

INTELIGENCIA ARTIFICIAL Y ZEMIOLOGÍA PARA LA VISIBILIZACIÓN DEL DAÑO SOCIAL EN LOS ALTOS DE CHIAPAS

José Enrique Delgado López

jose.delgado@rcastellanos.cdmx.gob.mx

Universidad Nacional Rosario

Castellanos

(Ciudad de México – México)

*ARTIFICIAL INTELLIGENT AND
ZEMIOLOGY FOR MAKING
SOCIAL DAMAGE VISIBLE IN
THE HIGHLANDS OF CHIAPAS*

DOI:

<https://doi.org/10.37135/kai.03.17.02>

Recibido: 27/03/2026

Aceptado: 19/05/2026

Resumen

Este artículo plantea un acercamiento a la visibilización de daños sistémicos y omisiones estatales que afectan a grupos en situación de vulnerabilidad, mediante una propuesta asistida por inteligencia artificial (IA). El objetivo es diseñar un modelo prototipo zemiológico para cuantificar lesiones estructurales a través del procesamiento de lenguaje natural y grafos de conocimiento. A partir de fuentes de acceso abierto, el algoritmo propuesto opera bajo supervisión humana como una herramienta de auditoría social orientada a la justicia restaurativa. Los resultados aplicados al caso de los Altos de Chiapas sugieren patrones de negligencia estatal histórica. Se concluye que el modelo ofrece una vía preliminar para visibilizar la dañosidad social, aunque reconoce limitaciones propias de su carácter piloto, especialmente en términos de replicabilidad y posibles sesgos.

Palabras clave: Zemiología, Inteligencia Artificial, Daño Social, Algoritmo Zemiológico, Justicia Restaurativa.

Abstract

This article proposes an approach to making visible the systemic harms and state omissions affecting groups in situations of vulnerability through an artificial intelligence (AI)-assisted framework. Its objective is to design a prototypical zemiological model for quantifying structural injuries through natural language processing and knowledge graphs. Drawing on open-access sources, the proposed algorithm operates under human supervision as a social auditing tool oriented toward restorative justice. The results, applied to the case of the Highlands of Chiapas, suggest patterns of historical state neglect. The article concludes that the model offers a preliminary pathway for rendering social harm visible, while acknowledging the limitations inherent in its pilot nature, particularly in terms of replicability and potential biases.

Keywords: Zemiology, Artificial Intelligence, Social Harm, Zemiological Algorithm, Restorative Justice.

Keywords: Zemiology, Artificial Intelligence, Social Harm, Zemiological Algorithm, Restorative Justice.

INTELIGENCIA ARTIFICIAL Y ZEMIOLOGÍA PARA LA VISIBILIZACIÓN DEL DAÑO SOCIAL EN LOS ALTOS DE CHIAPAS

ARTIFICIAL INTELLIGENT AND ZEMIOLOGY FOR MAKING SOCIAL DAMAGE VISIBLE IN THE HIGHLANDS OF CHIAPAS

DOI:

<https://doi.org/10.37135/kai.03.12.02>

Introducción

Es un hecho que el uso de la Inteligencia Artificial (IA) está presente en cualquier área del ámbito científico (Wang et al., 2023), académico y de la vida cotidiana de cualquier ser humano (Bentley et al., 2024). Esto significa por supuesto que también se ha aplicado en las ciencias sociales como lo han hecho Ziems et al. (2024). Especialmente hablando de la criminología, que es la ciencia de la que parte la zemiología (Hillyard y Tombs, 2004) y de la que se abundará más adelante, existen propuestas como la de Berk (2019) quien realiza una amplia revisión sobre el uso del *Machine Learning* con el propósito de predecir la reincidencia y mejorar la asignación de recursos hacia el sistema de justicia. O bien el estudio hecho por Hayward y Maas (2021), el cual es un esfuerzo por introducir el uso de la IA al campo de la criminología.

En este mismo rubro está la obra de Campedelli (2022) la cual revisa un estado del arte específicamente acerca del mismo tema y analiza las perspectivas hacia el futuro que pudieran darse al respecto. Y quizá el más reciente de los aportes en este sentido sea el trabajo de Tong (2025) que plantea el papel disruptivo de la IA como un “nuevo actor” en la criminología y la justicia penal, rompiendo los esquemas convencionales que se han centrado en los criminales, las víctimas y el sistema de justicia penal.

En relación con la criminología crítica (Baratta, 2004), que es precisamente el puente entre la criminología convencional y la zemiología, existen importantes investigaciones que contribuyen a entender la aplicación de la IA en su campo de estudio. Por una parte se encuentran Ma y Maas (2025) quienes exploran cómo los algoritmos actuales pueden llegar a generar daños sociales (zemiogénesis) y proponen una “IA Crítica” capaz de auditar estos procesos. De manera afín a la propuesta de este artículo, sugieren que la tecnología debe configurarse para detectar la explotación y la negligencia sistémica.

Un texto equiparable es el de Hart, Bavin y Lynes (2025), quienes sostienen que las tecnologías digitales favorecen el daño sistémico enmarcado en un capitalismo tardío, reorganizando el trabajo y el control social como instrumento para mantener la desigualdad. En su lugar, los autores sugieren una nueva tipología de daños: datificación, gobernanza algorítmica, operacionales y existenciales que tienen como fin develar la manera en que la IA refuerza el poder de las élites mientras oculta la explotación.

En cuanto a la producción de textos sobre el uso de la IA, concretamente aportando a la zemiología, están Malik, Viljanen, Lepinkäinen, y Alvesalo-Kuusi, (2022) quienes explican el modo como las tecnologías algorítmicas desarrollan una dinámica de daños sociales al sistematizar sesgos, acelerar su propagación a escala masiva y tergiversar la percepción pública en relación con sus causas y efectos. También existe la idea de Elias (2024) quien alude al desarrollo de la “Zemiología Digital” como instrumento para revisar los daños profundos derivados de la tecnologización y el capitalismo de vigilancia, donde los datos generados por los usuarios son explotados para servir a intereses corporativos.

Sin embargo, como se puede notar, aunque los textos aluden a la zemiología como un enfoque a partir del cual revisar el daño, se ocupan de la manera en que las propias tecnologías digitales causan perjuicios y esa es precisamente la problemática, ya que esto podría mirarse de manera inversa, es decir, proyectar el modo en que las plataformas de IA pueden señalar el detrimento producido, por lo cual se pretende abonar en torno a trabajos en ese sentido.

Paralelamente, es dable señalar que la propuesta tiene límites en sus alcances, ya que el prototipo algorítmico no necesariamente puede ser replicado en todos los casos de comunidades vulnerables, puesto que, si bien el daño puede ser considerado como un aspecto inherente a la naturaleza humana, esto no significa que la fórmula tecnológica sea aplicable como una ley universal, ya que depende de distintas variables, características y circunstancias para su construcción.

Por lo tanto, el objetivo de este artículo es proponer un diseño metodológico piloto asistido por IA para explorar la factibilidad de visibilizar el daño generado en grupos en situación de vulnerabilidad; con base en ello, se busca ofrecer una vía preliminar para cuantificar perjuicios estructurales que puedan servir como parámetros de referencia hacia una reparación integral.

Para demostrar el alcance de la propuesta, se aplicó la tecnología digital específicamente en los pueblos originarios de los Altos de Chiapas debido a que existen diferentes fuentes, de larga data hasta estudios más recientes que pueden alimentar la base de datos para generar la información que muestre el daño causado en sus comunidades a lo largo del tiempo y hasta el presente.

