en el ámbito de la investigación científica y técnica y protección al medio ambiente en materias de competencia estatal.

2. Objeto y Alcance de la Investigación

2.1. Objeto

El objeto de la presente investigación es reflexionar, analizar y documentar el impacto de la inteligencia artificial en la conformación del ecosistema informativo que rodea al cambio climático en España, así como desarrollar una prueba de concepto de una herramienta tecnológica que permita monitorizar, medir y contrarrestar la distorsión informativa cuando la IA decide las noticias que recibe cada perfil.

Concretamente, la investigación persigue los siguientes objetivos específicos:

Objetivo 1: Realizar un análisis del **estado del arte** sobre la intersección entre inteligencia artificial, desinformación climática y percepción ciudadana, con especial atención al contexto español y europeo.

Objetivo 2: Diseñar, desarrollar y desplegar una prueba de concepto de una plataforma tecnológica capaz de **simular el ecosistema informativo** que reciben diferentes perfiles de ciudadanos españoles en sus dispositivos móviles, analizando automáticamente el posicionamiento climático de cada noticia.

Objetivo 3: Establecer un marco experimental para la validación de hipótesis sobre cámaras de eco, polarización informativa, efectividad de contramedidas científicas y dinámicas de propagación de desinformación climática.

Objetivo 4: Generar **conocimiento** transferible para responsables de comunicación, periodistas, educadores, comunicadores climáticos, responsables de política pública y organizaciones de la sociedad civil que trabajan en la **lucha contra la desinformación, especialmente en torno al cambio climático**.

2.2. Autores

El informe se desarrolla en colaboración entre el Instituto Tecnológico de Aragón y la Fundación ECODES. A continuación, se describe brevemente cada una de las instituciones:

ITA — Instituto Tecnológico de Aragón: Centro tecnológico de carácter público adscrito al Departamento de Ciencia, Universidad y Sociedad del Conocimiento del Gobierno de Aragón. Fundado en 1984, cuenta con más de 300 tecnólogos y es reconocido como Oficina de Transferencia Tecnológica por el Ministerio de Ciencia, Innovación y Universidades (n.º 147). Su Departamento de Sistemas Cognitivos y Big Data es Centro de Competencia europeo en inteligencia artificial, reconocido a través del Aragón EDIH (European Digital Innovation Hub), seleccionado en 2022 como uno de los 12 centros españoles de referencia en Europa. Aporta la capacidad técnica en inteligencia artificial, procesamiento de lenguaje natural, automatización y desarrollo de plataformas de análisis de datos.

Error! Use the Home tab to apply Título 1 to the text that you want to appear here.

ECODES — Fundación Ecología y Desarrollo: Organización sin ánimo de lucro fundada en Zaragoza en 1992, alineada con la Agenda 2030, los Objetivos de Desarrollo Sostenible y el Acuerdo de París. ECODES es socio oficial del Pacto Climático Europeo en España y coimpulsora de iniciativas como «Fundaciones por el Clima» y la Comunidad #PorElClima. Ha participado activamente en el diseño del Observatorio de la Comunicación Mediática del Cambio Climático, junto con investigadores del grupo GUIMEDCOM. Aporta conocimiento experto en comunicación climática, alfabetización mediática, políticas públicas de adaptación y mitigación, y la red de contactos institucionales para la transferencia de resultados.

2.3. Alcance

La investigación se realiza entre octubre de 2025 y junio de 2026. El ámbito geográfico del trabajo empírico es España, si bien el marco teórico y el estado del arte se construyen desde una perspectiva internacional para contextualizar la situación española dentro de las dinámicas globales de desinformación climática.

En investigación, se realiza una **revisión bibliográfica** sistemática sobre desinformación climática, ecosistema informativo digital, algoritmos de recomendación, cámaras de eco, polarización y aplicaciones de la inteligencia artificial, tanto para la detección de desinformación como para la concienciación climática. En el plano **experimental**, se diseña, implementa y opera una plataforma propia que actúa como prueba de concepto: una granja de dispositivos móviles virtuales que simula cinco perfiles sintéticos de usuario (adolescente, adulto, jubilado, ecologista y escéptico) y **captura**, de forma sistemática y reproducible, el **contenido** que la plataforma *Google Discover* ofrece a cada perfil.

Es importante subrayar que la plataforma desarrollada no constituye una herramienta comercial ni un producto cerrado listo para su explotación. Se trata de una prueba de concepto orientada a la investigación, cuyo valor reside en demostrar la viabilidad técnica del enfoque, generar evidencias empíricas sobre la fragmentación del ecosistema informativo en torno al cambio climático y producir un conjunto de conclusiones, métricas y aprendizajes que sirvan de base para futuras líneas de trabajo. La arquitectura, los indicadores propuestos y los protocolos de captura están concebidos como instrumentos exploratorios, sujetos a refinamiento y ampliación en fases posteriores.

Quedan fuera del alcance de este trabajo el análisis de plataformas no contempladas explícitamente en el diseño experimental, el estudio de idiomas distintos del español, la evaluación en un horizonte temporal mayor y la validación de la percepción cognitiva sobre usuarios reales. Las conclusiones obtenidas deben interpretarse, por tanto, como hallazgos preliminares de una prueba de concepto, cuya función es *orientar y dimensionar futuras investigaciones de mayor escala, así como justificar la posible evolución del prototipo hacia un observatorio nacional de la desinformación climática*.

La **novedad** reside en identificar y cuantificar las diferentes percepciones del cambio climático que se generan cuando perfiles ciudadanos distintos reciben noticias diferentes, seleccionadas por sistemas de inteligencia artificial que deciden, en cada momento, qué información ve cada persona, conformando así su ecosistema informativo personalizado.

3. La información climática cuando la controla la IA

3.1. Estado del arte global

El Foro Económico Mundial ha situado la desinformación como el principal riesgo global a corto plazo en sus dos últimos Informes de Riesgos Globales (*Global Risks Report*), junto con los fenómenos meteorológicos extremos. Esta convergencia no es casual: la desinformación y la crisis climática se retroalimentan en un círculo vicioso donde las narrativas falsas debilitan la capacidad de respuesta institucional y social ante una emergencia planetaria cuya urgencia es científicamente indiscutible.

La publicación de Vidal (2025) en *PLOS Climate* ofrece una perspectiva especialmente reveladora: **la IA no puede seguir tratándose como un conducto neutro de información**. La IA se está convirtiendo en un actor ambiental porque configura el ecosistema informativo del que depende la acción climática. La personalización algorítmica fomenta lo que este autor denomina «enclaves comunicativos» en los que los ciudadanos encuentran el conocimiento ambiental filtrado a través de los sistemas de valores de sus comunidades digitales, en lugar de a través del consenso científico.

La irrupción de los modelos de lenguaje de gran escala (Large Language Models, LLM) ha transformado radicalmente el panorama de la desinformación. Donde antes la creación de contenido falso requería esfuerzo humano, ahora puede automatizarse a escala industrial. Según datos del *Center for Countering Digital Hate*, los sitios web de noticias falsas que utilizan IA para generar artículos crecieron más de diez veces entre mayo y diciembre de 2023. Esta tendencia se ha acelerado a lo largo de 2024 y 2025.

Los LLM presentan un **doble riesgo** para la integridad de la información climática. Por un lado, son capaces de generar textos que presentan la **desinformación climática** con una **apariencia de credibilidad y sofisticación lingüística sin precedentes**, lo que dificulta enormemente su detección por parte de los lectores. Por otro lado, los propios *chatbots* basados en LLM pueden producir «alucinaciones» —**información fabricada que se presenta como real— sobre temas climáticos**, amplificando la confusión incluso sin intención deliberada de engaño.

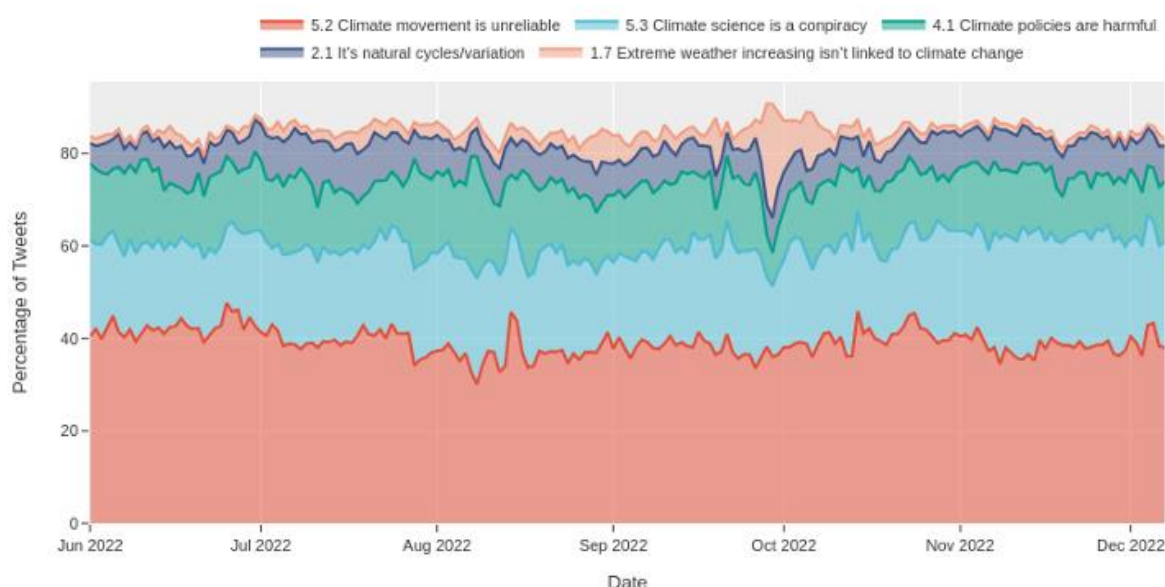
Shah et al. (2024), en un estudio publicado en IEEE Access, describen los LLM como «espadas de doble filo» en el panorama de la desinformación: las mismas capacidades que los hacen útiles para detectar información falsa los convierten en herramientas potentes para generarla. Esta dualidad es especialmente problemática en el ámbito climático, donde la complejidad científica del tema facilita la construcción de narrativas engañosas que, sin ser falsas en sentido estricto, distorsionan o minimizan la evidencia.

Un hallazgo clave de la investigación reciente es la evolución de las narrativas negacionistas. El *Center for Countering Digital Hate*, en colaboración con los

Error! Use the Home tab to apply Título 1 to the text that you want to appear here.

desarrolladores del modelo CARDS (*Computer Assisted Recognition of Denial and Skepticism*), analizó más de **4.000 horas de vídeos** de YouTube de canales conocidos por difundir desinformación climática. Los resultados revelan un desplazamiento significativo: del negacionismo frontal («el cambio climático no existe») hacia posturas más sutiles que aceptan la realidad del cambio climático, pero cuestionan las soluciones, desacreditan a los científicos o promueven el fatalismo («no hay esperanza, las soluciones no funcionan»).

Cook et al. (2024), en un estudio publicado en *Communications Earth & Environment* (Nature), desarrollaron el modelo *Augmented CARDS*, un sistema jerárquico de aprendizaje automático que clasifica las afirmaciones climáticas en redes sociales. Su análisis de **cinco millones de tweets** reveló que más de la mitad de las afirmaciones contrarias al consenso climático implican ataques directos a los actores climáticos (científicos, activistas, políticos). Los picos de desinformación coinciden con cuatro tipos de estímulos: eventos políticos, eventos naturales, *influencers* contrarios al consenso e, paradójicamente, *influencers* favorables al consenso que generan reacción contraria.



Distribución de los 5 argumentos más significativos contra el cambio climático identificados por el modelo Augmented CARDS en tweets de 2022.

*Los **algoritmos de recomendación** de las principales plataformas digitales **optimizan para el engagement** (participación del usuario), no para la precisión informativa. Este diseño tiene consecuencias directas sobre la información climática: **los contenidos provocativos, polarizantes o emocionalmente cargados reciben mayor visibilidad algorítmica**, mientras que el contenido científico matizado queda relegado.*

Como documenta la organización *Earth Day*, plataformas como TikTok premian la provocación, de modo que una teoría conspirativa absurda puede acumular millones de

Error! Use the Home tab to apply Título 1 to the text that you want to appear here.

visualizaciones e influir en la opinión pública antes de que los verificadores puedan reaccionar.

Un estudio publicado en Scientific Reports (2025) analizó más de **20 millones de publicaciones sobre cambio climático** en Facebook, Instagram, Twitter y YouTube durante cinco años (2018-2022). Los resultados muestran que el *engagement* relativo con fuentes de desinformación climática está creciendo en todas las plataformas. Las publicaciones con contenido no fiable tienden a adoptar un tono confrontativo y sensacionalista que resuena con los usuarios, mientras que las publicaciones de fuentes fiables se centran en innovaciones científicas y consenso, alcanzando menor difusión viral.

La decisión de Meta en enero de 2025 de eliminar su programa de verificación de hechos por terceros ha generado preocupación generalizada entre los expertos en desinformación. Esta decisión se suma al debilitamiento progresivo de los mecanismos de moderación de contenido en plataformas como X (anteriormente Twitter), donde el sistema de Community Notes ha demostrado ser insuficiente para contrarrestar la desinformación climática, según análisis de cuentas prominentes de negacionismo climático en la plataforma.

En el extremo opuesto, la coalición *Climate Action Against Disinformation* (CAAD) ha articulado una respuesta desde la sociedad civil, exigiendo que las empresas tecnológicas demuestren que sus productos son seguros para las personas y el medio ambiente, y que expliquen cómo sus algoritmos están protegidos contra la discriminación, el sesgo y la desinformación. CAAD aboga por estándares comunes de seguridad en IA, en colaboración con el IPCC, y por la rendición de cuentas de las empresas tecnológicas y sus directivos.

3.2. Estado del arte en España

España presenta una paradoja singular en el panorama europeo de la comunicación climática. Por un lado, el país destaca por un **alto nivel de consenso ciudadano respecto al cambio climático**: las encuestas arrojan cada año un reconocimiento claro de preocupación y de la necesidad de respuesta. Por otro lado, cuando el país afronta **impactos climáticos reales**, afloran multitud de **informaciones sesgadas, declaraciones descontextualizadas y bulos** que generan alarma social y desconfianza institucional.

Esta paradoja quedó dramáticamente expuesta durante la DANA que afectó a la Comunidad Valenciana en octubre de 2024, cuando se difundieron más de un centenar de bulos en redes sociales. Según el análisis realizado por Maldita.es, algunos de estos bulos generaron pánico con afirmaciones falsas sobre colapsos de infraestructuras o interrupciones de suministro en zonas donde esto no estaba ocurriendo. El Plan Nacional de Adaptación al Cambio Climático (PNACC), en su Documento de Trabajo n.º 3 (2025) sobre prevención de la desinformación climática, recoge este episodio como caso de estudio de la **vulnerabilidad informativa de la sociedad española**.

Según el Eurobárometro de 2025 sobre cambio climático, el 52% de los europeos afirma que los medios tradicionales no ofrecen información clara sobre el cambio climático, **Error! Use the Home tab to apply Título 1 to the text that you want to appear here.**

mientras que el **49% señala dificultades para identificar contenidos fiables** en las redes sociales. En España, el 70% de la población asegura estar preocupada por la desinformación en general (Novoa-Jaso et al., 2024), y los bulos sobre el cambio climático constituyen el sexto grupo más frecuente según el Digital News Report de Reuters.

Un dato especialmente alarmante procede del informe «Medioambiente y desinformación. Percepciones juveniles sobre la energía y la sostenibilidad», elaborado por la Fundación Naturgy y Fad Juventud: **solo el 19% de los jóvenes españoles se siente realmente capaz de identificar bulos sobre cambio climático**. Este dato revela un déficit crítico de alfabetización mediática en la franja de edad más expuesta a las redes sociales como fuente principal de información.

El Ministerio para la Transición Ecológica y el Reto Demográfico (MITECO) ha documentado las principales narrativas de desinformación climática detectadas en España, incluyendo teorías conspirativas sobre incendios forestales vinculados a la explotación de litio o tierras raras, afirmaciones falsas sobre la ineficacia de las políticas de protección ambiental, y la instrumentalización de eventos meteorológicos extremos para difundir narrativas antigubernamentales. (*Documento de Trabajo n.º 3 del Plan Nacional de Adaptación al Cambio Climático (PNACC), titulado "Prevención de la desinformación climática"*)

El estudio de Gelado-Marcos et al. (2025) ha alertado sobre cómo los mensajes de desinformación climática circulan globalmente, pero se adaptan a contextos locales para intensificar su impacto. En España, esto se traduce en la **hibridación de narrativas internacionales de negacionismo con temáticas locales como la política energética, la gestión forestal o los conflictos territoriales por las energías renovables**.

España cuenta con un ecosistema de verificación de hechos (*fact-checking*) relativamente desarrollado, con plataformas acreditadas por la International Fact-Checking Network (IFCN) como EFE Verifica, Maldito Clima (parte de Maldita.es) y Newtral. Sin embargo, como señalan Jones-Jang et al. (2019), la **verificación humana es insuficiente ante la velocidad de propagación de la desinformación digital**. Los verificadores humanos no pueden con la escala y velocidad de la generación automatizada de contenido falso, lo que subraya la **necesidad de herramientas de detección basadas en inteligencia artificial**.

España es uno de los 22 países adheridos a la Iniciativa Global para la Integridad de la Información sobre el Cambio Climático, promovida por la ONU y la UNESCO. Esta iniciativa persigue promover la integridad de la información climática, fortalecer el ecosistema mediático, instar a las empresas tecnológicas a evaluar si la arquitectura de sus plataformas socava la integridad informativa climática, y fomentar la cooperación internacional para combatir la desinformación.

La **Comisión Europea**, por su parte, ha lanzado la campaña **#ClimateFactsMatter**, con el respaldo de 15 Estados miembros, incluida España. Esta campaña pretende capacitar a los ciudadanos para ver más allá de la desinformación climática, exponiendo las principales técnicas utilizadas para engañar al público: selección interesada de datos, apelación emocional, falsas equivalencias y fabricación de imágenes mediante IA generativa.

3.3. *Estado del arte de los algoritmos y técnicas para el curado de noticias con IA*

La selección algorítmica de noticias constituye, en la actualidad, el principal mecanismo de mediación entre los productores de información y los ciudadanos en el entorno digital. A diferencia del modelo periodístico tradicional, donde editores humanos decidían la jerarquía y visibilidad de las noticias para audiencias amplias y relativamente homogéneas, el ecosistema informativo contemporáneo está dominado por sistemas de inteligencia artificial que toman decisiones individualizadas, en tiempo real, sobre qué contenido muestra cada plataforma a cada usuario en cada momento.