De acuerdo con lo anterior, surge el siguiente planteamiento: ¿es posible utilizar el procesamiento de lenguaje natural (PLN) y grandes modelos de lenguaje (LLM, por sus siglas en inglés) para visibilizar, no sólo la etiología del daño (Canning y Tombs, 2021), sino su permanencia en el tiempo y las secuelas de ello en periodos de larga, mediana y corta duración?

Así entonces, la hipótesis parte de la idea de que la IA, a través del PLN y LLM es capaz de generar datos cuantitativos que incluso de manera gráfica evidencien el daño sistémico continuado en el tiempo en grupos en situación de vulnerabilidad mediante un modelo prototipo al que se ha denominado algoritmo zemiológico (Z).

El paso del análisis del daño desde el derecho, la criminología hasta llegar a la zemiología

Para entender la importancia de visibilizar el daño como categoría de análisis a través de la IA, es necesario plantearlo primero desde las diversas perspectivas teóricas y disciplinas con las cuales ha sido estudiado, esto con el propósito de mostrar el desarrollo epistemológico del que partió la zemiología hasta alcanzar su autonomía como ciencia y por ende ponderar su carácter teleológico y su convergencia en el uso de la IA para visibilizar la dañosidad en grupos en situación de vulnerabilidad. Es importante señalar que en este apartado se recogen las posiciones de los autores.

En primer lugar, el derecho ha abordado el concepto de daño a partir de

dos principales enfoques: el penal y el civil. Un ejemplo para la perspectiva penalista se da cuando se advierte de manera fragmentaria, es decir, únicamente es capaz de verlo como una configuración en que el legislador decidió tipificar como “delito”, dejando fuera los perjuicios estructurales porque no son “lesiones a bienes jurídicos” causadas por un individuo específico en un momento dado (Roxin, 2006). Mientras que en el caso de la otra materia jurídica, el daño se estudia bajo la “responsabilidad civil”, y entonces el enfoque es el patrimonio y el daño moral, pero siempre bajo una relación de causalidad directa (Diez-Picazo, 1999).

En el caso del derecho internacional de los derechos humanos (DIDH) dado desde la Corte Interamericana de Derechos Humanos (CoIDH), existe el análisis partiendo del “Daño al Proyecto de Vida” (DPV) (Pemberton, 2015) y es sin duda la visión más cercana a la zemiología porque además hace asequible el análisis interseccional (CoIDH, 1998), esto gracias a que la Corte introdujo el concepto de DPV, enfatizando que el menoscabo no se trata exclusivamente de dinero o salud física, sino de la pérdida de las opciones de autorrealización que el sujeto o grupo tendría de no haber ocurrido un detrimento, especialmente implica la pérdida de libertad de elegir el propio destino.

Relacionado con esto, están presentes posturas como la de Alessandro Baratta (2004), quien a través de su criminología crítica, cuestiona el reduccionismo jurídico del derecho penal, que limita el delito al actuar individual, cuando lo ilícito se da como un todo constructo social, especialmente el que surge desde las estructuras del poder en perjuicio de los menos privilegiados (Delgado, 2025).

En este mismo sentido, la nueva criminología tuvo como uno de sus propósitos cuestionar al derecho penal de igual manera ha sido cuestionada en sus alcances, sin embargo la propia criminología crítica fue puesta en duda al señalar que al final sólo termina por identificar las causas estructurales, remite a prevenir el daño, pero no establece de manera concreta cómo llevar a cabo la contención de actos lesivos (Young y Matthews, 1993; Aebi, 2004).

Dicho en otras palabras, la crítica a la inoperatividad de la nueva criminología, desarrollada principalmente por el realismo de izquierda, con Jock Young y Roger Matthews, sostienen que la criminología crítica se estancó en un “idealismo de izquierda” que, al enfocarse primordialmente en las causas macro-estructurales y el control social, terminó por ignorar la realidad inmediata del delito y el sufrimiento de las víctimas. Para estos autores, no basta con identificar el origen histórico del daño ya que es insuficiente si no se acompaña de una política criminal pragmática que establezca mecanismos concretos de contención y reducción de los actos lesivos *ipso facto*.

En consecuencia, aparecen Hillyard y Tombs (2004) quienes no solo critican la criminología, sino que proponen una ruptura epistemológica total, debido a que los autores argumentan que el “crimen” no tiene una realidad ontológica, lo cual significa que no existe en la naturaleza, sino que en realidad es un producto establecido por el Estado. Al mismo tiempo evidencian con datos estadísticos que el daño producido por las corporaciones o las políticas estatales junto con la pobreza, enfermedades laborales o la contaminación, causan muchas más

mueres y sufrimiento que el “crimen callejero”.

Es por ello por que los autores acuñan el término de *zemiología* como aquella disciplina encargada de analizar el daño, medirlo y de acuerdo con ello, establecer las bases para la reparación integral provocada por este. En este sentido, medir el daño se convertiría en una práctica que llevaría a su reparación, bajo la estimación de incluir aspectos tanto cuantitativos como cualitativos.

La zemiología como disciplina que visibiliza el daño con asistencia de IA

Una de las críticas fundamentales planteadas es que la criminología en general y la nueva criminología, suelen ser muy teóricas y que en efecto hacen un diagnóstico de las causas estructurales. Aebi (2004) por ejemplo, advierte que para que una teoría sea científica, sus postulados deben ser verificables. Si esto se aplica a un estudio de caso para denunciar la “explotación histórica”, es un diagnóstico certero, pero desde la perspectiva del mismo autor, carece de fuerza como evidencia si no es capaz de sistematizarse a través de datos contrastables. Y es justo aquí donde la IA interviene no como un fin en sí mismo, sino como una herramienta de medición que ayudaría a la *zemiología* con la científicidad exigida, lo cual ya ha sido propuesto por Salganik (2019) para transitar de la sociología tradicional a la ciencia de datos.

Paralelamente, el realismo crítico de Matthews (2014) aduce que la teoría debe ser útil para las víctimas *ipso facto*, por ende cuestiona el “idealismo de izquierda” que, al centrarse en los factores estructurales del capitalismo, acaba por no atender la urgencia de contener los daños cotidianos. En cambio, la IA como herramienta facilitaría intervenir de manera fáctica ante una demanda urgente y realista, lo cual se lograría al momento de procesar lo que antes se consideraban “datos inabarcables”, en lo que ahora parecen omisiones históricas por parte del Estado en, por ejemplo, infraestructura hídrica o registros dispersos de desnutrición, lo cual ya ha empezado a realizarse en el ámbito de las ciencias sociales con el Procesamiento de Lenguaje Natural (NLP por sus siglas en inglés) (Ariai y Demartini, 2024).

Por PLN se entiende el campo interdisciplinario de la IA que combina la lingüística computacional con modelos de aprendizaje profundo lo que a su vez permite que las computadoras procesen, comprendan y generen lenguaje humano de manera efectiva (Ariai y Demartini, 2024). Desde el punto de vista de Pan *et al.* (2024), el PLN ha transitado hacia una convergencia entre los LLM y los Grafos de Conocimiento (GC). Esta integración permite que la tecnología no solo prediga texto, sino que estructure información semántica para lograr una IA más explicable y precisa en el análisis de relaciones complejas.