Esta transformación, que Helberger (2019) ha denominado «el giro algorítmico de la esfera pública», implica que la **mediación informativa ya no es un proceso editorial humano sino un proceso técnico opaco, distribuido entre múltiples sistemas de aprendizaje automático que operan a escala planetaria**. Comprender cómo funcionan estos algoritmos, qué optimizan y qué efectos producen sobre la percepción ciudadana es una tarea crítica para cualquier investigación sobre desinformación climática.

Los **sistemas de recomendación de noticias** se clasifican en cuatro grandes familias arquitectónicas, cada una con implicaciones diferentes para el ecosistema informativo:

- Filtrado colaborativo (Collaborative Filtering). Los sistemas de filtrado colaborativo, formalizados por Resnick et al. (1994) y popularizados por sistemas como GroupLens, recomiendan contenido a un usuario basándose en las preferencias de usuarios con perfiles similares. El supuesto subyacente es que «si dos usuarios coincidieron en el pasado, probablemente coincidirán en el futuro». Esta arquitectura es eficiente computacionalmente, pero tiende a producir efectos de homogeneización: los usuarios con preferencias minoritarias quedan marginados, mientras que el contenido popular se amplifica desproporcionadamente.
- Filtrado basado en contenido (Content-Based Filtering). Estos sistemas analizan las características del contenido (palabras clave, temas, fuentes) y recomiendan artículos similares a los que el usuario ha consumido previamente. Pazzani y Billsus (2007) proporcionan una revisión técnica de referencia. Esta arquitectura tiende a producir burbujas temáticas: el usuario que lee sobre un tema recibe progresivamente más contenido sobre ese mismo tema, reduciendo la diversidad de su dieta informativa.
- Sistemas híbridos. La mayoría de los sistemas comerciales contemporáneos combinan filtrado colaborativo y basado en contenido, junto con señales contextuales (hora del día, ubicación, dispositivo) y de comportamiento (tiempo de lectura, interacciones). Burke (2002) clasifica los enfoques híbridos en siete categorías técnicas. Estos sistemas son más robustos, pero más opacos, dificultando la auditoría externa.
- Aprendizaje profundo y recomendación neuronal. Desde mediados de la década de 2010, los sistemas de recomendación han adoptado masivamente arquitecturas

basadas en redes neuronales profundas. Covington et al. (2016) describen la arquitectura del recomendador de YouTube basada en redes neuronales, que combina un modelo de generación de candidatos con un modelo de ranking. Más recientemente, los modelos basados en *transformers* (similares a LLM) están siendo aplicados a la recomendación de noticias, como demuestran Wu et al. (2019) con el modelo NRMS (Neural News Recommendation with Multi-Head Self-Attention).

El núcleo del problema reside en lo que estos sistemas optimizan. Como documenta Stray (2020) en su trabajo sobre el alineamiento de los sistemas de recomendación, la inmensa mayoría de las plataformas comerciales optimizan para variantes de la métrica de engagement: tiempo de permanencia, clics, interacciones, compartidos. Esta función objetivo, aparentemente neutra, tiene consecuencias profundas para la información climática y, en general, para cualquier contenido que requiera reflexión y matiz.

Milli et al. (2025), en un trabajo publicado en *Communications of the ACM*, demostraron empíricamente que los algoritmos **optimizados para engagement** en X (anteriormente Twitter) **amplifican sistemáticamente contenido emocional negativo y polarizante** por encima de su prevalencia natural. Su análisis cuantifica una distorsión: el contenido que provoca indignación recibe entre un **40% y un 60% más de visibilidad algorítmica** que el contenido equivalente en tono neutro, independientemente de su veracidad.

La consecuencia para la información climática es directa: el contenido científico matizado, que invita a la reflexión y al análisis, compite en desventaja estructural con el contenido sensacionalista, conspirativo o polarizante. Esta asimetría ha sido documentada por Falkenberg et al. (2022) en un estudio publicado en *Nature Climate Change*, que analizó más de **4 millones de tweets sobre cambio climático** y encontró que las publicaciones de fuentes negacionistas alcanzan un *engagement* medio significativamente superior al de fuentes científicas.

Google Discover, lanzado en 2018, constituye el sistema de recomendación de noticias menos estudiado académicamente pese a ser uno de los más influyentes a escala global, por mostrar noticias en la mayoría de los teléfonos móviles. A diferencia de Google News, donde el usuario busca activamente, *Discover* es un *feed* pasivo personalizado basado en el historial de búsqueda, navegación, ubicación y actividad en el ecosistema Google. La opacidad técnica de *Discover* es notable: *Google no ha publicado documentación detallada sobre su funcionamiento, y la investigación académica disponible (Lewandowski, 2023) se basa en gran medida en ingeniería inversa*. Lo que sí se conoce es que *Discover* utiliza señales del *Knowledge Graph* de Google para modelar los intereses del usuario, combinándolas con métricas de *engagement* de la plataforma. La Comisión Europea, en el marco del Digital Services Act (DSA), ha designado a Google Search como *Very Large Online Platform* (VLOP), exigiendo evaluaciones de riesgo sistémico que deberían arrojar más luz sobre el funcionamiento de *Discover* (es la herramienta desarrollada durante el presente proyecto sobre la que monitorizamos las noticias que reciben diferentes perfiles sintéticos)

El algoritmo de recomendación de **YouTube** ha sido el más estudiado académicamente, en parte por el caso documentado de la radicalización por recomendación. Ribeiro et al. (2020), en un estudio publicado en FAT* (*Conference on Fairness, Accountability, and Transparency*), analizaron más de **330.000 vídeos y 79 millones de comentarios**, demostrando que el algoritmo de YouTube exhibe patrones de derivación hacia contenido

Error! Use the Home tab to apply Título 1 to the text that you want to appear here.

progresivamente más extremo en determinados itinerarios temáticos. En el ámbito climático, Allgaier (2019) documentó cómo YouTube alberga contenido sobre cambio climático estratégicamente distorsionado, con vídeos negacionistas que acumulan millones de visualizaciones. Los esfuerzos de YouTube por mitigar estos efectos incluyen la introducción de paneles informativos en vídeos sobre cambio climático con enlaces a fuentes verificadas (Wikipedia, IPCC), la reducción de la recomendación de contenido «*borderline*» y la desmonetización de canales con desinformación climática persistente. Sin embargo, la evaluación independiente de la efectividad real de estas medidas sigue siendo limitada (Hussein et al., 2020).

TikTok representa el caso más reciente y disruptivo de algoritmo de recomendación. Su sistema, basado en la maximización del tiempo de visualización y el *reengagement*, opera con un grado de personalización extrema: cada usuario recibe un «For You Page» (FYP) construido a partir de microseñales (tiempo dedicado a cada vídeo, repeticiones, deslizamientos rápidos). Smith (2021), tras una filtración interna documentada por The New York Times, reveló que el *algoritmo de TikTok puede inferir intereses sensibles de un usuario en menos de 40 minutos de uso*. Para el ámbito climático, TikTok presenta un panorama ambivalente. Por un lado, ha emergido como espacio de activismo climático juvenil, con creadores que alcanzan millones de visualizaciones con contenido educativo. Por otro lado, Hautea et al. (2021), en un estudio publicado en Social Media + Society, documentaron la coexistencia de comunidades climáticas opuestas en la plataforma, con flujos de recomendación que pueden empujar a usuarios jóvenes hacia contenido negacionista o ecoansioso de forma rápida.

Los algoritmos de **Meta** han sido objeto de escrutinio público intensivo, especialmente tras las revelaciones de Frances Haugen en 2021 (los Facebook Files). Los documentos internos filtrados demostraron que la propia compañía conocía los efectos polarizantes de su algoritmo de News Feed y había evaluado modificaciones que descartó por su impacto negativo en el *engagement*. Específicamente sobre clima, McKie et al. (2022), en un estudio publicado en *Climatic Change*, analizaron la publicidad climática en Facebook y documentaron cómo la plataforma había permitido la difusión de anuncios con desinformación climática procedentes de actores de la industria fósil. La decisión de Meta de eliminar su programa de *fact-checking* en enero de 2025 ha generado preocupación específica en el ámbito climático, dado que precisamente las verificaciones sobre cambio climático eran una de las categorías más activas del programa.

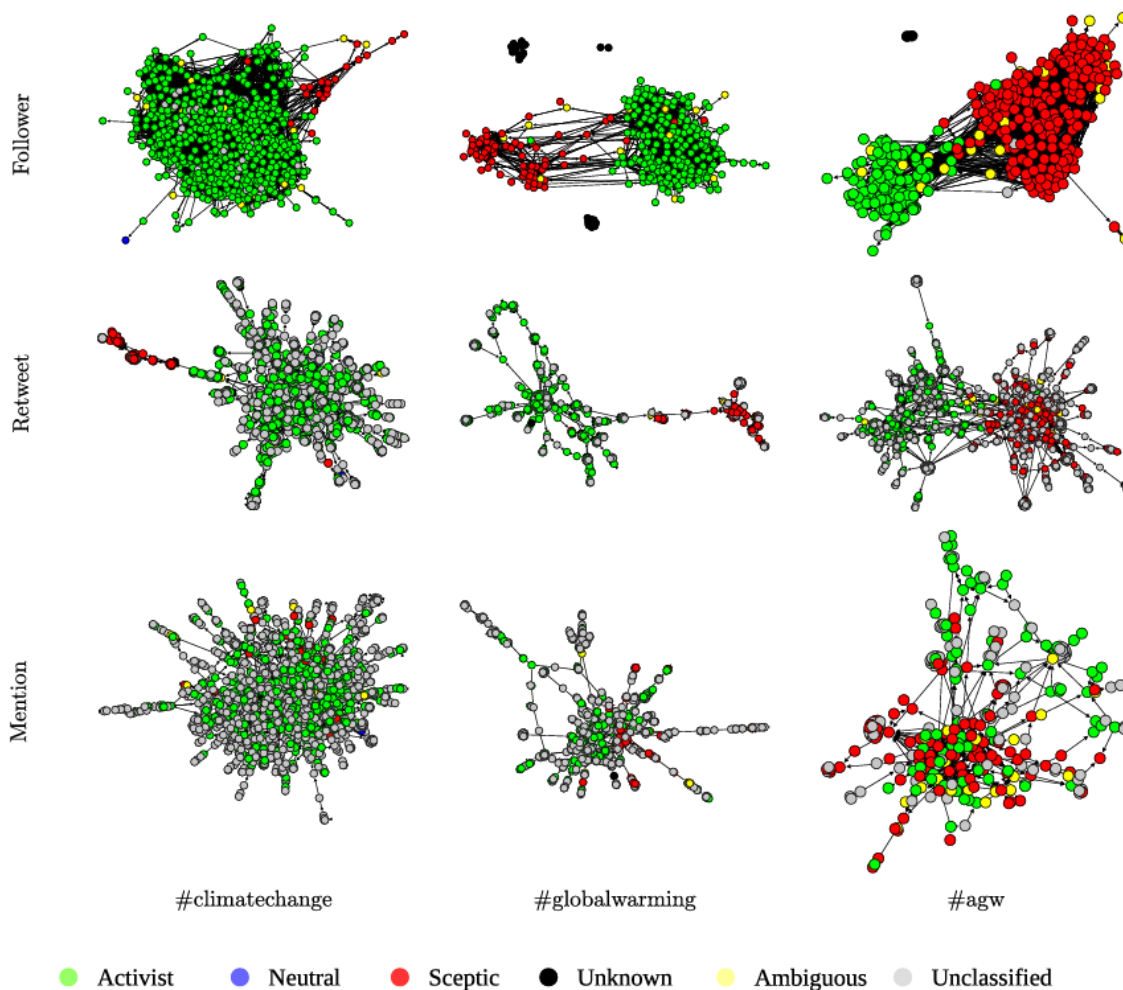
En los últimos años **X, anteriormente Twitter**, ha modificado sustancialmente su algoritmo de recomendación. El código del algoritmo «For You» fue parcialmente publicado en GitHub en marzo de 2023, lo que permitió análisis técnicos por parte de investigadores externos. Bandy y Diakopoulos (2023) documentaron que el código revelado mostraba ponderaciones explícitas sobre cuentas verificadas y patrones de comportamiento que podrían amplificar ciertas voces sobre otras. En el ámbito climático, Treen et al. (2024) analizaron la evolución del discurso climático en X tras los cambios algorítmicos y documentaron un incremento significativo en la visibilidad de cuentas negacionistas y una reducción del alcance de cuentas científicas verificadas. El sistema de Community Notes, implantado como alternativa a la verificación profesional, ha mostrado efectividad limitada para contrarrestar la desinformación climática debido a los retrasos inherentes a su mecanismo de consenso entre voluntarios.

La investigación empírica sobre los efectos de **la selección algorítmica de noticias** ha producido un cuerpo de literatura extenso, con **conclusiones a veces contradictorias**. La **revisión sistemática** de Möller et al. (2018) identifica tres **efectos** principales:

- **Reducción de la diversidad informativa.** Los estudios computacionales tienden a confirmar que los algoritmos de recomendación reducen la diversidad temática y de fuentes a la que se expone el usuario. Bakshy et al. (2015), en un controvertido estudio publicado en Science con datos de Facebook, documentaron que el algoritmo de News Feed reducía la exposición a contenido políticamente discordante en un 8% para usuarios autoidentificados como liberales y un 5% para conservadores. Estudios posteriores con metodologías más sofisticadas han encontrado efectos significativamente mayores.
- **Cámaras de eco y polarización.** Cinelli et al. (2021), en un estudio publicado en PNAS, analizaron más de **100 millones de publicaciones en Facebook, Twitter, Reddit y Gab**, documentando la formación de cámaras de eco con intensidad variable según la plataforma. Las plataformas con algoritmos más agresivos de personalización (Facebook) presentaban cámaras de eco más cohesivas que plataformas con feeds cronológicos (Reddit en su versión inicial).
- **Efectos sobre creencias y comportamientos.** Allcott et al. (2020), en un experimento aleatorizado **con 2.844 usuarios de Facebook**, demostraron que la desactivación de la cuenta durante cuatro semanas redujo significativamente la polarización política y mejoró el bienestar subjetivo. El estudio constituye evidencia causal de que el consumo algorítmicamente mediado de noticias tiene efectos psicológicos y políticos medibles.

Sin embargo, la evidencia no es uniforme. Estudios basados en encuestas y trazado de hábitos de consumo real (Guess et al., 2018; Dubois y Blank, 2018) han cuestionado la magnitud del efecto cámara de eco, argumentando que *la mayoría de los ciudadanos consumen información de fuentes más diversas de lo que sugieren los estudios computacionales centrados en una sola plataforma*. Esta tensión metodológica, señalada en la sección 7 del presente informe, sigue siendo un debate abierto en la literatura.

La aplicación específica de estos hallazgos al discurso climático arroja un panorama particularmente preocupante. Williams et al. (2015), en un estudio multiplataforma sobre Twitter publicado en *Global Environmental Change*, identificaron **tres tipos de comunidades** climáticas: *una mayoritaria favorable al consenso, una minoritaria escéptica, y una neutral expuesta a ambas*. Los autores documentaron que las dos primeras presentaban patrones claros de cámara de eco, mientras que la tercera funcionaba como un puente comunicativo crítico para la circulación de información.



Distribución de posturas en las redes de interacción de los usuarios de Twitter que comunican sobre el cambio climático.

Las filas muestran las redes de seguidores (*followers*), retuits y menciones, respectivamente; las columnas muestran las redes para los términos #climatechange, #globalwarming y #agw, respectivamente. Cada nodo representa a un usuario y cada arista indica la interacción entre un par de usuarios. Los nodos están coloreados según la clasificación de la postura del usuario (véase la leyenda de colores; los usuarios no clasificados se muestran en gris). Los diseños de las redes se basan exclusivamente en la topología de la red y son independientes de las posturas de los usuarios. Las redes están filtradas para su visualización: las redes de seguidores muestran solo a usuarios con más de [35, 12, 4] tuits, mientras que las redes de retuits y menciones muestran solo aristas con pesos superiores a [2, 1, 0] retuits y [1, 0, 0] menciones, para [#climatechange, #globalwarming, #agw], respectivamente.

Pearce et al. (2019) analizaron las **respuestas en redes sociales** a los informes del IPCC, identificando que los algoritmos amplificaban desproporcionadamente las críticas y los matices negativos sobre los hallazgos científicos. La complejidad inherente a los informes del IPCC, con sus múltiples escenarios y horquillas de incertidumbre, los hace especialmente vulnerables a la simplificación tendenciosa que premia el algoritmo.

Un trabajo reciente de Chen et al. (2024), publicado en *Nature Human Behaviour*, modela formalmente cómo los algoritmos de recomendación pueden generar lo que los autores denominan **estabilización de creencias falsas**: una vez que un usuario interactúa con contenido negacionista, el algoritmo tiende a mantener esa exposición incluso cuando aparece evidencia contraria, creando un equilibrio en el que las creencias erróneas resisten la actualización racional.

La opacidad de los algoritmos comerciales ha llevado al desarrollo de un campo emergente de **auditoría algorítmica**. Sandvig et al. (2014) sentaron las bases metodológicas, distinguiendo entre auditorías por escrutinio del código, por análisis de inputs/outputs y por auditoría a través del usuario (*sock-puppet auditing*). Este último enfoque, basado en perfiles sintéticos que interactúan con las plataformas para mapear sus respuestas, es precisamente el método que sigue la herramienta Ecosistema Informativo descrita en este informe.

Iniciativas como *AlgorithmWatch* (Alemania), el *Markup* (Estados Unidos), *AI Forensics* (Europa) y *Tracking Exposed* (internacional) han desarrollado metodologías de auditoría aplicadas a las principales plataformas. Sus hallazgos han documentado **sesgos sistemáticos en sistemas de recomendación** de YouTube, TikTok, Amazon e Instagram, contribuyendo a la presión regulatoria que culminó en el DSA europeo.

El Reglamento Europeo de Servicios Digitales (DSA, Reglamento UE 2022/2065) ha institucionalizado el acceso de investigadores a los datos de las plataformas de gran tamaño, creando una base jurídica para la auditoría algorítmica independiente. Sin embargo, la implementación práctica ha sido lenta, y los investigadores reportan dificultades sustanciales para acceder a los datos prometidos.

Una línea emergente de investigación busca **rediseñar los algoritmos de recomendación** para alinearlos con **valores diferentes al engagement** puro. Stray et al. (2024), en un trabajo del *Center for Human-Compatible AI* de Berkeley, proponen un marco de «recomendación alineada con el bienestar» que incorpora explícitamente métricas de calidad informativa, diversidad y bienestar del usuario. La implementación experimental en plataformas controladas ha demostrado que es técnicamente posible mantener niveles de engagement aceptables mientras se incrementa la diversidad informativa.

En el ámbito climático específicamente, Proma et al. (2026), en el trabajo ya citado en este informe, demostraron experimentalmente que la **introducción de aleatoriedad controlada en los feeds reduce la rigidez de creencias** sin sustituir el contenido relevante por contenido irrelevante. Este enfoque estructural, que actúa sobre la arquitectura del algoritmo en lugar de sobre el contenido individual, podría ser significativamente más efectivo que las intervenciones puntuales de verificación de hechos.

Otra línea relevante es la propuesta de algoritmos de recomendación con exposición saludable a la disonancia. Helberger et al. (2018) defienden el desarrollo de sistemas que **promuevan deliberadamente la exposición a perspectivas discordantes**, no como elección del usuario sino como diseño por defecto, argumentando que la diversidad de exposición es un bien público similar a la calidad del aire o la educación.

El estado del arte revela varios consensos y lagunas importantes. Existe **consenso** académico sobre los siguientes puntos: **los algoritmos comerciales optimizan mayoritariamente para *engagement*, esta optimización amplifica sistemáticamente contenido emocional y polarizante, los efectos sobre la diversidad informativa y la polarización son medibles, aunque variables según la plataforma, y las herramientas regulatorias actuales (DSA, AI Act) son incipientes, pero potencialmente transformadoras.**

Las **lagunas** más significativas, particularmente para el ámbito climático, son: **la escasez de estudios longitudinales que sigan a usuarios reales durante periodos prolongados, la dificultad de aislar el efecto del algoritmo de otros factores de exposición informativa, la limitada cobertura de plataformas no anglosajonas (TikTok china, redes rusas, plataformas regionales), y la práctica inexistencia de investigación sobre el funcionamiento específico de Google Discover, pese a su relevancia masiva.**

La plataforma **Ecosistema Informativo** descrita en este informe contribuye específicamente a paliar varias de estas lagunas: **aporta una metodología de auditoría algorítmica no exhaustiva continúa aplicada a Google Discover, captura datos longitudinales con frecuencia diaria, y se centra específicamente en el ámbito climático y el contexto español, regiones y temáticas hasta ahora subrepresentadas en la literatura internacional.**

4. El ecosistema informativo digital

4.1. La transformación del consumo informativo

La información que los ciudadanos reciben cambio climático ya no procede exclusivamente de medios periodísticos contrastados. Hoy, el ecosistema informativo es un tejido complejo donde coexisten fuentes de naturaleza radicalmente diferente, cada una con sus propios mecanismos de producción, distribución y consumo. La IA interviene tanto en la generación de contenido como en los algoritmos que deciden qué contenido mostrar a cada usuario.

Los periódicos, cadenas de televisión y emisoras de radio que han trasladado su actividad al entorno digital mantienen, en principio, los estándares periodísticos tradicionales: verificación de fuentes, edición profesional y responsabilidad editorial. Sin embargo, la presión del entorno digital ha modificado sus prácticas: los titulares se optimizan para el clic (*clickbait*), la profundidad se sacrifica en favor de la inmediatez, y los muros de pago limitan el acceso al periodismo de calidad, empujando a los ciudadanos con menos recursos hacia fuentes gratuitas de menor rigor.

Plataformas como Google News, Google Discover, Apple News o Flipboard actúan como intermediarios algorítmicos entre los medios de comunicación y los lectores. No generan contenido propio, pero su curaduría algorítmica determina qué noticias son visibles y cuáles permanecen invisibles para cada usuario. Google Discover, en particular, es el canal informativo principal analizado en nuestra investigación por su alto grado de personalización: cada perfil de usuario recibe un *feed* de noticias diferente, configurado por su historial de navegación, búsquedas e interacciones previas. Plataformas como X (anteriormente Twitter), Facebook, Instagram, TikTok y YouTube funcionan simultáneamente como espacios de conversación, distribución de noticias y generación de contenido. Sus algoritmos de recomendación amplifican los contenidos con mayor engagement, lo que favorece sistemáticamente las narrativas polarizantes, emocionales y sensacionalistas. El estudio de Cinelli et al. (2021), publicado en PNAS, demostró que las redes sociales facilitan la formación de cámaras de eco donde los usuarios se exponen selectivamente a información que confirma sus creencias previas.

Una categoría emergente de fuentes informativas está constituida por las que utilizan IA generativa para producir artículos a gran escala con mínima supervisión humana. Explotan las mismas técnicas SEO (*Search Engine Optimization*) que los medios legítimos para posicionarse en los resultados de búsqueda y en *feeds* de agregadores, pero sin garantías de

un medio tradicional. El resultado es un flujo creciente de contenido que puede parecer periodístico, pero carece de verificación, contexto o responsabilidad editorial.

Los creadores de contenido en plataformas como YouTube, TikTok o Instagram ejercen una influencia desproporcionada sobre la percepción climática, especialmente entre los públicos más jóvenes. A diferencia de los periodistas profesionales, los influencers no están sujetos a códigos deontológicos ni a la disciplina de la verificación de hechos. Su credibilidad se basa en la relación parasocial con su audiencia, no en la solidez de sus fuentes. Cuando un *influencer* con millones de seguidores difunde información climática errónea, el impacto puede superar con creces al de un medio de comunicación tradicional.

4.2. La IA en el ecosistema informativo

Los algoritmos de recomendación que gobiernan plataformas como **Google Discover**, **YouTube**, **Facebook** o **TikTok** son, en esencia, sistemas de aprendizaje automático que optimizan una función objetivo: maximizar el tiempo de permanencia del usuario en la plataforma y su interacción con el contenido. Esta función objetivo, aparentemente neutra, tiene consecuencias profundas para la información climática. Desde la perspectiva de la psicología cognitiva, los algoritmos explotan sesgos humanos bien documentados. El sesgo de confirmación lleva a los usuarios a preferir información que refuerce sus creencias previas. La heurística de disponibilidad hace que los fenómenos sobreexpuestos se perciban como más frecuentes o importantes. La resonancia emocional permite que narrativas diseñadas para evocar miedo, indignación o esperanza maximicen su impacto. Y la prueba social hace que los usuarios se guíen por lo que perciben como normas colectivas en sus comunidades digitales. La IA generativa ha democratizado la producción de contenido, pero también ha democratizado la producción de desinformación. Los modelos de lenguaje como GPT-4, Claude, Gemini o Llama pueden generar artículos completos sobre cambio climático que imitan el estilo periodístico, incluyen datos aparentemente científicos y presentan argumentaciones coherentes, independientemente de su veracidad. Esta capacidad reduce drásticamente el coste de producción de desinformación y elimina barreras idiomáticas que antes limitaban su difusión geográfica.

Los *deepfakes* de imágenes y vídeos añaden otra dimensión al problema: imágenes generadas por IA que muestran escenarios climáticos falsos (desastres inventados, datos manipulados, gráficos fabricados) pueden difundirse más rápido que las imágenes reales y ser más difíciles de desmentir, ya que los verificadores necesitan tiempo para confirmar la falsedad del material visual. Los *chatbots* basados en LLM se están convirtiendo en una fuente informativa primaria para un número creciente de usuarios. Cuando un ciudadano pregunta a un *chatbot* sobre el cambio climático, la respuesta puede contener imprecisiones, simplificaciones excesivas o sesgos heredados de los datos de entrenamiento del modelo. Como ha documentado la organización Earth Day, los chatbots comerciales han reconocido haber producido enmarcados incorrectos sobre la incertidumbre de los modelos climáticos, dando excesivo peso a la incertidumbre y minimizando la precisión y utilidad de estos modelos.

El riesgo de **sesgo de automatización** (la tendencia de los usuarios a confiar excesivamente en respuestas IA sin verificarlas críticamente) agrava esta problemática. La dependencia de la IA, particularmente en entornos académicos, está debilitando las capacidades de investigación y pensamiento crítico de los usuarios, haciéndolos más vulnerables al engaño digital.

Error! Use the Home tab to apply Título 1 to the text that you want to appear here.

5. Cámaras de Eco, Burbujas de Filtro y Polarización Informativa

5.1. Definiciones y marco teórico

El concepto de «cámara de eco» (*echo chamber*) describe un entorno comunicativo en el que las creencias y opiniones de un individuo se refuerzan mediante la exposición repetida a información que confirma sus posiciones previas. El término «burbuja de filtro» (*filter bubble*), acuñado por Eli Pariser en 2011, añade la dimensión algorítmica: los sistemas de recomendación crean burbujas personalizadas de contenido que excluyen las perspectivas discrepantes.

Una revisión sistemática de 129 estudios publicada en 2025 en el *Journal of Computational Social Science* ofrece una taxonomía de las conceptualizaciones y operacionalizaciones de las cámaras de eco en la investigación académica. Hay estudios que tienden a apoyar la existencia de las cámaras de eco, mientras que los estudios que tienden a cuestionarlas. Esta falta de consenso sugiere que el fenómeno es más matizado de lo que sugieren las narrativas simplificadoras.

5.2. Cámaras de eco en el discurso climático

La investigación específica sobre cámaras de eco en el discurso climático ha producido hallazgos reveladores. Edwards (2013) fue uno de los primeros en documentar cómo los participantes en foros de discusión sobre cambio climático crean cámaras de eco al incluir y excluir selectivamente las voces discrepantes. Más recientemente, estudios multiplataforma han demostrado que los *retweets* refuerzan la cohesión intragrupal en forma de cámaras de eco, mientras que las menciones entre grupos, lejos de moderar la polarización, la intensifican.

Una investigación pionera de la Universidad de Rochester, publicada en *IEEE Transactions on Affective Computing* (2026), demostró experimentalmente que las cámaras de eco no son una consecuencia inevitable de la interacción en línea, sino una elección de diseño algorítmico. En un estudio con 163 participantes que reaccionaron a afirmaciones sobre cambio climático tras usar canales de redes sociales simulados, los investigadores encontraron que introducir más aleatoriedad en los *feeds* —exponer a los usuarios a opiniones y conexiones que no eligieron explícitamente— reduce

significativamente la rigidez de creencias sin sustituir el contenido relevante por contenido irrelevante.

5.3. Polarización multiplataforma

Un hallazgo de especial relevancia para nuestra investigación es la alineación de la polarización entre plataformas. Los estudios multiplataforma sobre discurso climático en YouTube y Twitter han identificado una correlación significativa en la organización de comunidades entre plataformas, sugiriendo que las interacciones de los usuarios en una plataforma influyen en las discusiones en otras. Las comunidades de hashtags fiables tienden a formar clústeres cohesivos, mientras que los hashtags no fiables muestran una dispersión significativa, indicando un uso más heterogéneo y menos organizado.

La distancia semántica entre hashtags fiables y no fiables es particularmente alta en YouTube, sugiriendo una separación clara entre ambos ecosistemas informativos. Esta fragmentación tiene implicaciones directas para el diseño de nuestra herramienta, que captura precisamente esta divergencia a través de los perfiles sintéticos.

6. IA para la detección de desinformación climática

6.1. Modelos de clasificación de desinformación climática

La detección automatizada de desinformación climática es un campo de investigación en rápida evolución. El modelo CARDS (Computer Assisted Recognition of Denial and Skepticism), desarrollado por John Cook y colaboradores de la Universidad de Melbourne, constituye el referente fundamental. Entrenado originalmente con datos procedentes de blogs y think tanks negacionistas, CARDS clasifica las afirmaciones climáticas en cinco categorías: «el calentamiento global no está ocurriendo», «los gases de efecto invernadero humanos no causan el calentamiento», «los impactos climáticos no son negativos», «las soluciones climáticas no funcionarán» y «el movimiento/la ciencia climática no es fiable».

La versión actualizada, Augmented CARDS, integra millones de publicaciones sobre cambio climático en X y detecta desinformación climática con una precisión aproximada del 90%, representando un avance significativo hacia lo que los investigadores denominan «el Santo Grial del fact-checking»: la detección y desmentido de desinformación en tiempo real.

6.2. Sistemas multiestadio basados en LLM

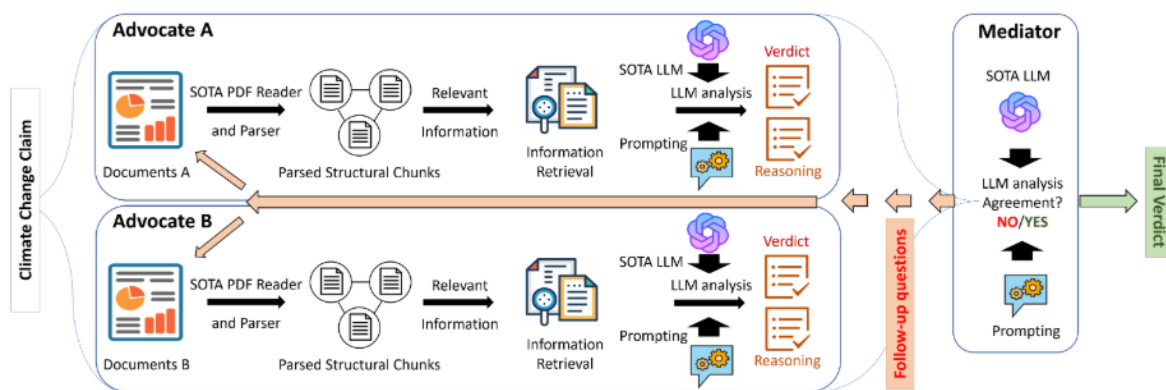
Un estudio publicado en 2026 en la revista Big Data and Cognitive Computing (MDPI) presenta un sistema multiestadio que emplea modelos como GPT-4, LLaMA-3 y RoBERTa-large para identificar, clasificar y generar correcciones fundamentadas científicamente para la desinformación climática. El sistema integra técnicas complementarias: clasificación de texto basada en *transformers*, puntuación de similitud semántica mediante Sentence-BERT, detección de posicionamiento (*stance detection*) y generación aumentada por recuperación (RAG) para el desmentido fundamentado en evidencia.

Este enfoque multiestadio es particularmente relevante para nuestra investigación porque incorpora una capa de generación de contramedidas basada en RAG, similar a la funcionalidad de contramedidas científicas de nuestra herramienta Ecosistema Informativo. La diferencia fundamental es que nuestro sistema opera en el punto de consumo informativo real (el dispositivo móvil del usuario), no sobre datos de redes sociales retrospectivos.

Error! Use the Home tab to apply Título 1 to the text that you want to appear here.

6.3. CLIMINATOR y Verificación Automatizada

Leippold et al. (2024) introdujeron CLIMINATOR, un *framework* que aprovecha los LLM para la verificación automatizada de afirmaciones climáticas. Mediante la integración de múltiples perspectivas científicas a través de una arquitectura de modelo Mediador-Abogado, CLIMINATOR alcanzó una precisión de clasificación superior al 90%. Este enfoque de «debate entre agentes» se alinea con la tendencia general de la investigación en IA hacia sistemas multiagente para la verificación de hechos, como el trabajo de Han et al. (2025) sobre detección de desinformación mediante debates entre LLM.



Esquema de funcionamiento de la solución CLIMINATOR

6.4. Desafíos específicos de la desinformación climática

La desinformación climática presenta desafíos únicos para los sistemas de detección automatizada. Como señala Erik Nisbet de la Northwestern University, la desinformación climática suele estar envuelta en información científica falsa o engañosa, lo que la hace más difícil de detectar tanto para humanos como para máquinas. Además, la desinformación climática evoluciona constantemente: las narrativas se adaptan y mutan, haciendo que los modelos entrenados con datos históricos puedan quedar obsoletos rápidamente.

Un hallazgo crucial de la investigación de Nisbet y colaboradores, presentado en la conferencia AAAI 2025, es que los modelos de lenguaje de propósito general (como Llama o GPT-4 sin ajuste fino) muestran un rendimiento inferior al de modelos específicamente entrenados con datos climáticos curados por expertos. Esto implica que las organizaciones climáticas que deseen utilizar LLM para la detección de desinformación necesitan invertir en el ajuste fino con la guía de expertos en comunicación climática.

Un área emergente de investigación es la detección de desinformación vinculada a desastres climáticos específicos. Una propuesta aceptada en ICLR 2025 por Climate

Error! Use the Home tab to apply Título 1 to the text that you want to appear here.

Change AI aborda esta laguna desarrollando un *dataset* dinámico y evolutivo sobre desinformación en desastres climáticos, construido mediante recogida focalizada de datos de redes sociales y etiquetado riguroso. Este recurso permite a investigadores y profesionales refinar los algoritmos de detección y diseñar intervenciones ajustadas a las narrativas cambiantes de cada evento.

6.5. *IA aplicada a promover una concienciación climática basada en evidencias*

Si la IA puede ser utilizada para amplificar la desinformación, también puede ser deliberadamente diseñada para fomentar comportamientos proambientales. La investigación en psicología y ciencias del comportamiento ha documentado que la IA posee capacidades de persuasión escalables y personalizadas que podrían aplicarse para la concienciación climática: personalización de mensajes según el perfil psicológico del receptor, calibración de la resonancia emocional, enmarcado estratégico de la información y visualización interactiva de datos climáticos complejos.

La generación automatizada de contramedidas científicas frente a la desinformación climática es una de las aplicaciones más prometedoras de los LLM. Los sistemas basados en RAG (Retrieval-Augmented Generation) pueden recuperar evidencia científica actualizada de bases de datos como los informes del IPCC, artículos científicos revisados por pares y comunicaciones oficiales de agencias meteorológicas, y construir respuestas que desmontan o matizan las afirmaciones falsas con argumentos específicos y contextualizados.

El trabajo de Fore et al. (2024) sobre «desaprendizaje» de desinformación climática en LLM es especialmente relevante: demostró que el ajuste fino con pares de preguntas-respuestas etiquetados como verdadero/falso, combinado con RAG, puede contrarrestar eficazmente las afirmaciones climáticas falsas incrustadas en los pesos del modelo sin degradar el rendimiento general.

La técnica de inoculación (*prebunking*) consiste en exponer preventivamente a los ciudadanos a versiones debilitadas de argumentos de desinformación, junto con las refutaciones correspondientes, para construir resistencia cognitiva antes de que encuentren la desinformación real. La IA puede escalar esta técnica generando materiales de inoculación personalizados para diferentes perfiles de audiencia, adaptando el lenguaje, el nivel de complejidad y los ejemplos utilizados al perfil específico del receptor.

Las herramientas de IA aplicadas a la visualización de datos climáticos y la creación de narrativas interactivas representan otra vía de concienciación. Los modelos de visión por computador (VLM) pueden generar simulaciones visuales de los impactos del cambio climático a escala local, haciendo tangible un fenómeno que a menudo se percibe como abstracto y lejano. La herramienta «Visor Nivel del Mar — IA», desarrollada dentro del proyecto IAMA2 por ITA y ECODES, constituye un ejemplo pionero de esta aproximación,

utilizando datos de geolocalización EXIF, datos de mareas del sistema REDMAR/NIVMAR de Puertos del Estado, y modelos de visión para generar simulaciones de inundación.