Por su parte, los LLM obran como herramientas computacionales de IA con la facultad de procesar, interpretar e integrar grandes volúmenes de datos textuales (Ziems *et al.*, 2024). Específicamente en el ámbito de las ciencias sociales, estos modelos van más allá del procesamiento básico para funcionar como “instrumentos sociales” inductivos (Törnberg, 2024) que, en sinergia con los GC, convierten narrativas cualitativas complejas y registros históricos en representaciones lógicas, nodos de evidencia procesable y sistemas de

inteligencia artificial explicable (*Explainable AI*) (Pan et al., 2024).

Así, la herramienta tecnológica permitiría construir una genealogía del daño que es, al mismo tiempo, macroestructural y específica. Sin embargo, no se limitaría a mostrar su origen, sino que daría pie a develar la dañosidad de larga data, registrar su continuum y a la par, fijar estadística y gráficamente la cantidad de perjuicio dado a cierta comunidad indígena o grupo vulnerable, propuestas que ya han sido llevadas a la práctica mediante el uso de GC (KG por sus siglas en inglés) a través de LLM (Ziems et al., 2024).

Gracias al uso de la IA, mediante la aplicación de modelos de PLN y GC, se tiene la capacidad de convertir relatos cualitativos, testimonios históricos y documentos burocráticos en nodos de evidencia (Törnberg, 2024). Esto es, por una parte, lo que para el derecho tradicional es “subjetivo” o “político”, para la IA es información procesable que coadyuva a advertir patrones de causalidad compleja. Luego entonces, se trasciende la dificultad del diagnóstico crítico para avanzar hacia una fase de intervención técnica, donde la visibilización del daño estructural en algún pueblo originario o grupo vulnerable, se transforma en una prueba técnica para la exigencia de reparación.

Ahora bien, cabe aclarar que el uso de herramientas tecnológicas no busca de ninguna manera borrar el rostro o identidad de quienes conforman los entes colectivos, mucho menos deshumanizar o convertir sus vivencias, carencias o procesos de marginación en simples números o algoritmos¹ (Lazer et al. 2020). Por el contrario, esta propuesta técnica y metodológica del uso de la IA para medir el daño, es un esfuerzo que pretende sumar todos aquellos instrumentos a nuestro alcance, llámese tecnología, aparatos teóricos o investigación participativa e intercultural, con el fin de lograr una justicia restaurativa (Eglish, 1958; Zehr, 1990; Clamp, 2025) a los pueblos indígenas o grupos vulnerados, incluso como un pendiente histórico.

Por consiguiente, la utilización de la IA para el análisis cualitativo de los pueblos originarios de los Altos de Chiapas no implica la sustitución del juicio humano, sino la idea de extenderlo en el análisis inductivo de grandes volúmenes de texto. De acuerdo con Hickman (2022), el uso ético en el análisis de texto en una investigación social, demanda que el algoritmo sea tratado más bien como un instrumento de apoyo siempre sujeto a una supervisión constante -o validación humana- para evitar el sesgo algorítmico, para asegurar que los patrones detectados no distorsionen la realidad de los sujetos de estudio.

Por ende, el modelo prototipo del “algoritmo zemiológico” aquí sugerido promete contar con la capacidad para actuar como un marco de transparencia que, según Kelleher y Tierney (2018), respete la privacidad y la integridad de los datos, con el fin de tratar de garantizar que el procesamiento tecnológico sirva para visibilizar la vulnerabilidad estructural y no para profundizar la estigmatización de las comunidades analizadas.

Para poder demostrar el apoyo eficaz de la IA para medir el daño en un pueblo originario o comunidad en situación de vulnerabilidad, se ha aplicado al caso de los pueblos indígenas chiapanecos, esto por varios motivos. Es verdad

¹ Se entiende por “algoritmo” como aquel procedimiento computacional cuya sistematización toma uno o varios valores como entrada (input) y produce a su vez algún otro valor o conjunto de valores, como salida (output) (Cormen et al., 2022).

que existen cientos de comunidades indígenas en toda Latinoamérica, pero para seleccionar a los habitantes del estado de Chiapas, están los siguientes criterios:

a) Existe abundante información documentada de ellos desde la Época colonial, lo cual favorece alimentar la base de datos para obtener cuantías de diversos aspectos de su devenir en el tiempo;

b) También hay diversas investigaciones realizadas desde diversos campos como el antropológico, histórico, etnológico, lingüístico o sociológico;

c) En las últimas décadas se han generado estudios estadísticos y encuestas que facilitan crear una base de datos sobre el número de población, porcentajes con índices de enfermedades, analfabetismo, desempleo, desnutrición, violencia, delincuencia, alcoholismo, etc;

d) Es notable que como pueblo originario, se trata de un grupo en situación de vulnerabilidad, lo cual permite aplicar el diseño metodológico piloto con asistencia de la IA;

e) La cercanía personal de haber realizado previamente investigaciones de campo con las comunidades de la región, particularmente los tzeltales y tzotziles.

Dicho lo anterior, cabe señalar que la implementación de la IA en el contexto de las comunidades indígenas chiapanecas no responde a una lógica de vigilancia, sino a una lógica de visibilización de sujetos desviados, como se hace desde otros enfoques criminológicos.

En otras palabras, mientras la criminología tradicional utiliza algoritmos para predecir el delito (*predictive policing*), la propuesta zemiológica aquí planteada busca utilizar la IA como un vehículo para auditar las omisiones del Estado. Se aspira a dar un giro ético al uso de la tecnología y pasar de la detección del individuo al diagnóstico de la estructura que produce daño a una persona o, como en este caso, a un ente colectivo (Meijer y Wessels, 2021).

Planteado de esta manera, los Altos de Chiapas se presentan entonces no sólo como un escenario de conflicto, sino el espacio donde la IA puede hacer evidente su capacidad para reconstruir una genealogía del daño que el Estado ha mantenido en la región de manera continua y sistemática, justo como lo han demostrado Tomašev et al. (2020) al pasar del uso de la IA como modelos de control a la construcción de modelos de intervención preventiva en áreas de salud, pobreza o justicia.

Métodos

El artículo tiene como idea fundamental proponer un diseño metodológico primordialmente cuantitativo que se fundamenta en elementos cualitativos con el uso de la tecnología, específicamente a través de la utilización de la IA especializada en el PLN y LLM para la construcción de GC (Pan et al. 2024). Esto bajo un enfoque mixto, ya que al tratarse de un esquema de generalidades, como las estructurales e históricas, se parte de lo general a lo particular. En tanto que por momentos se vuelve inductivo al presentar ciertos aspectos concretos del estudio del caso para ir hacia lo general.

El PLN, como sistema de redes neuronales artificiales que “aprenden” patrones directamente de grandes volúmenes de datos, fue alimentado por las siguientes fuentes para la creación de los GC bajo el criterio de accesibilidad de estas, la amplitud histórica de datos que aportan en el tiempo, las menciones específicas de expolio, explotación material y laboral e información concreta que alude a la carencia material para el proyecto de vida:

a) *Históricas y de larga data* que consistieron en los registros de la Real Caja (1540-1549), información sobre la catástrofe demográfica colonial y población de Chiapas estudiada por Vogl (1959) y los registros sobre la economía de extracción, trabajo forzado y despojo territorial en la época colonial investigados por De Vos (1993);

b) *Fuentes estadísticas y socioeconómicas* tomadas de Censos Generales de Población y Vivienda, datos de analfabetismo, mortalidad infantil y migración forzada realizados por el INEGI (1990, 1993, 2021); Medición multidimensional de la pobreza (2022) y carencias por acceso a servicios de salud, desarrollados por CONEVAL (2023);

c) *Programa Regional de Desarrollo: Región V Altos Tsotsil-Tzeltal*. Gobierno del Estado de Chiapas (2019);

d) Reportes técnicos sobre consumo de refresco, diabetes y enfermedad renal en los Altos, identificados por López y Morales (2019);

e) *Fuentes de Derechos Humanos e Institucionales*: Recomendación 53/2018 sobre desplazamiento forzado interno en Chalchihuitán y Chenalhó de la CNDH; Informes anuales sobre paramilitarismo, violencia criminal e impunidad del Centro de Derechos Humanos Fray Bartolomé de Las Casas (Frayba); y Registros sobre la pérdida de tierras comunales y procesos de despojo tomados del Archivo Agrario Nacional (Registro Agrario Nacional, 2026).

Tabla 1. Diferenciación de fuentes que muestra el tratamiento de datos e intervención de la IA.

Fuente Original	Tipo de Dato	Tratamiento Aplicado	Intervención de IA (PLN/LLM)	Resultado Generado
Archivos de la Real Caja (1540-1549) y Vogl (1959)	Cualitativo / Histórico	Normalización lingüística de castellano antiguo.	Segmentación de texto y extracción de entidades relacionadas con oro fundido y colapso demográfico.	Nodo de evidencia sobre la génesis del daño colonial (Fase 1).
Censos de Población y Vivienda (INEGI, 1990-2021)	Cuantitativo / Estadístico	Triangulación con informes de ONGs.	Conversión de métricas dispersas en variables de dañosidad (V_3, V_5, V_6).	Cuantificación de la persistencia
Informes Anuales del Centro Frayba y CNDH	Cualitativo / Narrativo	Análisis de sentimientos y patrones de causalidad.	Construcción de Grafos de Conocimiento (GC) para identificar redes de paramilitarismo y DFI.	Mapeo de “Zonas de Sacrificio Social” y nodos de violencia.
Reportes Técnicos de Salud y Nutrición (CONEVAL / López y Morales)	Mixto	Correlación entre falta de infraestructura y morbilidad.	Modelado inductivo para traducir omisiones estatales en indicadores de “Biopolítica de la Omisión”.	Evidencia técnica para la exigencia de justicia restaurativa (V_3, V_4).

Archivo Agrario Nacional (2026) y De Vos (1993)	Documentalv/ Técnico.	Análisis estratigráfico de agravios sistémicos.	Extracción de relaciones semánticas entre despojo de tierras y pobreza laboral actual.	Variable de Índice de Despojo (V_i) ponderada para el algoritmo Z.
---	-----------------------	---	--	--

Fuente: elaboración propia.

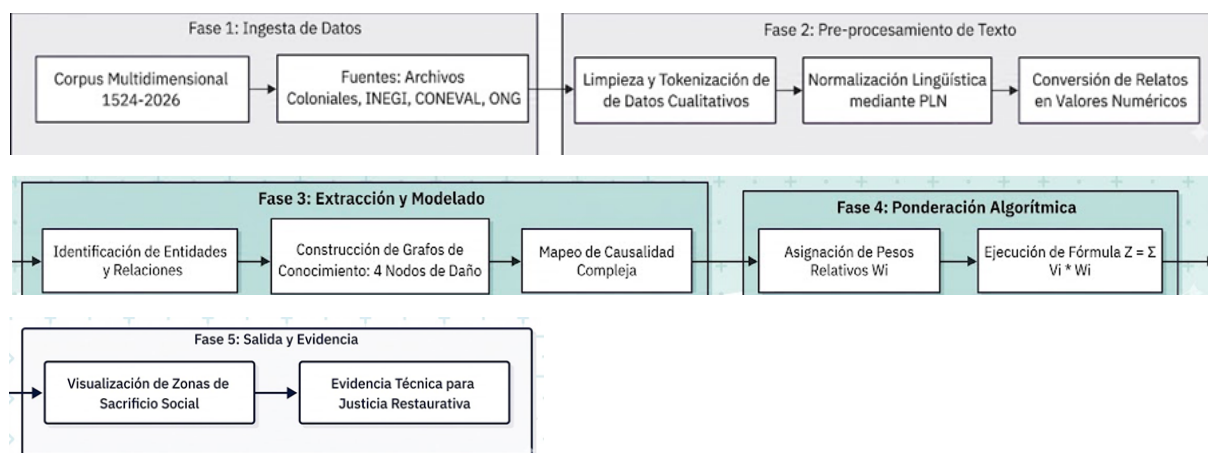
Ahora bien, para la arquitectura del algoritmo zemiológico, se llevaron a cabo los siguientes pasos (ver figura 1):

Fase 1: Ingesta de datos: recopilación y carga del corpus documental multidimensional que abarca el periodo 1524-2026 basada en las fuentes señaladas arriba.

Fase 2: Preprocesamiento de Texto: aplicación de técnicas de PLN para la limpieza de datos, segmentación del corpus en unidades de análisis y normalización lingüística, permitiendo estandarizar el lenguaje histórico y técnico para su posterior cuantificación.

Fase 3: Extracción y modelado (GC): identificación de entidades y relaciones semánticas para clasificar y estructurar la información proyectada en cuatro “nodos de daño”: salud y cuerpo; conocimiento y proyecto de vida; economía y territorio; y violencia y desplazamiento.

Figura 1 Diferenciación de fuentes que muestra el tratamiento de datos e intervención de la IA



Fuente: elaboración propia.

Fase 4: Ponderación algorítmica: ejecución de la fórmula de suma ponderada $Z = \sum_{i=1}^{10} (V_i \cdot W_i)$, donde se asignan pesos específicos (W_i) a 10 variables críticas (V_i) según su impacto estructural y capacidad de ruptura del proyecto de vida.² Cabe aclarar que los pesos suman exactamente 1.0 (100%) para evitar errores de cálculo (ver tabla 2).

² Es importante señalar que, además de Pemberton (2015) el concepto está tomado también de la propuesta de Antônio Augusto Cançado Trindade (2012) quien fue juez de la CoIDH e introdujo el concepto de “daño al proyecto de vida”, bajo el argumento de que las violaciones a los DDHH no restan exclusivamente bienes, sino que alteran el destino y las opciones existenciales del individuo.

Fase 5: Salida y generación de evidencia: visualización de los resultados mediante métricas de “dañosidad absoluta”, identificación de “zonas de sacrificio social”³ y creación de indicadores técnicos para sustentar demandas de justicia restaurativa.

El siguiente paso consistió en el establecimiento de las variables del proceso para los GC, y para ello es importante señalar los criterios de “gravidad y ruptura del Proyecto de Vida” que se tomaron en cuenta para su consideración. Los pesos se asignaron siguiendo una jerarquía basada en la teoría del Daño al Proyecto de Vida. La lógica es la siguiente:

Impacto de supervivencia ($V_2 = 0.20$): se sostiene que el desplazamiento forzado tiene el peso más alto porque representa una “ruptura total” con la base material, cultural y comunitaria. Sin territorio ni hogar, el resto de los daños se potencian exponencialmente.

Impactos originarios ($V_1, V_7 = 0.15$): se identificó que el despojo de tierras y el paramilitarismo son los “catalizadores” y por eso se les asignó un peso alto porque son las causas-raíz que generan los nodos de salud y economía.

Impactos biológicos irreversibles ($V_3 = 0.12$): se observa que la desnutrición crónica en niños tiene un peso significativo debido a que genera un daño cognitivo irreversible, limitando de por vida el libre desarrollo de la personalidad.