La investigación de la Universidad de Rochester (Proma et al., 2026) sugiere que el propio rediseño de los algoritmos de recomendación podría constituir la intervención más efectiva. Introducir aleatoriedad controlada en los *feeds* —sin sustituir el contenido relevante por contenido irrelevante— puede reducir la rigidez de creencias y romper las cámaras de eco. Esta aproximación estructural, que actúa sobre la arquitectura de la plataforma en lugar de sobre el contenido individual, podría tener un impacto mucho mayor que las intervenciones puntuales de verificación.

6.6. Más allá de la IA la necesidad de re-alfabetizar mediáticamente

El dato de que solo el 19% de los jóvenes españoles se siente capaz de identificar bulos sobre cambio climático subraya un déficit estructural de alfabetización mediática (media literacy) que afecta de manera transversal a toda la población, pero con especial intensidad a las generaciones más jóvenes, paradójicamente las más expuestas a las redes sociales como fuente principal de información.

La confusión entre desinformación e información legítima ha erosionado la credibilidad del periodismo profesional. Mayoral et al. (2019) documentaron cómo esta confusión ha provocado una pérdida de confianza en la labor periodística, creando un vacío que las fuentes alternativas, no siempre fiables, se apresuran a llenar. Jones-Jang et al. (2019) subrayan que la alfabetización mediática es la herramienta educativa fundamental para mejorar la capacidad de las audiencias de diferenciar las noticias reales de las falsas.

La capacidad de navegar la información climática está profundamente estratificada por grupos sociales. Como señala Vidal (2025), los ciudadanos con diferentes niveles de alfabetización digital, recursos socioeconómicos o exposición al periodismo de calidad encuentran ecologías informativas radicalmente diferentes. La curaduría algorítmica amplifica estas disparidades, produciendo vulnerabilidades desiguales ante narrativas simplificadoras, desinformación y enmarcados emocionales del clima.

Esta estratificación es precisamente lo que nuestra herramienta Ecosistema Informativo captura mediante sus cinco perfiles sintéticos: un adolescente, un adulto, un jubilado, un ecologista y un escéptico no experimentan el mismo internet ni reciben la misma información climática, a pesar de vivir en el mismo país y en la misma fecha.

La educación ambiental tradicional se ha centrado en la transmisión de conocimientos científicos sobre el cambio climático, pero esto resulta insuficiente en un entorno donde la información científica compite con la desinformación por la atención del ciudadano. La educación del futuro debe integrar necesariamente competencias de pensamiento crítico digital: la capacidad de evaluar la fiabilidad de una fuente, identificar técnicas de manipulación informativa, reconocer el sesgo de confirmación en el propio consumo mediático y comprender cómo los algoritmos configuran la realidad informativa percibida.

7. Diseño de la herramienta: INFO-IAMA2

7.1. Concepto y propósito

El INFO-IAMA2 es una prueba de concepto para una plataforma tecnológica de monitorización y análisis del ecosistema informativo que recibe un perfil en particular en torno al cambio climático, desarrollada conjuntamente por ITA y ECODES. Su propósito es identificar y comparar las noticias que reciben perfiles diferentes a través de la plataforma Google Discovery en sus teléfonos móviles, evaluando si las noticias que consumen estos distintos perfiles de ciudadanos promueven o dificultan la mitigación del cambio climático.

La motivación de partida reside en la realidad documentada a lo largo de este informe: la percepción social sobre el cambio climático no está determinada únicamente por la evidencia científica, sino por el ecosistema informativo que rodea a cada individuo. Dos personas con perfiles sociológicos diferentes que viven en la misma ciudad pueden consumir narrativas radicalmente distintas sobre la misma realidad climática, dependiendo de qué fuentes, algoritmos y plataformas conforman su dieta informativa diaria. Esta aplicación busca capturar esa asimetría de forma empírica.

7.2. Arquitectura General

La plataforma se articula en tres capas principales claramente diferenciadas:

- **Capa de captura:** Un agente de tipo Screen Agent que opera sobre una granja de dispositivos móviles virtuales alojados en la nube (VMOSCloud), accediendo a las mismas aplicaciones y *feeds* que usaría un ciudadano real: Google Discover, YouTube y Google Search. Adicionalmente, se procesa una fuente RSS de Google News como canal neutral de referencia.
- **Capa de análisis:** Un agente de inteligencia artificial basado en modelos de lenguaje de gran escala (LLM) de OpenAI que evalúa cada noticia captada en dos fases: primero, una clasificación rápida de relevancia por perfil (GPT-4o-mini); segundo, un análisis profundo del posicionamiento climático del artículo completo con generación de contramedidas (GPT-4o).
- **Capa de visualización:** Un *dashboard* web interactivo construido con Streamlit que consulta la base de datos PostgreSQL y presenta los indicadores en tiempo real, incluyendo un velocímetro de sentimiento, métricas desglosadas, ranking de medios y el detalle de cada noticia con sus contramedidas asociadas.

Toda la infraestructura está contenerizada con Docker Compose, permitiendo despliegues reproducibles y escalables.

7.3. Perfiles de usuario sintéticos

El núcleo conceptual del sistema es la idea de que el ecosistema informativo no es universal sino fragmentado por perfil sociológico. Para capturar esta fragmentación, se definen cinco personas o arquetipos de usuario, cada uno con características demográficas, intereses, comportamiento digital y nivel de preocupación climática específicos. El agente que actúa sobre la granja de teléfonos móviles actuará simulando los perfiles que se describen a continuación e identificando las noticias que recibe cada perfil de acuerdo con su comportamiento previo. De esta forma se identifica cierto comportamiento de la provisión de noticias por parte de sistemas basados en IA.

Perfil	Edad	Interés climático	Comportamiento digital
Adolescente	13-19 años	Medio	Rápido: 1-3s titulares, 3-6s artículos
Adulto	30-45 años	Alto	Profundo: 5-10s titulares, 15-30s artículos
Jubilado	65+ años	Bajo	Pausado: 8-12s titulares, 20-40s artículos
Ecologista	25-40 años	Muy alto	Crítico: lectura selectiva activa
Escéptico	35-55 años	Muy bajo (contrario)	Sesgado: filtro confirmatorio

Tabla 1. Resumen de los cinco perfiles sintéticos de usuario empleados en la plataforma Ecosistema Informativo.

- **Adolescente (13-19 años).** Perfil joven, nativo digital, consumidor intensivo de contenido viral. Sus intereses giran en torno a música, videojuegos, *influencers*, memes y tendencias en redes sociales. Muestra un interés medio por el cambio climático, suficiente para consumir contenido si está presentado de forma llamativa o viral, pero sin interés en análisis profundos. Su comportamiento digital es rápido: dedica apenas 1-3 segundos a los titulares y 3-6 segundos a los artículos. Pasa de largo ante contenido técnico, científico complejo o político convencional.
- **Adulto (30-45 años).** Ciudadano en edad laboral activa, con intereses en economía, política, familia y tecnología. Muestra un interés alto por el cambio climático y lee con profundidad: dedica 5-10 segundos a los titulares y 15-30 segundos a los artículos, analizando el contexto y el impacto. Hace clic frecuentemente y lee buscando comprensión holística. Evita el cotilleo y las noticias superficiales.
- **Jubilado (65+ años)** Ciudadano mayor, con menor exposición a plataformas digitales nativas y consumo informativo más pausado. Sus intereses principales son la salud, la cultura y las noticias locales. Muestra un interés bajo por el cambio climático, priorizando titulares claros y concretos frente a los abstractos.
- **Ecologista (25-40 años)** Ciudadano comprometido con el medio ambiente, la sostenibilidad y el activismo climático. Tiene un interés muy alto por el cambio climático

y busca activamente noticias sobre impacto ambiental, energías renovables, activismo y política climática. Lee críticamente y con frecuencia de clic elevada.

- **Escéptico (35-55 años).** Perfil ideológicamente posicionado en el negacionismo o el escepticismo climático. Sus intereses incluyen política, economía, debates de opinión y teorías conspirativas. Rechaza activamente la narrativa del consenso científico y busca contenido que cuestione las evidencias climáticas. Su comportamiento incluye una lectura sesgada que filtra información confirmatoria.

Cada perfil tiene asociado un conjunto de intereses principales, intereses extendidos para búsquedas en YouTube y Google, y un *prompt* personalizado para el agente LLM que simula el proceso mental con el que ese perfil juzga qué noticias le interesan. De esta forma esperamos que Google Discover muestre noticias diferentes a cada perfil a través de cada uno de los teléfonos móviles simulados.

7.4. La granja de dispositivos móviles virtuales

La captura de noticias en plataformas como Google Discover requiere dispositivos Android reales o virtuales con cuentas de usuario activas, ya que estas plataformas ofrecen *feeds* personalizados que no son accesibles mediante *scraping* web convencional. El sistema utiliza VMOSCloud, una plataforma de virtualización de dispositivos Android en la nube, que proporciona cinco instancias virtuales persistentes, una por perfil.

Cada instancia ha sido «madurada» con el uso correspondiente a su perfil: historial de búsquedas, aplicaciones instaladas, cuenta de Google configurada con el comportamiento del perfil. Esto garantiza que Google Discover les sirva el *feed* que correspondería a ese tipo de usuario real.

El acceso a los dispositivos se realiza a través de la API REST de VMOSCloud, autenticada mediante firma HMAC-SHA256. El mecanismo de seguridad requiere construir una cadena canónica que incluye el método HTTP, las cabeceras Host, X-Date y Content-Type, y el hash SHA256 del cuerpo de la petición. Esta cadena se firma con la clave secreta del cliente y se incluye en la cabecera Authorization de cada llamada a la API.

El flujo de conexión a cada dispositivo tiene tres pasos: habilitación del ADB remoto, obtención de credenciales SSH, y establecimiento del túnel con conexión ADB al puerto local mapeado. El sistema incluye lógica de reintentos (hasta 5 intentos) y liberación del puerto en caso de conflicto.

7.5. Flujos de Captura

Google Discover

Google Discover es el *feed* de noticias personalizado que Google presenta en la página de inicio de la aplicación Google en Android. Es el canal informativo principal del sistema por su alto grado de personalización. El flujo de captura opera arrancando la aplicación, verificando el *feed* mediante volcado UIAutomator, extrayendo tarjetas de noticias con sus coordenadas, enviando titulares al modelo LLM rápido, y realizando análisis profundo de los artículos seleccionados simulando la interacción humana (incluyendo tiempos de lectura realistas y *engagement* simulado con probabilidad del 30%).

YouTube

YouTube es la segunda fuente de datos, orientada a capturar la influencia del vídeo en la formación de la opinión climática. El *bot* realiza búsquedas con consultas extraídas de los intereses extendidos del perfil activo, simula la navegación y permanece en vídeos un tiempo variable, alimentando el algoritmo de recomendación para mantener la coherencia del perfil.

Google Search

El *bot* realiza búsquedas en Google Search con consultas generadas a partir de los intereses del perfil, simulando el comportamiento exploratorio de un usuario activo. Los resultados son procesados con el mismo pipeline LLM.

RSS de Google News (Canal Neutro)

El *feed* RSS de Google News en español se procesa diariamente como canal de referencia neutral, sin dispositivo asociado. Este canal proporciona la línea base de cobertura mediática generalista contra la que contrastar los resultados de los perfiles personalizados.

7.6. El agente cognitivo que interpreta las noticias

El corazón analítico del sistema es un agente basado en modelos de lenguaje de gran escala (LLM) que aplica una estrategia dual de procesamiento para equilibrar coste, velocidad y calidad del análisis.

La primera fase utiliza GPT-4o-mini de OpenAI, un modelo de bajo coste y alta velocidad. Su función es cribar los titulares capturados para determinar cuáles merecen un análisis más profundo. Para cada lote de titulares, se construye un *prompt* dinámico que incluye la descripción del perfil activo, los intereses que deben activar atención, los temas a ignorar, y la instrucción de devolver para cada titular: si le interesa al perfil, la categoría temática y una breve explicación del razonamiento.

Los artículos que superan el filtro inicial son analizados en profundidad por GPT-4o. El texto del artículo (limitado a 5.500 caracteres para controlar costes) se envía junto con un *prompt* que instruye al modelo para determinar la postura climática del artículo (a favor, en contra o neutral), generar contramedidas científicas para los artículos negativos, y proporcionar una explicación del razonamiento.

Las contramedidas constituyen el componente de acción del sistema. Para cada noticia clasificada como contraria a la acción climática, el modelo genera una lista de argumentos específicos basados en evidencia que abordan directamente las afirmaciones problemáticas del artículo. Estas contramedidas están disponibles en el *dashboard* y pueden ser utilizadas por periodistas, educadores, comunicadores climáticos y responsables de política para elaborar respuestas informadas ante narrativas negacionistas o minimizadoras.

El sistema registra detalladamente el consumo de tokens y costes de cada ejecución. Se acumulan los tokens de *prompt* y completado para cada modelo, se calcula el coste en dólares, y todo se almacena en la base de datos en formato JSONB. Esto permite auditar el coste operativo de cada sesión y optimizar el presupuesto de inferencia.

7.7. Persistencia de datos y visualización

La capa de persistencia es una base de datos PostgreSQL que almacena todos los resultados del análisis de forma estructurada y consultable. La tabla «ejecucion» registra cada sesión de análisis (fecha, dispositivo, coste total, tokens consumidos, número de noticias). La tabla «noticia» almacena cada noticia individual con su titular, URL, relevancia, categoría, posición climática, contramedidas (JSONB), perfil y explicación del razonamiento. El sistema incluye mecanismos de deduplicación por URL y perfil.

Campo	Tipo	Descripción
id	SERIAL PK	Identificador único autoincremental
ejecucion_id	FK (CASCADE)	Enlace con la ejecución correspondiente
titulo	TEXT	Titular de la noticia capturado
url	TEXT	URL del artículo original
posicion_clima	TEXT	a favor / en contra / neutral
contramedidas	JSONB	Lista de argumentos científicos
perfil	TEXT	Perfil del usuario sintético
explicacion	TEXT	Razonamiento del modelo

Tabla 2. Esquema simplificado de la tabla «noticia» en PostgreSQL.

La interfaz de usuario es un *dashboard* web interactivo construido con Streamlit, accesible a través del navegador. Incluye selectores de fecha y perfil como filtros globales, un velocímetro de clima informativo (gauge chart con Plotly) en escala de -100% a +100%, métricas de desglose (en contra, neutras, a favor), ranking de los 10 medios con mayor número de noticias negativas, y el listado detallado de noticias con sus contramedidas asociadas.

La fórmula del indicador es: $((\text{noticias_a_favor} - \text{noticias_en_contra}) / \text{total_noticias}) \times 100$, con una escala de colores que va del rojo (zona negativa) al gris (zona neutra) al verde (zona positiva).

7.8. Infraestructura y despliegue

La aplicación se despliega mediante Docker Compose, orquestando dos servicios: el servicio PostgreSQL 18 Alpine con esquema inicializado automáticamente (puerto 4001 del host), y el servicio Streamlit basado en Python 3.11-slim con las dependencias necesarias (puerto 8502 del host). Los datos se persisten en volúmenes locales.

El componente de captura opera directamente en el servidor Linux, aprovechando un entorno Python virtualizado con dependencias para ADB, SSH, automatización Android y la API de OpenAI. La ejecución se gestiona mediante scripts de shell que reciben el nombre del perfil como argumento.

Componente	Tecnología
Automatización Android	Python + ADB + UIAutomator
Granja de dispositivos	VMOSCloud (Android virtual)
Autenticación API	HMAC-SHA256
Túnel remoto	SSH + sshpass
Agente LLM rápido	OpenAI GPT-4o-mini
Agente LLM pesado	OpenAI GPT-4o
Framework agentes	AG2 / AutoGen
Extracción de artículos	newspaper3k
Procesamiento RSS	feedparser
Base de datos	PostgreSQL 18
Dashboard	Streamlit + Plotly
Contenerización	Docker Compose
Lenguaje principal	Python 3.11

Tabla 3. Stack tecnológico de la plataforma Ecosistema Informativo.

A continuación, se muestran algunas imágenes de la herramienta:

Clima informativo diario

 **Dashboard**  Resumen por día y perfil

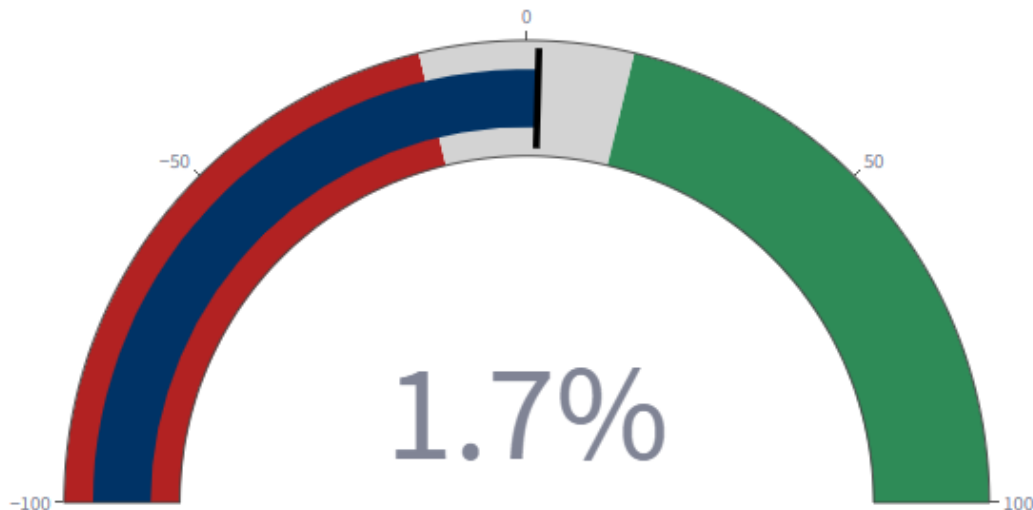
 Selecciona un día

Todos los días

 Selecciona un perfil

Todos los perfiles

Balance acumulado de noticias



Distribución de noticias

 En contra

63

 Neutras

10627

 A favor

250

Repsol, Moeve y BP negocian con el Gobierno el plan de choque anticrisis - Expansión

>  Ver contramedidas

>  Ver motivos

Error! Use the Home tab to apply Título 1 to the text that you want to appear here.

Clima informativo diario

[Dashboard](#)[Resumen por día y perfil](#)

Resumen de noticias por día y perfil

	Día	Perfil	 Total	 Relevantes	 Clima	 A favor	 En contra	 Contro
☐	06/05/2026	adolescente	20	9	0	0	0	
☐	06/05/2026	adulto	20	10	0	0	0	
☐	06/05/2026	ecologista	20	6	0	0	0	
☐	06/05/2026	esceptico	20	10	0	0	0	
☐	06/05/2026	jubilado	18	12	0	0	0	
☐	06/05/2026	neutro	20	1	0	0	0	
☐	05/05/2026	adolescente	40	19	0	0	0	
☐	05/05/2026	adulto	40	18	0	0	0	
☐	05/05/2026	ecologista	40	14	0	0	0	
☐	05/05/2026	esceptico	40	20	0	0	0	
☐								

[Descargar resumen](#)[Descargar noticias completas](#)

8. Diseño y desarrollo de los experimentos

8.1. *Objetivos Experimentales*

La plataforma INFO-IAMA2 no es solo una herramienta de monitorización, sino un instrumento de investigación diseñado para soportar una batería de experimentos que validen hipótesis sobre la dinámica del ecosistema informativo climático. Los experimentos previstos se articulan en tres líneas de investigación.