Impactos de omisión transversal ($V_{10} = 0.03$): se colige que la impunidad jurídica tiene un peso más bajo, no porque sea irrelevante, sino porque zemiológicamente funciona como un “factor multiplicador” o de mantenimiento del sistema, más que como una lesión física directa e inmediata como lo es el hambre o el despojo.

Debe señalarse que para el desarrollo de este modelo de aplicación algorítmica, así como para la búsqueda de fuentes de primera mano para alimentar los datos zemiológicos, a la par de la creación de los gráficos, se recurrió precisamente a la IA de Gemini versión 3, lo cual a su vez acredita paralelamente su uso para estudiosos del campo social desde su computadora personal. Al mismo tiempo, el prompt utilizado como apoyo solicitado a dicha IA, fue el siguiente:

“Prompt Maestro para la Generación del Algoritmo Zemiológico

Actúa como: Un Investigador Senior especializado en Zemiología Crítica y Científico de Datos con experticia en Procesamiento de Lenguaje Natural (PLN).

Contexto de Investigación: Se requiere visibilizar el daño social sistémico en los Altos de Chiapas mediante una perspectiva histórica y contemporánea (periodo 1524-2026). El objetivo es transitar de la criminología tradicional (delito individual) a una métrica de “dañosidad absoluta” basada en la omisión estatal.

Tareas Específicas: 1. Ingesta y Análisis: Procesa un corpus multidimensional que incluya archivos coloniales, censos de INEGI/CONEVAL y reportes de la CNDH/Frayba. 2. Modelado de Nodos: Utiliza Grafos de Conocimiento para estructurar los datos en 4 Nodos de Daño: 1)

³ Originalmente el término fue acuñado por Lerner (2010) quien, como activista e investigador, lo utilizó para describir comunidades (generalmente de bajos ingresos o minorías raciales) que colindan con industrias altamente contaminantes, donde la salud de los residentes es efectivamente “sacrificada” en aras del beneficio económico nacional o corporativo. Esto, a su vez sirvió de base para que Maristella Svampa (2019) y Enrique Viale (2014, 2020), expandieran el concepto como “territorios de sacrificio”, asociándolo al neoextractivismo y a la conformación de áreas donde el Estado omite la protección de derechos fundamentales con el fin de explotar los recursos locales.

Salud y Cuerpo, 2) Conocimiento y Proyecto de Vida, 3) Economía y Territorio, y 4) Violencia y Desplazamiento. 3. Definición de Variables (V_i): Identifica 10 variables críticas que representen lesiones estructurales (ej. Despojo, DFI, Mortalidad Materna, Impunidad). 4. Ponderación Algorítmica (W_i): Asigna un peso relativo a cada variable basándose en su capacidad de “ruptura del proyecto de vida”, asegurando que la suma de pesos sea igual a 1.0 (100%). 5. Generación de la Fórmula Z: Construye el modelo matemático bajo la sumatoria ponderada.

Restricciones Éticas y Técnicas: - El modelo debe evitar el sesgo algorítmico y la estigmatización de las comunidades. - Los resultados deben ser presentados como evidencia técnica para la justicia restaurativa y la reparación integral. - Utiliza una metodología inductiva para transformar relatos cualitativos en valores numéricos procesables.”

Para disminuir el margen de error, se recurrió a la validación humana (*Human-in-the-loop*) (Crotoft, Kaminski, y Price, 2023). Paralelamente, se llevó a cabo un análisis de sensibilidad en relación con la fórmula $Z = \sum_{i=1}^{10} (V_i \cdot W_i)$. Se observó que variaciones menores al $\pm 5\%$ en los pesos críticos (como el desplazamiento forzado, $W_2 = 0.20$ ya que es un valor de indicador de letalidad social) no alteran la jerarquización de las “zonas de sacrificio social”, lo que da al modelo una estabilidad estadística ante posibles sesgos de ponderación y representa un umbral de confianza para un estudio piloto.

Al mismo tiempo, se reconoce cierto margen de error derivado del subregistro en las fuentes oficiales y la inevitable opacidad histórica, sobre todo en ciertos archivos coloniales. Para reducirlo, el algoritmo zemiológico trata esta limitación por medio del procesamiento del conjunto de diversas fuentes que triangulan datos estatales con informes de ONG, lo cual disminuyó el sesgo de una sola fuente y eso permitió una visión más aproximada a la realidad material de los daños.

Consideraciones éticas y tratamiento de datos

Los procedimientos señalados en este estudio se ajustan a los principios y normas éticas existentes en acuerdos internacionales, respetando las diversas formas de vida y expresiones humanas y no humanas, así como el crédito a las ideas de los autores citados. Para dar garantía a la privacidad en el procesamiento asistido por Gemini 3 (Google, 2026), éste se circunscribió exclusivamente a fuentes de acceso abierto y reportes institucionales previamente anonimizados, con lo cual se evitó la ingesta de datos de identificación personal o testimonios inéditos de comunidades en situación de vulnerabilidad. De esta manera, la tecnología se emplea como una herramienta de visibilización estructural y no como un mecanismo de estigmatización.

De igual modo, con el fin de disminuir los riesgos de sesgo algorítmico propios del tratamiento automatizado, se implementó un esquema de supervisión y validación humana constante (*Human-in-the-loop*). Este protocolo facilitó contrastar los nodos de evidencia generados por la IA con literatura científica y registros oficiales, asegurando la transparencia, precisión y rigor técnico del algoritmo zemiológico propuesto. El diseño metodológico prioriza la integridad de los datos y la ética en la investigación social computacional para sustentar la exigencia de una reparación integral.

Cabe señalar que en efecto la IA propuso una estructura inicial, pero los pesos finales fueron reconsiderados y ajustados por el experto humano basándose, entre otras cosas, en la jurisprudencia de la CoIDH con el criterio del Daño al Proyecto de Vida.

Resultados

Sistematización de nodos de daño (1524-2026)

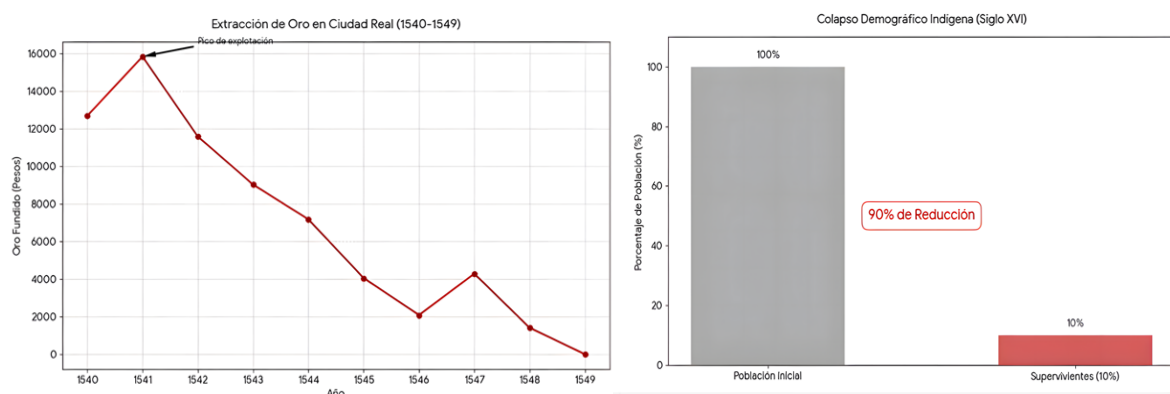
A continuación, se presentan los resultados de la ingesta de datos en el modelo zemiológico. Estas visualizaciones no son meras estadísticas descriptivas, sino la síntesis algorítmica de una causalidad compleja que vincula omisiones históricas con daños contemporáneos, permitiendo que lo que antes era “subjetivo” o “disperso” se convierta en nodos de evidencia procesable.