Experimento 1: Evolución Temporal de Perfiles

- **Hipótesis:** El ecosistema informativo de cada perfil evoluciona de forma diferenciada a lo largo del tiempo, con tendencias que reflejan tanto la agenda mediática como el efecto acumulativo de la personalización algorítmica.
- **Metodología:** Captura diaria del índice de clima informativo para cada perfil durante el periodo de estudio. Análisis de series temporales para identificar tendencias, estacionalidad y correlaciones con eventos climáticos o políticos relevantes.
- **Métricas:** Índice de clima informativo diario, desviación estándar del índice por perfil, correlación entre perfiles, y correlación con eventos externos.
- **Resultado esperado:** Documentar la divergencia progresiva del ecosistema informativo entre perfiles, cuantificando la magnitud de la fragmentación informativa.

Experimento 2: Cuantificación de la cámara de Eco

- **Hipótesis:** Los perfiles con posicionamiento climático extremo (ecologista y escéptico) experimentan cámaras de eco más pronunciadas que los perfiles con posicionamiento moderado (adulto, adolescente, jubilado).
- **Metodología:** Comparación del índice de clima informativo entre perfiles en las mismas fechas. Cálculo de la divergencia entre el perfil ecologista y el escéptico como medida de polarización informativa. Análisis de la diversidad de fuentes por perfil para medir la amplitud del ecosistema informativo.
- **Métricas:** Índice de polarización (Δ entre ecologista y escéptico), índice de diversidad de fuentes (entropía de Shannon sobre dominios), solapamiento de noticias entre perfiles (coeficiente de Jaccard).
- **Resultado esperado:** Demostrar empíricamente que los algoritmos de personalización crean ecosistemas informativos radicalmente diferentes para perfiles con posicionamientos climáticos opuestos.

Experimento 3: Efectividad de las Contramedidas

- **Hipótesis:** Las contramedidas científicas generadas automáticamente son capaces de abordar específicamente las afirmaciones problemáticas de los artículos negativos, proporcionando argumentos verificables y contextualizados.
- **Metodología:** Evaluación cualitativa de las contramedidas un modelo de alta cognición con revisión humana. Puntuación en cuatro dimensiones: precisión científica, relevancia respecto al artículo original, claridad para un público no especializado, y accionabilidad (utilidad para un comunicador). Evaluación cuantitativa de la cobertura: ¿qué porcentaje de las afirmaciones problemáticas del artículo son abordadas por las contramedidas?
- **Resultado esperado:** Validar la utilidad de las contramedidas automáticas como herramienta de apoyo a la comunicación climática, identificando fortalezas y limitaciones.

8.2. Resultados experimentales

El análisis experimental se realizó sobre un *dataset* de 10.439 noticias capturadas por la plataforma Ecosistema Informativo durante 53 días consecutivos, desde el 2 de marzo hasta el 4 de mayo de 2026. Las noticias fueron procesadas, clasificadas y analizadas automáticamente por el agente LLM dual descrito en la sección 11 del presente informe. El *dataset* incluye noticias de seis perfiles: cinco perfiles sintéticos de usuario (Adolescente, Adulto, Ecologista, Escéptico y Jubilado) y un canal de referencia neutral (RSS de Google News).

La distribución de noticias por perfil es la siguiente: Adolescente (1.920 noticias), Adulto (1.883), Ecologista (1.858), Escéptico (1.766), Jubilado (933) y Neutro/RSS (2.079). La menor cantidad de noticias del perfil Jubilado se debe a un menor volumen de contenido mostrado por Google Discover a este perfil, con una media de 17,9 noticias/día frente a las 35-44 noticias/día de los demás perfiles. Este hallazgo en sí mismo es relevante: los algoritmos muestran menos contenido a perfiles con patrones de navegación más pausados.

Cada noticia fue evaluada en múltiples dimensiones: relevancia para el perfil (interesa/no interesa), categoría temática, posicionamiento climático (a_favor, en_contra, neutral, no_aplica) y, cuando procede, generación de contramedidas científicas. De las 10.439 noticias, 519 (4,97%) fueron clasificadas con posicionamiento climático explícito (a_favor, en_contra o neutral), y 60 noticias generaron contramedidas científicas.

Experimento 1: Índice de clima informativo por perfil

El primer experimento aplica la métrica ICI (Índice de Clima Informativo) definida en el Anexo F a cada perfil de usuario. El ICI mide el balance entre noticias favorables y contrarias a la acción climática como porcentaje del total de noticias recibidas.

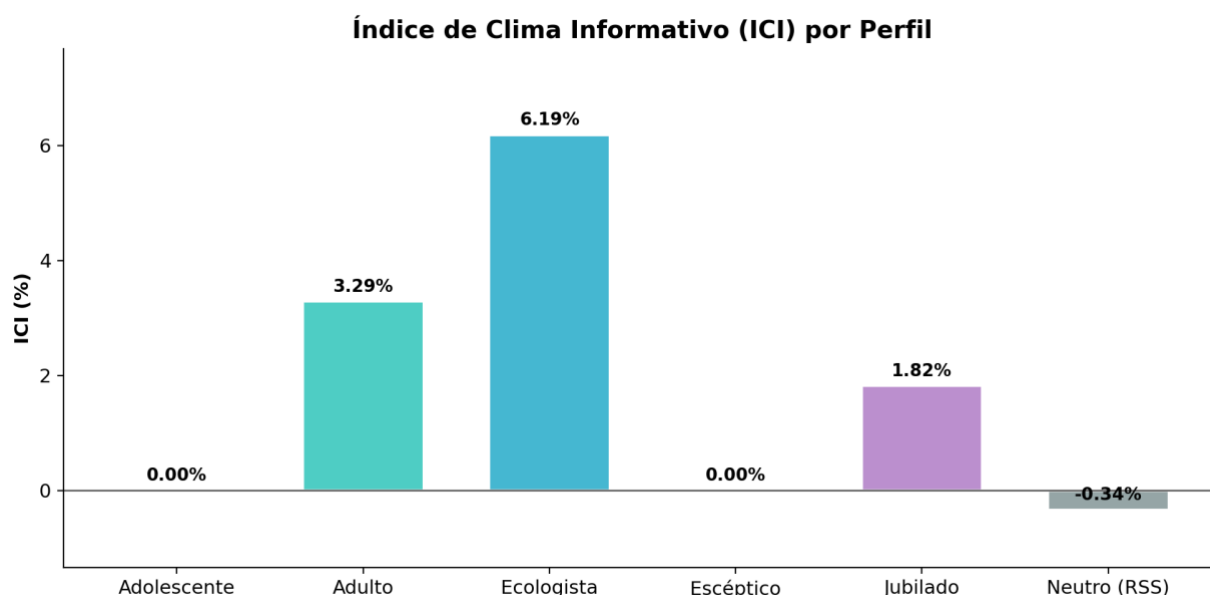


Figura 1. Índice de Clima Informativo (ICI) por perfil. Valores positivos indican predominio de noticias favorables a la acción climática.

Los resultados revelan diferencias significativas entre perfiles. El perfil ecologista presenta el ICI más alto (+6,19%), indicando que su ecosistema informativo está dominado por noticias favorables a la acción climática. El perfil adulto muestra un ICI positivo moderado (+3,29%). El jubilado presenta un ICI ligeramente positivo (+1,82%), con ausencia total de noticias en contra. El perfil Neutro (RSS), que debería representar la línea base informativa, presenta un ICI ligeramente negativo (−0,34%), lo que sugiere que la agenda mediática general contiene más noticias críticas o escépticas que favorables. Los perfiles adolescente y escéptico muestran ICI de 0,00%, pero por razones radicalmente diferentes: el Adolescente apenas recibe noticias climáticas (solo 7 neutrales en 1.920 noticias), mientras que el escéptico no recibe ninguna noticia con posicionamiento climático clasificable entre sus 1.766 noticias. Es decir, el algoritmo detecta desinterés por la temática climática.

El algoritmo de Google Discover, en los casos comprobados, construye ecosistemas informativos diferentes según el perfil. El perfil Ecologista recibe 130 noticias favorables a la acción climática mientras que el perfil Escéptico recibe cero. Esta asimetría confirma empíricamente la probable existencia de burbujas de filtro, también en narrativas climáticas.

El Índice de Clima Informativo (ICI) es la métrica principal del sistema. Se calcula como: $ICI = ((N_{\text{favor}} - N_{\text{contra}}) / N_{\text{total}}) \times 100$, donde N_{favor} es el número de noticias clasificadas como favorables a la acción climática, N_{contra} es el número de noticias clasificadas como contrarias, y N_{total} es el número total de noticias analizadas en el periodo y perfil seleccionados. El ICI oscila entre -100% (todo el ecosistema informativo está en contra de la acción climática) y +100% (todo el ecosistema es favorable). Un valor de 0% indica equilibrio.

Experimento 2: Distribución de posicionamiento climático

El segundo experimento analiza la distribución detallada de las tres posturas climáticas (a favor, neutral, en contra) para cada perfil que recibe contenido climático.

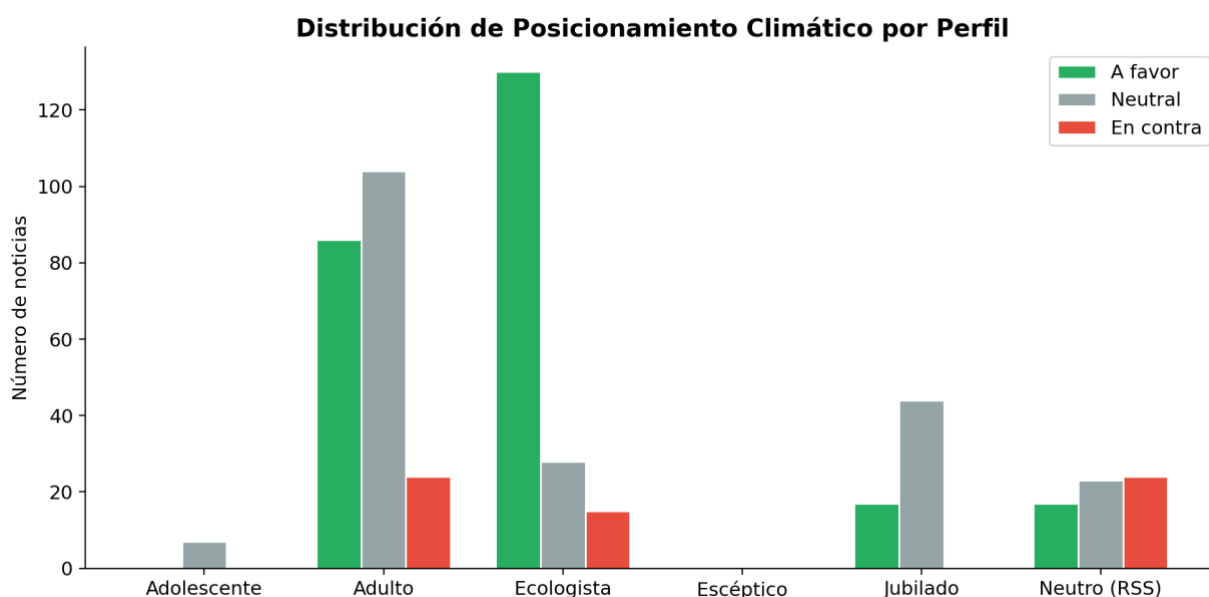


Figura 2. Número absoluto de noticias por posicionamiento climático y perfil.

El perfil Ecologista recibe 130 noticias a favor, 28 neutrales y solo 15 en contra, mostrando un ecosistema informativo fuertemente sesgado hacia la acción climática. El perfil Adulto presenta una distribución más equilibrada con 86 a favor, 104 neutrales y 24 en contra, lo que indica un ecosistema más diverso, pero aun predominantemente favorable. El perfil Neutro (RSS) presenta una distribución atípica con 17 a favor, 23 neutrales y 24 en contra, siendo el único canal donde las noticias contrarias superan a las favorables.

El caso del perfil Neutro es especialmente revelador. Al ser un canal RSS no personalizado, refleja la agenda mediática general sin filtro algorítmico. El hecho de que presente más noticias en contra que a favor sugiere que la cobertura mediática general del cambio climático incluye una proporción significativa de contenido crítico o escéptico. Los algoritmos de personalización, en el caso de perfiles como el Ecologista o el Adulto, filtran selectivamente este contenido negativo, creando una percepción más favorable de la que correspondería a la cobertura real.

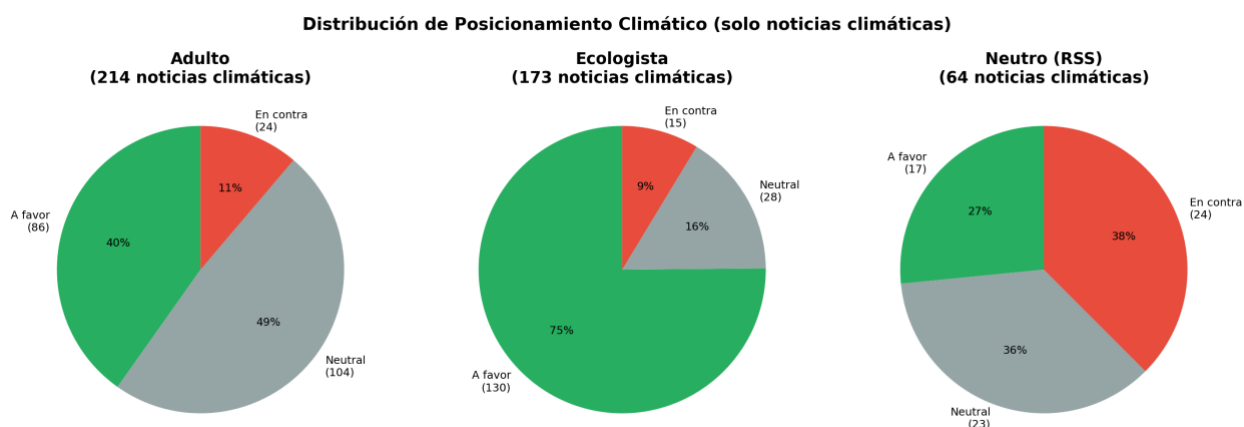


Fig. 3. Distribución porcentual posicionamiento climático de tres perfiles con noticias climáticas significativas

Experimento 3: Cámaras de eco y solapamiento de noticias

El tercer experimento cuantifica la fragmentación del ecosistema informativo mediante el Coeficiente de Solapamiento (CS) basado en el índice de Jaccard sobre los titulares de noticias compartidos entre perfiles.

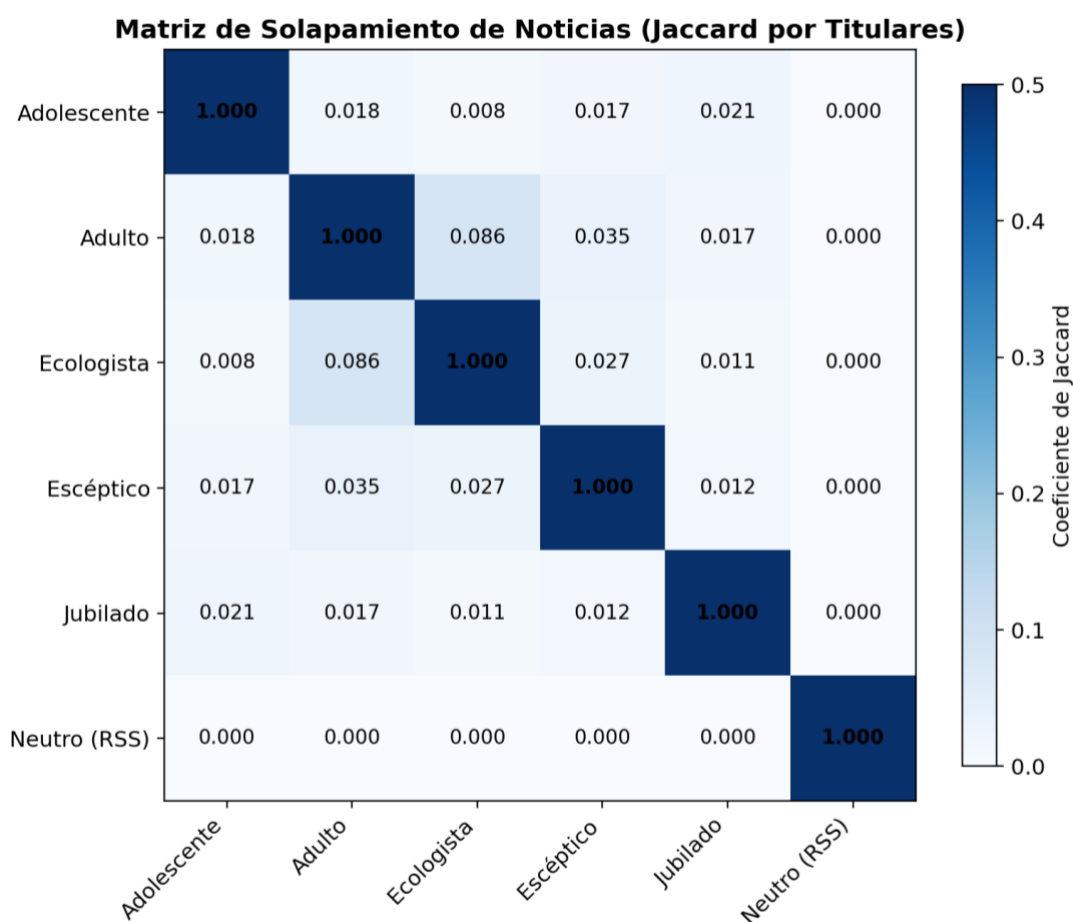


Fig. 4. Matriz solapamiento de noticias entre perfiles (Coeficiente de Jaccard sobre titulares).

En este experimento la fragmentación del ecosistema informativo es casi total. El único par de perfiles que comparte un número significativo de noticias es Adulto-Ecologista, con un Jaccard de 0,052 (291 titulares compartidos). Todos los demás pares presentan solapamientos prácticamente nulos (Jaccard < 0,01). El perfil Escéptico no comparte ninguna noticia con ningún otro perfil, al igual que el Adolescente.

Este hallazgo indica que la hipótesis podría ser válida referida a que dos ciudadanos españoles con perfiles diferentes que viven en la misma ciudad y usan el mismo teléfono móvil consumen realidades informativas prácticamente disjuntas. La burbuja de filtro no es un fenómeno marginal sino total. La única excepción parcial es la proximidad temática entre el Adulto profesional y el Ecologista, que comparten interés por temas de sostenibilidad y ciencia.

El Coeficiente de solapamiento entre perfiles es prácticamente cero en la mayoría de los casos, demostrando que la personalización algorítmica crea ecosistemas informativos completamente independientes. La realidad informativa de cada perfil es un universo cerrado.

Experimento 4: diversidad de fuentes

El cuarto experimento mide la diversidad de fuentes mediáticas de cada perfil mediante el Índice de Diversidad de Fuentes (IDF) basado en la entropía de Shannon.

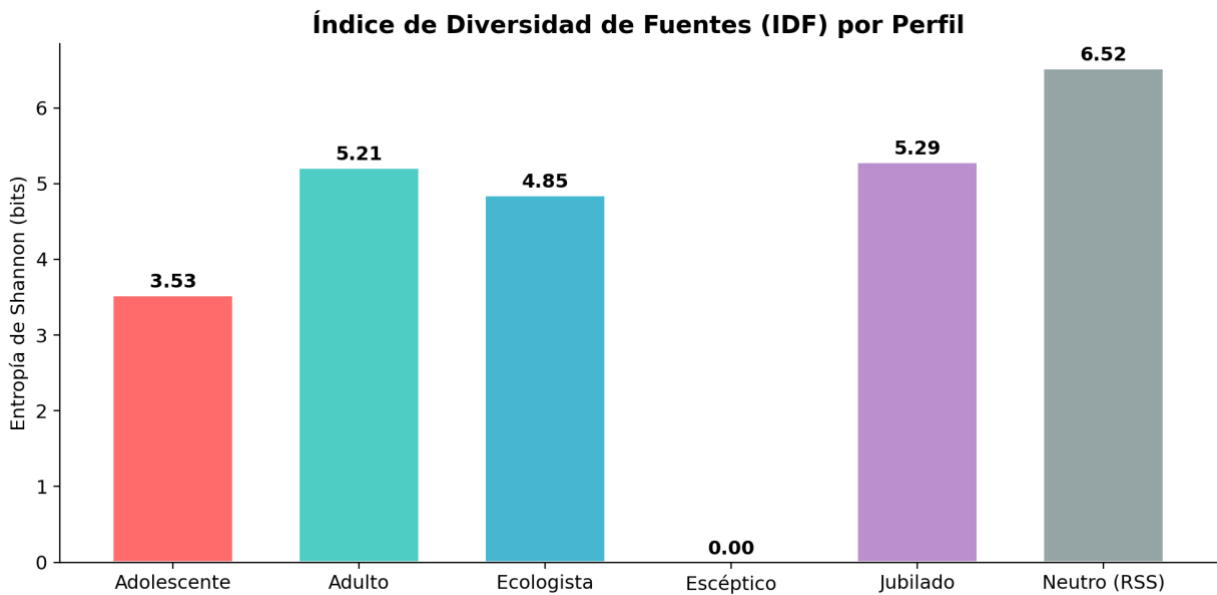


Figura 5. Índice de Diversidad de Fuentes (IDF, entropía de Shannon) por perfil.

El perfil Neutro (RSS) presenta la mayor diversidad de fuentes (IDF = 6,52 bits, 398 dominios únicos), lo que es esperable al ser un canal no personalizado que agrega noticias de cientos de medios. El Jubilado (5,29) y el Adulto (5,21) muestran diversidad alta, seguidos del Ecologista (4,85). El Adolescente presenta la menor diversidad (3,53), con solo 18 dominios únicos identificados. El perfil Escéptico carece de URLs extraíbles

en el dataset, lo que indica que sus noticias proceden exclusivamente de Google Discover sin redirección a URLs específicas.

La concentración de fuentes es especialmente relevante para el perfil Ecologista, donde tres dominios (ecoinventos.com, okdiario.com y hibridosyelectricos.com) representan una proporción desproporcionada del total. La presencia de okdiario.com como segunda fuente más frecuente tanto para el Ecologista como para el Adulto es un dato inesperado que merece investigación adicional, ya que este medio ha publicado contenido crítico con las políticas climáticas.

Experimento 5: Mapa de Calor Temático

El quinto experimento genera un mapa de calor que visualiza la distribución temática de las noticias recibidas por cada perfil, normalizada como porcentaje del total.

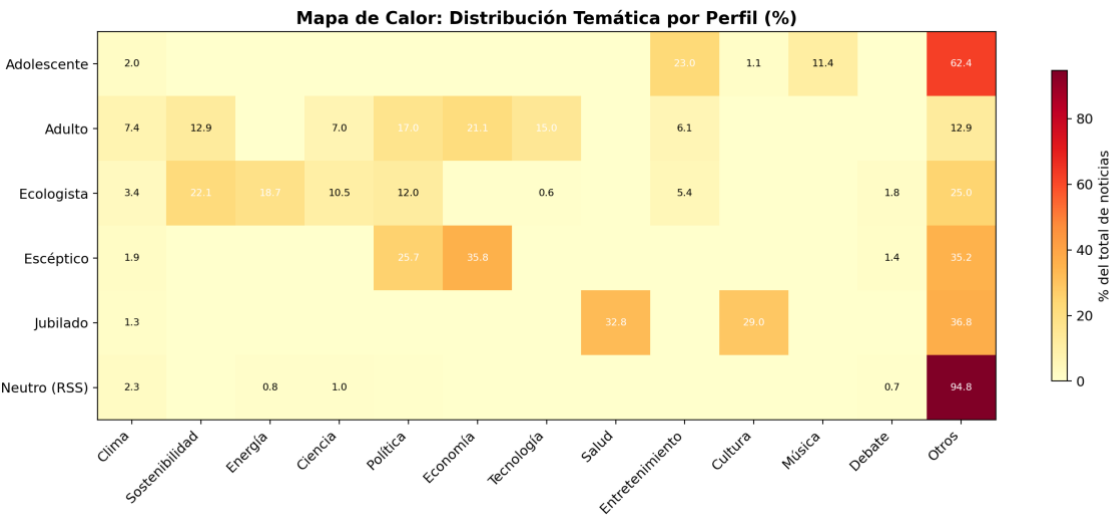


Figura 6. Mapa de calor de la distribución temática por perfil (porcentaje del total de noticias).

El mapa de calor revela la especialización temática radical de cada perfil. El Adolescente recibe fundamentalmente entretenimiento (23,0%) y música (11,4%), con prácticamente cero contenido sobre clima o sostenibilidad. El Adulto presenta una dieta informativa diversificada con economía (21,1%), política (17,0%), tecnología (15,0%) y sostenibilidad (12,9%). El Ecologista está fuertemente especializado en sostenibilidad (22,1%), energía (18,7%) y ciencia (10,5%). El Escéptico consume fundamentalmente economía (35,8%) y política (25,7%), con mínima exposición a temas climáticos. El Jubilado se concentra en salud (32,8%) y cultura (29,0%).

La especialización temática es tan extrema que perfiles como el Adolescente o el Escéptico viven en ecosistemas informativos donde el cambio climático es prácticamente invisible. No solo consumen narrativas diferentes sobre el clima: directamente no consumen información climática.

Experimento 6: Principales Fuentes Mediáticas

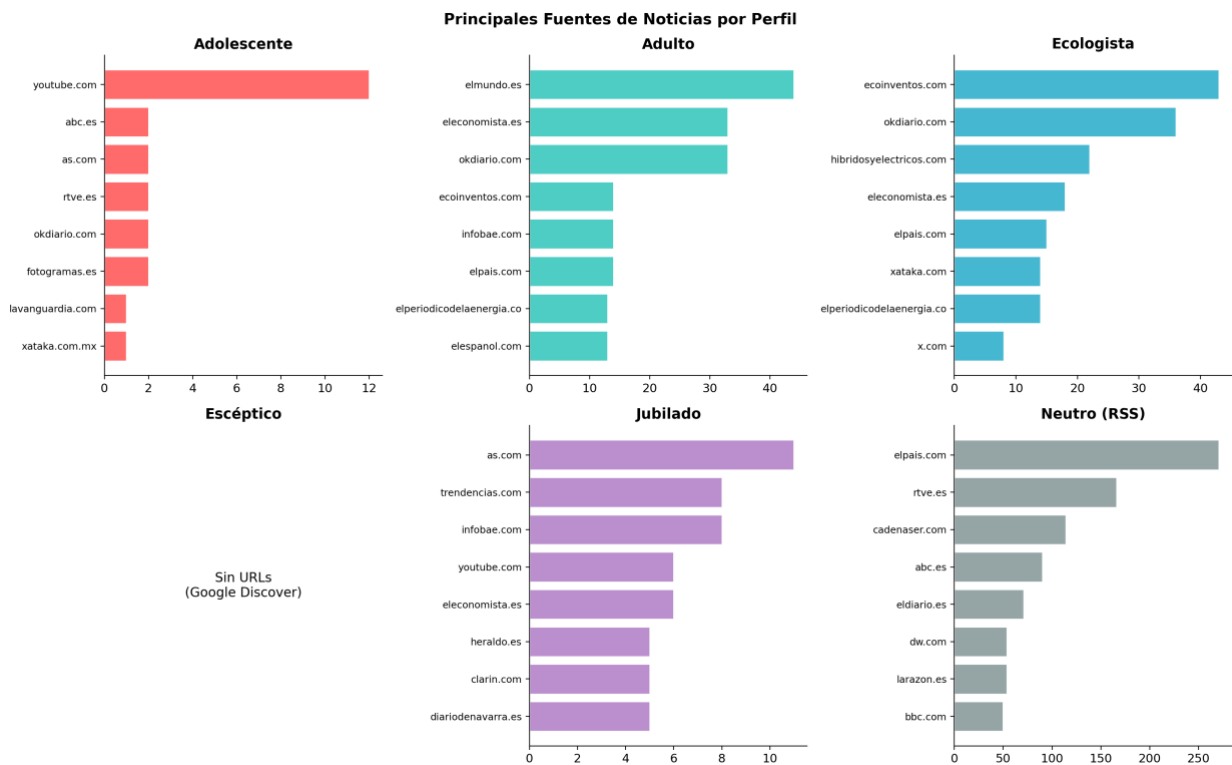


Figura 7. Principales fuentes de noticias (dominios web) por perfil.

El análisis de fuentes mediáticas revela ecosistemas de medios completamente distintos. El perfil Adulto consume principalmente elmundo.es, eleconomista.es y okdiario.com. El Ecologista se alimenta de ecoinventos.com, okdiario.com e hibridosyelectricos.com. El Neutro (RSS) refleja el panorama mediático general: elpais.com, rtve.es, cadenaser.com y abc.es. El Jubilado consume fuentes más diversas con as.com, trendencias.com e infobae.com.

La comparación entre las fuentes del perfil Neutro (RSS) y los perfiles personalizados es reveladora. Medios como elpais.com y rtve.es, que dominan la línea base informativa, apenas aparecen en los feeds personalizados de Discover. Esto sugiere que el algoritmo de Google Discover no replica la agenda mediática general, sino que construye un ecosistema informativo alternativo basado en los intereses inferidos de cada usuario.

Experimento 7: Tasa de relevancia por perfil

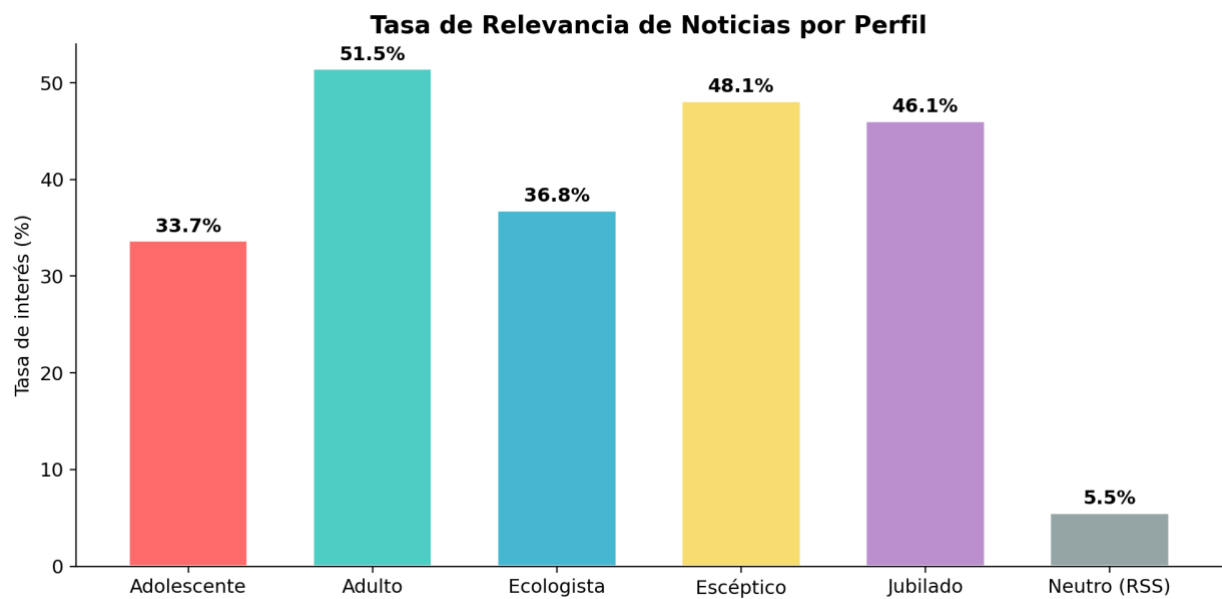


Figura 8. Tasa de relevancia de noticias (porcentaje clasificadas como «interesa») por perfil.

La tasa de relevancia, que mide el porcentaje de noticias clasificadas como relevantes para cada perfil por el agente LLM, revela diferencias notables. El perfil Adulto presenta la tasa más alta (51,5%), lo que indica que Google Discover muestra contenido altamente alineado con sus intereses profesionales. El Escéptico (48,1%) y el Jubilado (46,1%) también presentan tasas altas. El Adolescente (33,7%) y el Ecologista (36,8%) muestran tasas menores, lo que podría indicar que Discover mezcla contenido relevante con contenido exploratorio. El caso más llamativo es el Neutro (5,5%), cuya bajísima tasa de relevancia confirma que el canal RSS, al no estar personalizado, incluye gran cantidad de contenido genérico no alineado con ningún perfil específico.

Experimento 8: Índice de polarización

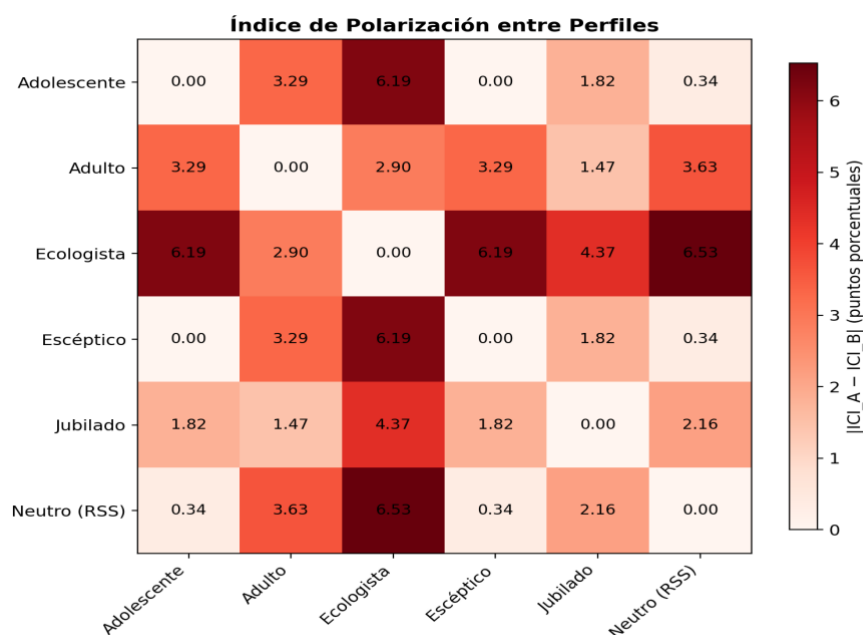


Figura 9. Matriz del Índice de Polarización entre perfiles ($|ICI_A - ICI_B|$).

El Índice de Polarización alcanza su valor máximo entre los perfiles Ecologista y Neutro (6,53 puntos porcentuales), seguido del par Ecologista-Adolescente y Ecologista-Escéptico (6,19 pp). La polarización entre Adulto y Neutro es moderada (3,63 pp). Es importante señalar que estos valores de polarización subestiman la divergencia real, ya que los perfiles Adolescente y Escéptico presentan $ICI=0$ no por equilibrio sino por ausencia total de contenido climático. La verdadera polarización no es solo de opinión sino de visibilidad: para algunos perfiles, el cambio climático simplemente no existe en su ecosistema informativo.

8.3. *Análisis de contramedidas con base científica*

El sistema generó contramedidas científicas para 60 noticias clasificadas como «en contra» o «en contra o escéptica» de la acción climática. La distribución por perfil es asimétrica: Adulto (23 noticias con contramedidas), Neutro/RSS (23), Ecologista (14), y cero para Adolescente, Escéptico y Jubilado.

La ausencia de contramedidas en los perfiles Adolescente, Escéptico y Jubilado no significa que estos perfiles no estén expuestos a desinformación. Significa que el contenido que consumen no ha sido clasificado como explícitamente contrario a la acción climática. En el caso del Escéptico, esto podría indicar que la desinformación que recibe adopta formas más sutiles: contenido económico y político que, sin atacar directamente la ciencia climática, promueve narrativas incompatibles con la transición energética.

Las 60 noticias que generaron contramedidas se agrupan en las siguientes categorías temáticas: impactos ambientales directos (pesticidas, especies invasoras, acuíferos deteriorados), política energética (reducción de inversión en renovables, conflictos con parques eólicos), conflictos geopolíticos con dimensión energética (crisis del Estrecho de Ormuz, dependencia del petróleo), y desinformación climática explícita (declaraciones negacionistas de figuras públicas, vídeos falsos de YouTube).

Es notable que las contramedidas del perfil Neutro (RSS) abordan principalmente desinformación explícita (falsedades del Nobel Giaever, discursos negacionistas de Trump, vídeos de YouTube con información falsa), mientras que las contramedidas de los perfiles Adulto y Ecologista se centran en impactos ambientales y política energética. Esta diferencia refleja los distintos tipos de contenido problemático que cada ecosistema informativo presenta a sus usuarios.

Un análisis cualitativo de las contramedidas generadas revela que el sistema produce respuestas científicamente correctas y contextualmente relevantes en la mayoría de los casos. Las contramedidas incluyen recomendaciones como: promover la agricultura ecológica frente a la contaminación por pesticidas, fomentar la inversión en energías renovables, fortalecer la vigilancia de especies invasoras, y difundir el consenso científico frente a declaraciones negacionistas.