Por consiguiente, se logró identificar que el algoritmo zemiológico permite evidenciar el daño social en los Altos de Chiapas como derivación de una continua y prolongada acumulación estratigráfica de agravios sistémicos. A través de la modelación zemiológica, se establecen los siguientes Nodos de Daño:

1. Nodo de salud y cuerpo (biopolítica de la omisión)

El daño se origina en la catástrofe demográfica colonial (Vogl, 1959) y la instauración de una economía de extracción que supeditó la vida indígena al trabajo forzado (De Vos, 1993) (ver figuras 2 y 3).

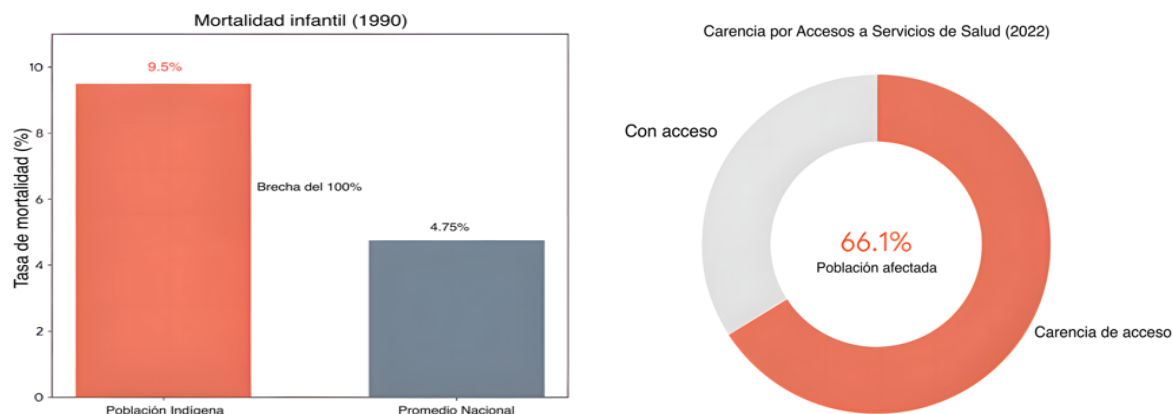
Figuras 2. Extracción de oro en la Ciudad Real (1540 - 1549). **Figuras 3.** Colapso demográfico en Chiapas en el siglo XVI.



Fuente: elaboración propia.

Por otra parte, la evidencia estadística de 1990 demuestra que la mortalidad de hijos de madres indígenas era del 9,5 %, es decir, el doble del promedio nacional (INEGI, 1990). Para 2022, la carencia por acceso a servicios de salud alcanzó un punto crítico afectando al 66.1% de la población (CONEVAL, 2023) (ver figuras 4 y 5).

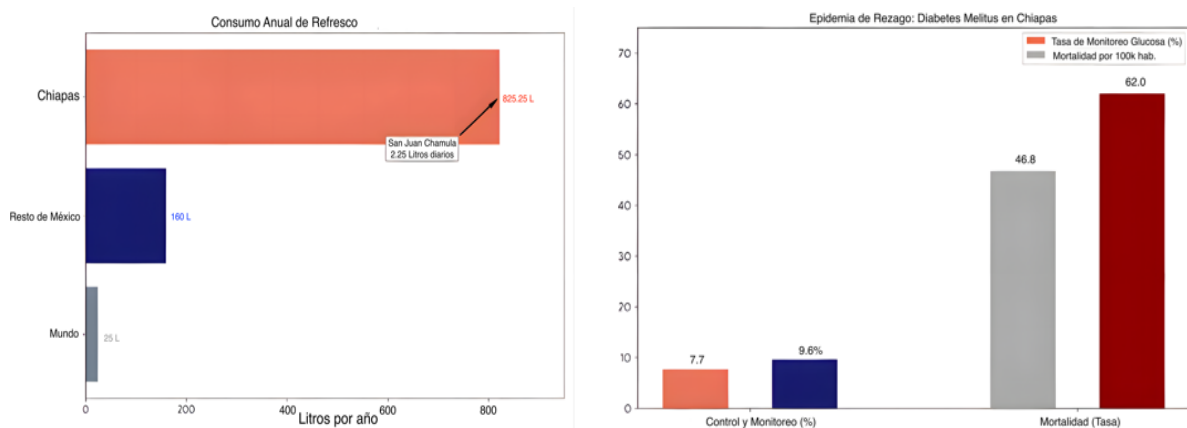
Figuras 4. Indicadores de Salud Institucional (1990-2022). **Figuras 5.** Carencia en servicios de salud entre 1990 y 2022. mortalidad infantil hacia 1990.



Fuente: elaboración propia.

Otros daños señalados, fueron los inducidos por el mercado, entre ellos la falta de infraestructura hídrica apropiada o inexistente ha derivado en un alarmante consumo promedio de 821 litros de refresco al año por persona, lo que ha convertido a la región en el epicentro mundial de la diabetes y la enfermedad renal crónica (López y Morales, 2019). (Ver figuras 6 y 7).

Figuras 6. Consumo anual de bebidas azucaradas en Chiapas. **Figuras 7.** Índice de diabetes mellitus en Chiapas.

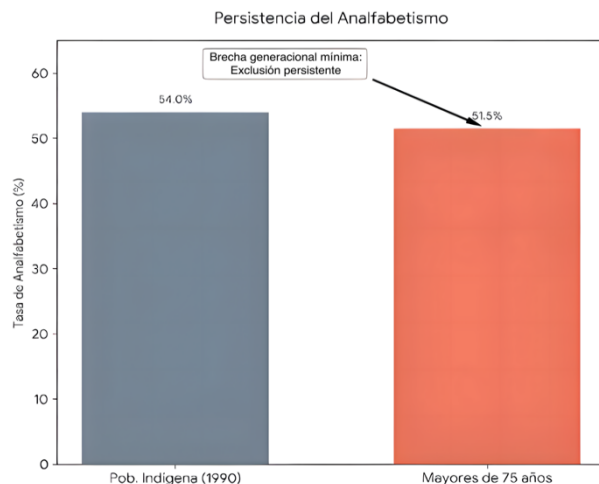


Fuente: elaboración propia.

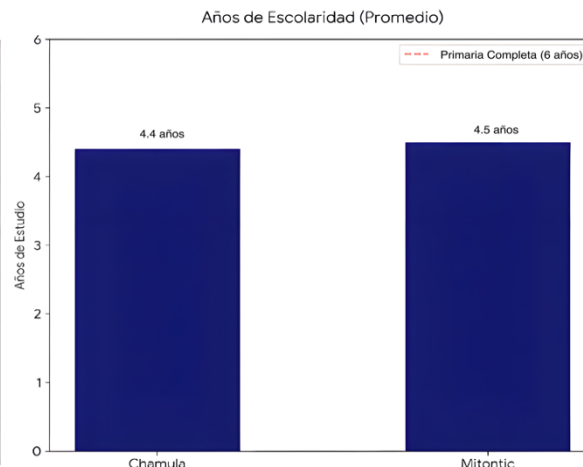
2. Nodo de conocimiento y proyecto de vida

En relación con el analfabetismo estructural, hacia 1990, el 54% de la población indígena era analfabeta (INEGI, 1993), aunque la tasa general ha bajado, en la población mayor de 75 años persiste en un 51.5%. En este mismo rubro, la escolaridad en los Altos de Chiapas se puede observar de la siguiente manera: municipios como Chamula y Mitontic registran promedios de 4.4 y 4.5 años de escolaridad, limitando drásticamente las opciones de autorrealización y libertad de elegir el propio destino. (ver figuras 8 y 9).