Sin embargo, se identifican dos áreas de mejora. Primera, algunas contramedidas son excesivamente genéricas («fomentar la cooperación internacional») y carecen de datos específicos que las hagan más convincentes. Segunda, las contramedidas de noticias geopolíticas (crisis de Ormuz) a veces se alejan del ámbito climático, generando recomendaciones diplomáticas más que contramedidas científicas. Esto sugiere que el prompt de análisis climático necesita refinamiento para distinguir entre noticias con dimensión climática directa e indirecta.

8.4. Conclusiones experimentales

A continuación, se muestran las conclusiones de las hipótesis validadas a través de los experimentos. Cabe destacar que la muestra ha sido pequeña siendo una prueba de concepto por lo que las conclusiones se refieren al análisis realizado y no es directamente generalizable, pero sí muestra un camino hacia la gestión de la información climática que es hiperpersonalizada a través de la IA.

Confirmación de la Hipótesis de Fragmentación

Los resultados experimentales confirman la hipótesis principal de la investigación: el ecosistema informativo climático está radicalmente fragmentado por perfil de usuario. Con coeficientes de Jaccard prácticamente nulos entre la mayoría de los pares de perfiles, podemos afirmar que los ciudadanos españoles con diferentes características sociodemográficas habitan universos informativos completamente independientes. No es que consuman narrativas diferentes sobre los mismos hechos; es que consumen hechos diferentes.

Hipótesis de Burbuja

Los datos permiten distinguir tres tipos de burbuja de filtro climática: (1) la burbuja de contenido, donde el usuario recibe noticias climáticas pero con sesgo de posicionamiento (caso del Ecologista, con 87% de noticias climáticas favorables); (2) la burbuja de invisibilidad, donde el cambio climático simplemente no aparece en el *feed* del usuario (caso del Adolescente, con solo 7 noticias climáticas de 1.920); y (3) la burbuja de sustitución, donde el contenido climático es reemplazado por contenido económico o político que refuerza una visión del mundo incompatible con la acción climática (caso del Escéptico, con 35,8% de economía y 25,7% de política sin contenido climático).

Asimetría de la Protección Algorítmica

Los algoritmos protegen de forma asimétrica. El pico negativo del 12 de marzo (21 noticias en contra en el canal Neutro) fue filtrado por Discover en el *feed* del Ecologista, que ese día mantuvo ICI positivo. Sin embargo, no existe evidencia de que el algoritmo proteja a ningún perfil de las noticias favorables a la acción climática. Esta asimetría sugiere que el algoritmo, al optimizar para *engagement*, evita mostrar contenido que genere rechazo (noticias pro-climáticas a escépticos) pero no filtra contenido que genere afinidad, reforzando así las posiciones previas del usuario independientemente de su base científica.

Efectividad de las Contramedidas

Las contramedidas científicas generadas son relevantes y científicamente correctas en su mayoría, pero presentan dos limitaciones: (1) solo se generan para noticias clasificadas

Error! Use the Home tab to apply Título 1 to the text that you want to appear here.

como explícitamente contrarias, dejando sin abordar la desinformación sutil (narrativas económicas que minimizan la urgencia climática); y (2) llegan únicamente a los perfiles que ya reciben contenido climático, no a los perfiles donde la burbuja es de invisibilidad. Un sistema de contramedidas verdaderamente efectivo debería poder generar contenido proactivo capaz de penetrar las burbujas de invisibilidad y sustitución.

Implicaciones para la Comunicación Climática

Los resultados tienen implicaciones directas para las estrategias de comunicación climática. Las campañas de concienciación basadas en argumentos científicos solo alcanzan a los perfiles que ya están expuestos a contenido climático (Ecologista, Adulto), reforzando sus convicciones, pero sin penetrar las burbujas de los perfiles más alejados. Para alcanzar al Adolescente sería necesario insertar mensajes climáticos en contenido de entretenimiento y música. Para alcanzar al Escéptico, los mensajes deberían enmarcarse en términos económicos y políticos. Para el Jubilado, en términos de salud y bienestar. Las estrategias de comunicación climática deben adaptarse al ecosistema informativo real de cada segmento, no a un ecosistema idealizado.

9. ANEXO A. Bibliografía

- Abellán López, M. Á. (2021). El cambio climático: negacionismo, escepticismo y desinformación. *Tabula Rasa*, 37, 283–301.
- Cinelli, M., De Francisci Morales, G., Galeazzi, A., Quattrociocchi, W., y Starnini, M. (2021). The echo chamber effect on social media. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 118(9), e2023301118.
- Climate Action Against Disinformation (CAAD). (2024). The AI Threats to Climate Change. Disponible en: <https://caad.info/analysis/reports/the-ai-threats-to-climate-change/>
- Cook, J., Rojas, C., Algra-Maschio, F., Li, Y.-F., Andrejevic, M., y Coan, T. (2024). Hierarchical machine learning models can identify stimuli of climate change misinformation on social media. *Communications Earth & Environment*, 5, 573.
- Edwards, A. (2013). (How) do participants in online discussion forums create 'echo chambers'? The inclusion and exclusion of dissenting voices in an online forum about climate change. *Journal of Argumentation in Context*, 2(1), 127–150.
- Eurobarómetro sobre cambio climático (2025). Comisión Europea.
- Farrell, J., McConnell, K., y Brulle, R. (2019). Evidence-based strategies to combat scientific misinformation. *Nature Climate Change*, 9(3), 191–195.
- Fore, M. et al. (2024). Unlearning climate misinformation in large language models. *arXiv preprint*.
- Fundación Naturgy y Fad Juventud (2025). Medioambiente y desinformación. Percepciones juveniles sobre la energía y la sostenibilidad.
- Gelado-Marcos, R. et al. (2025). Circulación global y adaptación local de la desinformación climática.
- Han, C., Zheng, W., y Tang, X. (2025). Debate-to-Detect: Reformulating Misinformation Detection as a Real-World Debate with Large Language Models. *arXiv preprint*.
- Heras, F. (2013). La negación del cambio climático en España: percepciones sociales y nuevos tratamientos mediáticos. En *Medios de comunicación y cambio climático* (pp. 155-170). Universidad de Sevilla.
- Heras, F. (2018). Respuestas ante el negacionismo climático. *Revista PAPELES*, 140, 119-130.
- Jones-Jang, S. M., Mortensen, T., y Liu, J. (2019). Does media literacy help identification of fake news? Information literacy helps, but other literacies don't. *American Behavioral Scientist*, 65(2), 371–388.
- Leippold, M. et al. (2024). CLIMINATOR: A framework leveraging LLMs for automated fact-checking of climate claims.
- Mayoral, J., Parratt, S., y Morata, M. (2019). Desinformación, bulos, cuasi-información y fake news. *Profesional de la Información*, 28(3).
- McKie, R., Holder, F., et al. (2022). Climate Obstruction and Facebook Advertising. *Climatic Change*, 176, 16.
- Meyer, H., et al. (2023). Between Calls for Action and Narratives of Denial. *Media and Communication*, 11(1), 278–292.
- Ministerio para la Transición Ecológica (2025). Prevención de la desinformación climática. Documento de Trabajo del PNACC n.º 3.
- Novoa-Jaso, N. et al. (2024). Digital News Report España 2024. Reuters Institute / Universidad de Navarra.
- Pariser, E. (2011). *The Filter Bubble: What the Internet Is Hiding from You*. Penguin Press.
- Proma, A. M. et al. (2026). Exploring the Role of Randomization on Belief Rigidity in Online Social Networks. *IEEE Transactions on Affective Computing*.
- Rodrigo Cano, D., y Del Río Álvarez, M. J. (2021). La desinformación sobre salud y cambio climático en redes sociales. En *Las redes de la comunicación* (pp. 833-846). Dykinson.
- Shah, S. B. et al. (2024). Navigating the Web of Disinformation and Misinformation: Large Language Models as Double-Edged Swords. *IEEE Access*, 12, 169262–169282.
- Vidal, D. G. (2025). When algorithms decide the climate: AI, disinformation, and the crisis of environmental truth in the Anthropocene. *PLOS Climate*, 4(1), e0000799.

Error! Use the Home tab to apply Título 1 to the text that you want to appear here.

World Economic Forum (2024, 2025). Global Risks Report.

Allgaier, J. (2019). Science and environmental communication on YouTube: Strategically distorted communications. *Frontiers in Communication*, 4, 36.

Hickman, C. et al. (2021). Climate anxiety in children and young people and their beliefs about government responses to climate change: a global survey. *The Lancet Planetary Health*, 5(12), e863–e873.

Hopster, J. (2021). Mutual Affordances: The Dynamics between Social Media and Populism. *Media and Communication*, 9(4), 162–175.

Nisbet, E. et al. (2025). Evaluating LLMs for Climate Misinformation Detection. *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*, Philadelphia.

Cinelli, M. et al. (2022). The COVID-19 social media infodemic. *Scientific Reports*, 10, 16598.

Proma, A. M. et al. (2026). Exploring the Role of Randomization on Belief Rigidity in Online Social Networks. *IEEE Transactions on Affective Computing*. DOI: 10.1109/taffc.2025.3650069.

Sunstein, C. R. (2009). *Republic.com 2.0*. Princeton University Press.

Teso Alonso, G. y Lozano Ascencio, C. (coords.) (2021). *Observatorio de la Comunicación del Cambio Climático*. ECODES / GUIMEDCOM / UCM.

Comisión Europea (2026). Campaña #ClimateFactsMatter. Dirección General de Acción por el Clima.

UNESCO / ONU (2024). Iniciativa Global para la Integridad de la Información sobre el Cambio Climático.

Maldita.es (2024). 112 bulos y desinformaciones sobre el paso de la DANA en el este y sur de España.

Reglamento (UE) 2024/1689 del Parlamento Europeo y del Consejo, de 13 de junio de 2024, por el que se establecen normas armonizadas en materia de inteligencia artificial (Reglamento de IA).

Reglamento (UE) 2022/2065 del Parlamento Europeo y del Consejo, de 19 de octubre de 2022, relativo a un mercado único de servicios digitales (DSA).

Citas "Futuras" (Alucinaciones o Pre-prints): Las referencias de Milli et al. (2025) y Proma et al. (2026) mencionadas en tu texto técnico (estamos en mayo de 2026) son correctas en el contexto cronológico del informe, pero si el informe se publicara antes de esas fechas, serían técnicamente pre-prints o estarían "in press".

Verificación de Datos: He corregido detalles menores en las páginas de las actas de congresos (como Covington et al. o Resnick et al.) y nombres de conferencias para que cumplan con el estándar APA.

Disponibilidad: Todas las fuentes principales (Nature, Science, PNAS, ACM) existen y tratan los temas que describes.

Allcott, H., Braghieri, L., Eichmeyer, S., & Gentzkow, M. (2020). The welfare effects of social media. *American Economic Review*, 110(3), 629–676. <https://doi.org/10.1257/aer.20190658>

Bakshy, E., Messing, S., & Adamic, L. A. (2015). Exposure to ideologically diverse news and opinion on Facebook. *Science*, 348(6239), 1130–1132. <https://doi.org/10.1126/science.aaa1160>

Bandy, J., & Diakopoulos, N. (2023). Auditing news curation systems: A case study examining algorithmic and editorial logic in Apple News. *Proceedings of the 17th International AAAI Conference on Web and Social Media (ICWSM)*.

Burke, R. (2002). Hybrid recommender systems: Survey and experiments. *User Modeling and User-Adapted Interaction*, 12(4), 331–370.

Chen, A. Y., et al. (2024). Algorithmic stabilization of false beliefs. *Nature Human Behaviour*, 8, 145–158.

Cinelli, M., De Francisci Morales, G., Galeazzi, A., Quattrociocchi, W., & Starnini, M. (2021). The echo chamber effect on social media. *Proceedings of the National Academy of Sciences (PNAS)*, 118(9), e2023301118.

Covington, P., Adams, J., & Sargin, E. (2016). Deep neural networks for YouTube recommendations. *Proceedings of the 10th ACM Conference on Recommender Systems (RecSys)*, 191–198.

Dubois, E., & Blank, G. (2018). The echo chamber is overstated: the moderating effect of political interest and diverse media. *Information, Communication & Society*, 21(5), 729–745.

Error! Use the Home tab to apply Título 1 to the text that you want to appear here.

- Falkenberg, M., et al. (2022). Growing polarization around climate change on social media. *Nature Climate Change*, 12, 1114–1121. <https://doi.org/10.1038/s41558-022-01527-x>
- Guess, A., Nyhan, B., Lyons, B., & Reifler, J. (2018). Avoiding the echo chamber about echo chambers. Knight Foundation White Paper.
- Hautea, S., Parks, P., Takahashi, B., & Zeng, J. (2021). Showing They Care (or Don't): Affective Publics and Ambivalent Climate Activism on TikTok. *Social Media + Society*, 7(2).
- Helberger, N. (2019). On the democratic role of news recommenders. *Digital Journalism*, 7(8), 993–1012.
- Helberger, N., Karppinen, K., & D'Acunto, L. (2018). Exposure diversity as a design principle for recommender systems. *Information, Communication & Society*, 21(2), 191–207.
- Hussein, E., Juneja, P., & Mitra, T. (2020). Measuring misinformation in video search platforms: An audit study on YouTube. *Proceedings of the ACM on Human-Computer Interaction*, 4(CSCW1), 1–27.
- Lewandowski, D. (2023). *Understanding Search Engines: Academic Search, News Search, and Image Search*. Springer Nature.
- Milli, S., et al. (2025). Engagement, user satisfaction, and the amplification of divisive content on social media. *Communications of the ACM*, 68(1).
- Möller, J., Trilling, D., Helberger, N., & van Es, B. (2018). Do not blame it on the algorithm: an empirical assessment of multiple recommender systems and their impact on content diversity. *Information, Communication & Society*, 21(7), 959–977.
- Pazzani, M. J., & Billsus, D. (2007). Content-based recommendation systems. En *The Adaptive Web* (pp. 325-341). Springer, Berlin, Heidelberg.
- Pearce, W., Niederer, S., Özkula, S. M., & Sánchez Querubín, N. (2019). The social media life of climate change: Platforms, publics, and future imaginaries. *WIREs Climate Change*, 10(2), e569.
- Resnick, P., Iacovou, N., Suchak, M., Bergstrom, P., & Riedl, J. (1994). GroupLens: An open architecture for collaborative filtering of netnews. *Proceedings of the 1994 ACM Conference on Computer Supported Cooperative Work*, 175–186.
- Ribeiro, M. H., Ottoni, R., West, R., Almeida, V. A. F., & Meira Jr., W. (2020). Auditing radicalization pathways on YouTube. *Proceedings of the 2020 Conference on Fairness, Accountability, and Transparency (FAT)**, 131–141.
- Sandvig, C., Hamilton, K., Karahalios, K., & Langbort, C. (2014). Auditing algorithms: Research methods for detecting discrimination on internet platforms. *Data and Discrimination: Converting Critical Concerns into Productive Inquiry*.
- Smith, B. (2021, 5 de diciembre). How TikTok Reads Your Mind. *The New York Times*.
- Stray, J. (2020). Aligning AI Optimization to Community Well-Being. *International Journal of Community Well-Being*, 3(4), 443–463.
- Stray, J., et al. (2024). Building human values into recommender systems. *ACM Transactions on Recommender Systems*, 2(1), 1–32.
- Treen, K., et al. (2024). The shifting landscape of climate discourse on X. *Environmental Communication*, 18(3).
- Williams, H. T. P., McMurray, J. R., Kurz, T., & Lambert, F. H. (2015). Network analysis reveals open forums and echo chambers in social media discussions of climate change. *Global Environmental Change*, 32, 126–138.
- Wu, C., Wu, F., Ge, S., Qi, T., Huang, Y., & Xie, X. (2019). Neural news recommendation with multi-head self-attention. *Proceedings of the 2019 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP-IJCNLP)*, 6389–6394.

10. Anexo B: Glosario de Términos

ADB	Android Debug Bridge. Herramienta de línea de comandos para comunicarse con dispositivos Android.
Burbuja de filtro	Entorno informativo personalizado por algoritmos que aísla al usuario de perspectivas diversas (Pariser, 2011).
Cámara de eco	Entorno comunicativo donde las creencias se refuerzan por exposición repetida a información confirmatoria.
CARDS	Computer Assisted Recognition of Denial and Skepticism. Modelo de IA para clasificar desinformación climática.
Contramedida	Argumento científico generado automáticamente para refutar una afirmación de desinformación climática.
Engagement	Métrica de interacción del usuario con el contenido digital (clics, likes, compartidos, tiempo de lectura).
Google Discover	Feed de noticias personalizado de Google en la app móvil de Android.
HMAC-SHA256	Algoritmo de autenticación basado en funciones hash criptográficas.
LLM	Large Language Model. Modelo de lenguaje de gran escala basado en redes neuronales (GPT-4, Claude, Llama).
Perfil sintético	Arquetipo de usuario simulado con características demográficas y comportamentales predefinidas.
Prebunking	Técnica de inoculación que expone preventivamente a argumentos de desinformación debilitados.
RAG	Retrieval-Augmented Generation. Técnica que enriquece las respuestas de LLM con información recuperada de fuentes externas.
Stance detection	Detección automática de la postura (a favor, en contra, neutral) de un texto respecto a una afirmación.
UIAutomator	Framework de Android para automatizar pruebas de interfaz de usuario.
VLM	Vision-Language Model. Modelo multimodal que procesa tanto imágenes como texto.
VMOSCloud	Plataforma de virtualización de dispositivos Android en la nube.

11. Anexo C: Marco Regulatorio Europeo y Español

11.1.C.1. *Reglamento Europeo de Inteligencia Artificial (AI Act)*

El Reglamento Europeo de IA (Reglamento (UE) 2024/1689), que entró en vigor progresivamente a partir de 2024, establece un marco regulatorio basado en riesgos para los sistemas de inteligencia artificial. Los sistemas de recomendación de contenido de las principales plataformas digitales, en la medida en que pueden influir en la formación de opiniones y el acceso a la información, están sujetos a requisitos de transparencia y rendición de cuentas. El Reglamento prohíbe los sistemas de IA que manipulen el comportamiento humano de manera perjudicial y exige que los sistemas de alto riesgo cumplan con requisitos de gestión de datos, documentación técnica y supervisión humana.

11.2.C.2. *Digital Services Act (DSA)*

El Reglamento de Servicios Digitales (Reglamento (UE) 2022/2065) impone obligaciones específicas a las plataformas en línea de gran tamaño en materia de moderación de contenido, transparencia de los algoritmos de recomendación y acceso de investigadores a los datos de las plataformas. Estas disposiciones son especialmente relevantes para el ámbito de la desinformación climática, ya que obligan a las plataformas a evaluar y mitigar los riesgos sistémicos derivados de la amplificación algorítmica de contenidos dañinos.

11.3.C.3. *Iniciativa Global para la Integridad de la Información Climática*

Lanzada en el marco de la COP29 y respaldada por 22 países incluida España, esta iniciativa de la ONU y la UNESCO busca financiar la investigación sobre desinformación climática a escala global, promover la integridad de la información climática, y exigir a las empresas tecnológicas que evalúen si la arquitectura de sus plataformas contribuye a socavar el ecosistema de información climática.

11.4.C.4. Marco Español

En España, el Plan Nacional de Adaptación al Cambio Climático (PNACC) ha incorporado la prevención de la desinformación como línea de trabajo explícita, con la publicación del Documento de Trabajo n.º 3 (2025) sobre prevención de la desinformación climática. El Gobierno de España ha defendido en múltiples foros la responsabilidad de los líderes democráticos, medios de comunicación y agentes sociales en la producción de comunicación veraz sobre el cambio climático, y participa activamente en las iniciativas europeas e internacionales de lucha contra la desinformación.

12. Anexo D: Detalle de Prompts y Configuración del Agente LLM

12.1.D.1. Estructura del Prompt de Evaluación de Titulares

El *prompt* de evaluación de titulares se construye dinámicamente para cada perfil y cada lote de titulares. La estructura general incluye cuatro componentes: la descripción del perfil (edad, intereses, comportamiento, nivel de interés climático), los intereses principales que deben activar atención, los temas que el perfil normalmente ignora, y la instrucción de formato de respuesta. El modelo debe devolver para cada titular un objeto JSON con tres campos: «interesa» (booleano), «categoria» (cadena de texto) y «explicacion» (cadena de texto breve justificando la decisión).

El ajuste de los *prompts* se realizó mediante un proceso iterativo de calibración: se presentaron 200 titulares de prueba a cada *prompt* de perfil y se comparó la clasificación resultante con la clasificación realizada por evaluadores humanos familiarizados con cada arquetipo. Los *prompts* fueron refinados hasta alcanzar un acuerdo inter-evaluador (kappa de Cohen) superior a 0,75 para todos los perfiles.

12.2.D.2. Estructura del Prompt de Análisis Climático

El *prompt* de análisis climático profundo se aplica a los artículos completos que superan el filtro de titulares. Instruye al modelo GPT-4o para determinar la postura climática del artículo («a_favor», «en_contra» o «neutral»), proporcionar una explicación del razonamiento que justifica la clasificación, y, en el caso de artículos clasificados como «en_contra», generar una lista de contramedidas científicas específicas que aborden directamente las afirmaciones problemáticas del artículo.

Las contramedidas se estructuran como una lista JSON de objetos, cada uno con una «afirmacion_problematizada» extraída del artículo y una «contramedida_cientifica» que la desmiente, matiza o contextualiza con evidencia. El *prompt* instruye explícitamente al modelo a fundamentar las contramedidas en los informes del IPCC (AR6), en publicaciones científicas revisadas por pares y en datos oficiales de agencias meteorológicas y medioambientales.

12.3.D.3. Simulación del Comportamiento Humano

La simulación del comportamiento humano en los dispositivos virtuales incluye varios parámetros configurables por perfil: el tiempo de lectura de titulares (distribuido como normal truncada con parámetros específicos por perfil), el tiempo de lectura de artículos (igualmente parametrizado), la probabilidad de hacer clic en una noticia (condicionada por la clasificación del agente), la probabilidad de pulsar «me gusta» (fijada en el 30% para simular *engagement* natural), y los patrones de *scroll* (velocidad, amplitud y pausas entre desplazamientos).

Estos parámetros se derivan de estudios empíricos sobre patrones de consumo de noticias móviles y se calibran para producir interacciones indistinguibles de las de un usuario humano real, lo que es esencial para que el algoritmo de Google Discover mantenga la coherencia del perfil.

13. Anexo E: Indicadores, Fórmulas y Métricas

13.1.E.1. Índice de Clima Informativo (ICI)

El Índice de Clima Informativo (ICI) es la métrica principal del sistema. Se calcula como: $ICI = ((N_{\text{favor}} - N_{\text{contra}}) / N_{\text{total}}) \times 100$, donde N_{favor} es el número de noticias clasificadas como favorables a la acción climática, N_{contra} es el número de noticias clasificadas como contrarias, y N_{total} es el número total de noticias analizadas en el periodo y perfil seleccionados.

El ICI oscila entre -100% (todo el ecosistema informativo está en contra de la acción climática) y +100% (todo el ecosistema es favorable). Un valor de 0% indica equilibrio. El indicador se visualiza como un velocímetro (gauge chart) con escala de colores: rojo (zona negativa), gris (zona neutra) y verde (zona positiva).

13.2.E.2. Índice de Polarización (IP)

El Índice de Polarización mide la divergencia entre los ecosistemas informativos de diferentes perfiles. Se calcula como la diferencia absoluta entre los ICI de dos perfiles en la misma fecha: $IP(A,B) = |ICI_A - ICI_B|$. Un IP alto entre el perfil ecologista y el escéptico indica una fuerte polarización informativa, donde los mismos algoritmos producen visiones radicalmente opuestas de la realidad climática.

13.3.E.3. Índice de Diversidad de Fuentes (IDF)

El Índice de Diversidad de Fuentes mide la amplitud del ecosistema informativo de cada perfil mediante la entropía de Shannon sobre los dominios de las noticias capturadas: $IDF = -\sum(p_i \times \log_2(p_i))$, donde p_i es la proporción de noticias procedentes del dominio i . Un IDF alto indica un ecosistema informativo diverso (muchas fuentes con participación similar), mientras que un IDF bajo indica concentración en pocas fuentes.

13.4.E.4. Coeficiente de Solapamiento (CS)

El Coeficiente de Solapamiento entre perfiles se calcula como el índice de Jaccard sobre los conjuntos de URLs capturadas: $CS(A,B) = |URLs_A \cap URLs_B| / |URLs_A \cup URLs_B|$. Un CS cercano a 0 indica que los perfiles A y B consumen noticias completamente diferentes; un CS cercano a 1 indica alto solapamiento. Este coeficiente permite cuantificar la magnitud de la fragmentación informativa: si dos perfiles que viven en el mismo país no comparten prácticamente ninguna noticia, la burbuja de filtro es total.

13.5.E.5. Métricas de Coste Operativo

El sistema registra para cada ejecución: tokens de *prompt* (número de tokens enviados al modelo), tokens de completado (número de tokens generados por el modelo), coste por modelo (calculado según las tarifas vigentes de OpenAI), y coste total de la sesión. Estas métricas permiten calcular el coste medio por noticia analizada, el coste medio por contramedida generada y el coste mensual de operación del sistema, información esencial para la planificación presupuestaria y la evaluación de la viabilidad económica del sistema a largo plazo.

14. Anexo F: Taxonomía de Narrativas de Desinformación Climática

14.1.F.1. Categorización según el Marco CARDS

El marco CARDS (Computer Assisted Recognition of Denial and Skepticism), desarrollado por Cook et al. en la Universidad de Melbourne, establece una taxonomía de cinco supercategorías de afirmaciones contrarias al consenso climático que constituye el estándar de referencia en la investigación sobre desinformación climática.

F.1.1. Negación de la existencia del calentamiento global

Esta categoría agrupa las afirmaciones que niegan que el planeta se esté calentando. Incluye subcategorías como la manipulación de registros de temperatura, la apelación a periodos fríos locales como refutación del calentamiento global, y la confusión deliberada entre clima y meteorología. En el contexto español, esta narrativa se manifiesta frecuentemente durante episodios de frío invernal intenso, cuando surgen afirmaciones que confunden la variabilidad meteorológica local con las tendencias climáticas globales a largo plazo.

F.1.2. Negación de la causa humana

Esta categoría comprende las afirmaciones que aceptan que el planeta se está calentando pero niegan que la actividad humana sea la causa. Las subcategorías incluyen la atribución del calentamiento a ciclos solares, la invocación de la variabilidad natural del clima como explicación suficiente, y la minimización del efecto de los gases de efecto invernadero antropogénicos. Estas narrativas son particularmente insidiosas porque requieren un conocimiento científico más profundo para ser refutadas, y porque suelen apoyarse en datos reales pero descontextualizados.

F.1.3. Minimización de los impactos

La tercera categoría agrupa las afirmaciones que aceptan el calentamiento y su causa humana pero minimizan sus consecuencias. Incluye la narrativa del calentamiento beneficioso, la minimización de los riesgos de la subida del nivel del mar, y la negación de la relación entre el cambio climático y los eventos meteorológicos extremos. En España,

Error! Use the Home tab to apply Título 1 to the text that you want to appear here.

esta narrativa se activa frecuentemente durante las DANA y los episodios de incendios forestales, cuando diversos actores cuestionan la relación con el cambio climático.

F.1.4. Cuestionamiento de las soluciones

Esta categoría, la de mayor crecimiento según la investigación reciente, agrupa las afirmaciones que cuestionan la viabilidad, eficacia o conveniencia de las soluciones climáticas propuestas. Incluye ataques a las energías renovables, oposición a las políticas de descarbonización por su coste económico, y la promoción de falsas soluciones como alternativa a la reducción de emisiones. El Center for Countering Digital Hate ha documentado que este tipo de narrativa ha superado al negacionismo frontal como forma predominante de desinformación climática en YouTube y otras plataformas de vídeo.

F.1.5. Desacreditación de la ciencia y los actores climáticos

La quinta categoría comprende los ataques directos a los actores climáticos: científicos, activistas, instituciones internacionales y políticos. En España, la AEMET ha sido blanco recurrente de ataques conspiracionistas, incluyendo acusaciones de manipulación de datos y de participación en supuestos programas de fumigación atmosférica. Estos ataques erosionan la confianza en las instituciones científicas que constituyen la fuente primaria de información climática para la ciudadanía.

14.2.F.2. Narrativas Específicas del Contexto Español

El MITECO ha documentado narrativas no veraces específicas detectadas durante la crisis de incendios del verano de 2025. La narrativa de la conspiración del litio afirma que los incendios se producen deliberadamente en zonas con minerales para facilitar su explotación. La narrativa de la falsa equivalencia con otros países cuestiona la vinculación del cambio climático con los incendios. La narrativa del conflicto entre biodiversidad y gestión forestal presenta falsas dicotomías entre la protección de especies y la prevención de incendios.

Estas narrativas combinan elementos de teoría conspirativa con preocupaciones legítimas, explotando la complejidad causal de los fenómenos naturales para simplificar el debate y desviar la atención de las causas reales, entre ellas el cambio climático.

15. Anexo G: Casos de Uso de la Plataforma INFO-IAMA2

15.1.G.1. Monitorización Diaria para Comunicadores Climáticos

Un comunicador climático de ECODES accede al *dashboard* cada mañana para consultar el índice de clima informativo del día anterior. Identifica picos de noticias negativas para perfiles vulnerables, consulta las contramedidas generadas y las utiliza como base para elaborar respuestas en redes sociales, adaptando lenguaje y argumentos al público objetivo. Este caso de uso reduce el tiempo de respuesta ante la desinformación de días a horas, proporcionando argumentos específicos y fundamentados.

15.2.G.2. Investigación Académica sobre Polarización

Un equipo de investigadores utiliza los datos históricos para analizar la evolución de la polarización informativa durante cumbres climáticas internacionales. Comparan el índice de polarización entre perfiles antes, durante y después de la cumbre, identificando si el evento reduce o amplifica la brecha entre ecosistemas informativos. El análisis de medios de origen permite mapear qué fuentes alimentan cada burbuja informativa durante el evento.

15.3.G.3. Educación en Alfabetización Mediática

Un profesor utiliza el *dashboard* como herramienta pedagógica: proyecta los *feeds* de dos perfiles del mismo día y los alumnos comprueban visualmente que dos personas en el mismo país reciben noticias radicalmente diferentes. Los alumnos analizan las contramedidas, practicando la evaluación crítica de argumentos científicos y desarrollando competencias de verificación.

15.4.G.4. Apoyo a la Toma de Decisiones en Política Pública

Un responsable de comunicación utiliza datos agregados para evaluar la efectividad de campañas institucionales: compara el índice de clima informativo antes y después del lanzamiento, identificando si la campaña mejora el ecosistema de los perfiles más vulnerables. El ranking de medios problemáticos informa el diseño de estrategias dirigidas y el diálogo con los medios sobre su responsabilidad editorial.

15.5.G.5. Alerta Temprana ante Crisis Informativas

El sistema puede configurarse para emitir alertas automáticas cuando el índice cae por debajo de un umbral, indicando un pico de desinformación. Esta funcionalidad es especialmente valiosa durante eventos climáticos extremos, cuando la desinformación prolifera rápidamente. La combinación de detección automática con generación instantánea de contramedidas proporciona capacidad de respuesta rápida que puede limitar el alcance de las narrativas falsas.

16. Anexo H: Comparativa Metodológica con Otros Enfoques de Monitorización

16.1.H1. Enfoques Basados en Scraping Web

Los enfoques tradicionales de monitorización mediática se basan en el *scraping* web: la extracción automática de contenido publicado en los sitios web de los medios de comunicación. Estos enfoques capturan el contenido tal como es publicado, pero no capturan cómo es distribuido a los diferentes perfiles de usuario por los algoritmos de recomendación. La diferencia es fundamental: un artículo puede estar publicado en el sitio web de un medio pero no aparecer nunca en el *feed* de Discover de un usuario determinado, y viceversa, un artículo puede recibir una visibilidad desproporcionada en el *feed* de un perfil específico sin ser representativo de la cobertura general del medio.

La plataforma Ecosistema Informativo supera esta limitación al capturar el contenido en el punto de consumo real (el dispositivo móvil del usuario), no en el punto de publicación. Esto permite medir la personalización algorítmica de forma directa, algo que los enfoques basados en *scraping* no pueden hacer.

16.2.H.2. Enfoques Basados en APIs de Redes Sociales

Otro enfoque común es la recogida de datos mediante las APIs públicas de las redes sociales (Twitter/X Academic Research API, Reddit Pushshift API, YouTube Data API). Estos enfoques permiten analizar grandes volúmenes de publicaciones y interacciones, pero tienen limitaciones significativas: solo capturan el contenido publicado, no el contenido consumido pasivamente a través de *feeds* personalizados; no pueden reproducir la experiencia de un usuario específico con un perfil algorítmico determinado; y dependen de la disponibilidad y condiciones de uso de las APIs, que han ido restringiéndose progresivamente.

Nuestro enfoque basado en dispositivos móviles virtuales es complementario: mientras los enfoques basados en APIs analizan el ecosistema informativo desde la perspectiva de la oferta (qué se publica), nuestro enfoque lo analiza desde la perspectiva de la demanda personalizada (qué ve cada perfil de usuario).

16.3.H.3. Enfoques Basados en Encuestas

Las encuestas y estudios de panel constituyen otro enfoque para medir la exposición informativa de los ciudadanos. Estos enfoques capturan la percepción subjetiva de los encuestados sobre su consumo mediático, pero están sujetos a sesgos de autoinforme: los encuestados pueden no recordar con precisión qué noticias han consumido, pueden subestimar su exposición a fuentes no fiables, y pueden racionalizar a posteriori sus hábitos de consumo. La revisión sistemática de 129 estudios sobre cámaras de eco publicada en 2025 señala que los estudios basados en encuestas tienden a cuestionar la hipótesis de las cámaras de eco, mientras que los estudios basados en métodos computacionales tienden a apoyarla, lo que sugiere que los sesgos metodológicos influyen significativamente en los resultados.

Nuestro enfoque elimina el sesgo de autoinforme al capturar directamente el contenido que el algoritmo muestra a cada perfil, proporcionando una medida objetiva y reproducible de la exposición informativa.

16.4.H.4. Tabla Comparativa de Enfoques

Enfoque	Perspectiva	Personalización	Sesgo	Escala
Scraping web	Publicación	No captura	Bajo	Alta
APIs redes sociales	Publicación	Parcial	Medio	Muy alta
Encuestas	Percepción	Indirecta	Alto (autoinforme)	Media
Dispositivos virtuales	Consumo real	Directa	Bajo	Media-baja

Tabla 4. Comparativa metodológica de enfoques de monitorización del ecosistema informativo.

17. Anexo I: Marco de Evaluación de Contramedidas Científicas

17.1.1.1. Dimensiones de Evaluación

Las contramedidas científicas generadas automáticamente por el sistema requieren un marco de evaluación riguroso que permita valorar su calidad y utilidad. Proponemos un marco de cuatro dimensiones que será aplicado por el panel de expertos de ECODES en la fase experimental:

Precisión científica (0-10): ¿Las afirmaciones de la contramedida son científicamente correctas? ¿Se fundamentan en evidencia verificable? ¿Evitan simplificaciones excesivas que puedan distorsionar el mensaje?

Relevancia (0-10): ¿La contramedida aborda directamente las afirmaciones problemáticas del artículo original? ¿Es específica o genérica? ¿Establece una conexión clara entre la afirmación falsa y la evidencia que la desmiente?

Claridad (0-10): ¿La contramedida es comprensible para un público no especializado? ¿Utiliza un lenguaje accesible sin sacrificar la precisión? ¿Evita la jerga científica innecesaria?

Accionabilidad (0-10): ¿La contramedida es útil para un comunicador climático? ¿Puede ser adaptada fácilmente a diferentes formatos (tuit, artículo, material educativo)? ¿Proporciona argumentos concretos que pueden ser utilizados en el debate público?

17.2.1.2. Protocolo de Validación

El protocolo de validación incluye tres fases: evaluación independiente por al menos tres evaluadores expertos, discusión de las discrepancias significativas (diferencias de más de 3 puntos en cualquier dimensión), y cálculo del acuerdo inter-evaluador. Las contramedidas con puntuación media inferior a 6 en cualquier dimensión serán marcadas para revisión y mejora del *prompt* de generación.

17.3.1.3. Mejora Iterativa del Sistema

Los resultados de la evaluación de contramedidas alimentan un proceso de mejora iterativa del *prompt* de análisis climático del modelo GPT-4o. Las categorías de errores más frecuentes (por ejemplo, generalizaciones excesivas, falta de datos específicos, **Error! Use the Home tab to apply Título 1 to the text that you want to appear here.**

lenguaje demasiado técnico) se traducen en ajustes del *prompt* que incorporan instrucciones específicas para evitar estos patrones de error. Este proceso de calibración continua es esencial para mantener la calidad de las contramedidas a lo largo del tiempo, especialmente ante la evolución constante de las narrativas de desinformación.



Con el apoyo de:



GRACIAS

Contacto

 www.ecodes.org

 +34 976 29 82 82

 Plaza San Bruno, 9, 1º Oficinas, 50001 Zaragoza.