Figuras 8. Analfabetismo persistente en Chiapas.



Figuras 9. Índice promedio de escolaridad en Chamula y Mitontic.



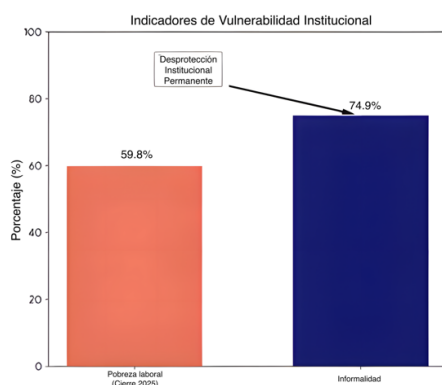
Fuente: elaboración propia.

3. Nodo de economía y territorio (daño estructural)

Como un aspecto clave para hacer visible la dañosidad gracias al uso del algoritmo zemiológico, especialmente en los Altos de Chiapas, se señalan los números en cuanto a las carencias en el trabajo. Así, al cierre de 2025, el 59.8% de la población vive en pobreza laboral, lo que significa que el ingreso del trabajo no cubre la canasta alimentaria básica. Y en términos de perspectiva de género, existe una evidente exclusión hacia las mujeres, ya que la participación laboral femenina es de apenas el 31.4%, la más baja del país, lo que constituye un daño específico a la autonomía de las mujeres, por lo menos en los pueblos chiapanecos alteños.

En este mismo sentido, la informalidad se nota con un 74.9% donde la fuerza laboral opera sin seguridad social, consolidando un estado de desprotección institucional permanente (ver figuras 10 y 11).

Figuras 10. Indicadores de vulnerabilidad institucional con falta de oportunidades laborales y trabajo informal.



Figuras 11. Participación femenina en el campo laboral.



Fuente: elaboración propia.

4. Nodo de violencia y desplazamiento

Otros datos relevantes tienen que ver con la migración forzada donde la inseguridad delictiva y la violencia como causas directas de emigración en municipios como Rincón Chamula San Pedro (10%) y Tapachula (20.6%) (INEGI, 2021). En este mismo tenor, el modelo tecnológico digital en convergencia con la zemiología, permite observar cómo el Estado ha sido omiso en atender temas que corresponden a protección civil, lo cual se advierte porque el Programa Regional de Desarrollo (PRD) reconoce las carencias pero las aborda como “riesgos naturales”, omitiendo la responsabilidad estatal en la precariedad del hábitat.

Discusión

El giro tecnológico: de la vigilancia del delito a la visibilización del daño

A partir de la información desarrollada, se advierte la posibilidad de redirigir el uso hegemónico de la tecnología digital hacia una propuesta zemiológica disruptiva. Mientras que la IA en la criminología convencional ha operado predominantemente bajo la lógica de la predicción del delito (*predictive policing*) para pronosticar conductas individuales tipificadas como ilícitos (Chan, y Bennett Moses, 2024), el presente estudio sostiene que esta herramienta puede ser reconvertida en un instrumento de auditoría de actos de autoridad.

Luego entonces, la función de la IA no tendría fines de vigilancia punitiva, sino la visibilización de omisiones, abusos y negligencias institucionales que el derecho tradicional suele ignorar. Mientras la criminología convencional cuenta con infracciones legales (Rigano, 2019), la zemiología algorítmica permitiría medir las “lesiones sistémicas” provocadas por estructuras que, aunque operen bajo la legalidad, generan sufrimientos crónicos y masivos y, a partir de ello, producir resultados concretos que permitan estimar la reparación del daño y subsanar aquello que sea necesario para terminar o disminuir la dañosidad.

De esta manera, se construye un diseño metodológico piloto asistido por la IA cuyo algoritmo zemiológico sea viable de aplicarse con sus respectivos ajustes o adaptaciones al fenómeno social, para cualquier caso o personas en situación de vulnerabilidad (Malik *et al.* 2022; Elias, 2024). Desde luego que esto implica un proceso de curaduría de las fuentes de primera mano y al mismo tiempo determinar las variables para, a través de ello, obtener los datos estadísticos de dañosidad.

Variables zemiológicas: clave para el modelo algorítmico

La propuesta del algoritmo zemiológico (Z) no es una mera operación aritmética neutral, pero sí consigue subrayar de manera gráfica los daños que histórica y sistemáticamente han sido ocultados por el Estado, en este caso, el

mexicano. Por consiguiente, la asignación de los pesos relativos (W_i) responde a la necesidad de resaltar la “dañosidad de larga data” y su ejemplo como persistencia transgeneracional en los Altos de Chiapas. Así entonces, esto puede calcularse en diferentes Nodos de daño social, las cuales se mencionan a continuación (ver tabla 1):

Nodo territorial y el desplazamiento (V_1, V_2)

El peso asignado al Índice de Despojo ($W_1 = 0.15$) y a la Tasa de Desplazamiento Forzado Interno ($W_2 = 0.20$) ilustra que la pérdida territorial, es el detrimento de origen que fractura el proyecto de vida indígena.

Esto puede respaldarse bajo el criterio jurídico establecido por Cançado Trindade (2012) quien argumentó que el caso de las comunidades indígenas, su destino, autorrealización y supervivencia cultural están ontológicamente vinculados a un territorio específico. De tal manera, los resultados indican que el colapso del sector minero en el siglo XVI y la privatización de tierras en el XIX, no fueron el resultado de eventos aislados, sino que en realidad fueron la génesis de una dependencia estructural que hoy en día se hace presente en desplazamientos masivos como se ha visto en municipios como Chalchihuitán y Chenalhó.

En consecuencia, el algoritmo del desplazamiento forzado es la variable con mayor peso (0.20) debido a que sustenta una ruptura completa con la base material de la vida y estructura comunitaria. Este hallazgo es el producto de mapear relaciones de causalidad entre el paramilitarismo y el desplazamiento forzado mediante el procesamiento de informes de derechos humanos. Los resultados actúan como una propuesta técnica para sustentar una justicia restaurativa que priorice el retorno seguro y el cese de la impunidad institucional detectada por el algoritmo.

Nodo biológico: el cuerpo como registro del daño (V_3, V_4)

La Prevalencia de Estatura/Edad (V_3) y la Mortalidad Materna (V_4) funcionan como evidencias medibles de la omisión estatal sistémica. Paralelamente, al ponderar la desnutrición crónica con un 0.12 , el modelo indica que el daño biológico -como el 38.3% de desnutrición en niños menores de cinco años- genera un impacto en el desarrollo cognitivo de forma irreversible que frena el libre desarrollo de la personalidad (Victoria *et al.*, 2008). A su vez, la mortalidad materna, clasificada zemiológicamente como “homicidio por omisión”, respalda la discriminación estructural en torno al acceso a servicios de salud que afecta al 66.1% de la población actual.

Estos resultados se derivan de la triangulación algorítmica entre la mortalidad histórica y las brechas actuales de salud, facilitando que la validación humana identifique una administración de la precariedad. Tal propuesta técnica sostiene la exigencia de una reparación integral centrada en el resarcimiento del daño inducido por la negligencia institucional acumulada.

Nodo educativo y monolingüismo (V_5 , V_6)

En este rubro, el analfabetismo estructural (51.5% en adultos mayores) y el Monolingüismo (V_6) son variables que el algoritmo procesa para medir la exclusión de la palabra escrita e indefensión jurídica. Con un peso común de 0.15, estas variables indican que el daño no es exclusivamente físico, sino que va de la mano de lo cognitivo y comunicativo (Sen, 1999), lo cual impide que los integrantes de los pueblos indígenas, por ejemplo, consigan denunciar crímenes o defender sus derechos humanos en un sistema que opera primordialmente en español (Sierra, 2004).

Mediante el análisis de grafos de conocimiento, este nodo traduce el analfabetismo y el monolingüismo forzado en potenciales indicadores de ruptura del proyecto de vida. La supervisión ética busca que esta métrica sirva como base científica para restaurar el derecho a la autorrealización y la defensa jurídica de los pueblos originarios.

Nodo de violencia e institucionalidad (V_7 - V_{10})

Por último, el Índice de Paramilitarismo (V_7) (Speed, 2008) y el Matrimonio Infantil (V_8) (Comisión Interamericana de Derechos Humanos [CIDH], 2019) resaltan las formas de violencia que han sido “normalizadas” o justificadas bajo la anuencia de los gobiernos locales. El algoritmo zemiológico integra dichas variables para demostrar que la violencia de género y la inseguridad delictiva (causante, entre otras cosas, de la emigración en municipios como Tapachula) son el resultado directo de una impunidad jurídica y falla sistémica (V_{10}) donde la mayoría de los casos carecen de sentencia firme.

El algoritmo se generó al mapear la relación entre la inseguridad y la impunidad jurídica, convirtiendo la ausencia de sentencias en una evidencia técnica de falencia estructural procesable. Estos resultados actúan como una auditoría de la autoridad que legitima la exigencia de una justicia restaurativa frente al abandono estatal y la desprotección institucional detectada.

La conversión de lo cualitativo en evidencia técnica

Los beneficios y potencial de la propuesta se fundamentan en que la IA, a través del PLN y LLM, consigue “convertir” o “traducir” relatos cualitativos o testimonios históricos (información de larga data) en valores numéricos. En contraste con el derecho penal que ubica tales narrativas como una “queja subjetiva”, en cambio para el modelo Z es un nodo de evidencia medible que coadyuva a mapear la causalidad compleja. Luego entonces, el algoritmo zemiológico consigue:

- Identificar tendencias de deterioro social que han durado siglos.
- Auditar las omisiones estatales en los hechos y contrastarlos en la continuidad del tiempo.
- Proveer una base científica a través de una métrica que siente las bases para la exigencia de una justicia restaurativa y una reparación integral de daños.

Tabla 2. Cuadro comparativo con el modelo propuesto que integra 10 variables críticas divididas en cuatro dimensiones, ponderadas según su impacto en la reproducción intergeneracional del daño.

Nodo de Daño Social	Variable (Vi)	Definición Zemiológica y Técnica	Peso (Wi)	Fuente de Datos / Instrumento
1. Salud y Cuerpo	V3: Prev. Estatura/Edad	Lesión biológica por desnutrición crónica en menores de 5 años.	0.12	PLN sobre reportes de CONEVAL e INEGI.
	V4: Mortalidad Materna	Discriminación estructural y omisión en el acceso a salud reproductiva.	0.08	Análisis de registros de mortalidad y Secretaría de Salud.
2. Conocimiento y Proyecto de Vida	V5: Analfabetismo Estructural	Limitación de la autorrealización y capacidad de defensa jurídica.	0.10	Grafos de Conocimiento y Encuestas Intercensales.
	V6:	Exclusión comunicativa e indefensión por falta de traductores en el sistema legal.	0.05	PLN sobre archivos educativos e indicadores indígenas.
3. Economía y Territorio	V1: Índice de Despojo	Fractura de la base material de vida por pérdida de tierras comunales.	0.15	Ingesta de registros de la Real Caja e informes agrarios.
	V9: Rezago en Servicios	Precariedad del hábitat y omisión estatal en infraestructura básica (agua, drenaje).	0.05	Censos de Población y Vivienda (INEGI) y CONEVAL.
4. Violencia y	V2: Tasa de DFI	Daño por desplazamiento forzado interno y ruptura del tejido comunitario.	0.20	Grafos de Conocimiento sobre reportes de Frayba y CNDH.
	V7:	Presencia de grupos civiles armados que fracturan la seguridad comunitaria.	0.15	Reportes del Centro Frayba y testimonios cualitativos.
	V8: Matrimonio Infantil	Daño a la intimidad y normalización de sistemas de servidumbre.	0.07	Investigaciones de campo y registros de salud.
	V10: Impunidad Jurídica	Falencia sistémica por ausencia de respuesta estatal efectiva ante la violencia.	0.03	Análisis de registros judiciales y reportes de impunidad.
TOTAL	Suma Ponderada del Algoritmo Z		1.00	

Consecuentemente, el algoritmo zemiológico (Z) se calcularía mediante la suma ponderada de estas variables, donde un valor cercano a 1 indica una situación de daño social absoluto o “zona de sacrificio social”, de lo cual se obtuvo la siguiente fórmula $Z = \sum_{i=1}^{10} (V_i \cdot W_i)$.

Es así como el modelo propuesto, posibilita identificar el daño como ha sido observado en el caso de los Altos de Chiapas, lo cual ayuda a entender que su detrimento no es el resultado de actividades criminales individuales,

sino de la omisión del Estado y la explotación económica. Por ejemplo, una alta puntuación en V_2 (desplazamiento) y V_7 (paramilitarismo) combinada con V_3 (desnutrición) produce una sinergia de daño que obstaculiza cualquier posibilidad de desarrollo humano digno.

La sistematización de la evidencia: fuentes de primera mano y daño colectivo

Como se puede notar, el uso de fuentes de primera mano faculta que el algoritmo zemiológico no sea una abstracción, sino una lectura de la realidad material de los pueblos de los Altos de Chiapas mediante el PLN y LLM. Al agregar datos sobre carencias económicas (como el 59.8% de pobreza laboral) y la explotación histórica documentada por De Vos (1993), la IA consigue cuantificar y medir el daño en entes colectivos que la justicia penal omite en su reduccionismo para señalar un solo culpable, es decir, de forma individual.

El modelo Z hace evidente la ausencia de infraestructura hídrica, lo que a su vez deriva en un consumo de 821 litros anuales de refresco y que se entiende que no se trata de un “hábito cultural”, sino de un daño inducido por el mercado y la omisión estatal. Esto se comprende como una “violencia sistémica” y ahora es posible medirlo con la implementación de la IA asociada con el nodo de salud y la desprotección institucional permanente, lo cual expone que la vulnerabilidad de los pueblos originarios es el resultado de actos de autoridad y no de un estado natural.

Conclusiones

Derivado del desarrollo del presente artículo, se advierte que es posible transitar de una crítica teórica a un modelo prototipo flexible, ajustable y aplicable en su proceso constructivo a otros fenómenos sociales equiparables para la visibilización del daño social con un modelo algorítmico. Así, mediante el análisis del algoritmo zemiológico generado por la IA, se sostienen consideraciones que se mencionan a continuación.

Por una parte, es notable que la IA puede ser viable como herramienta de justicia que coadyuve a visibilizar el daño y no necesariamente de vigilancia si se admite el uso del PLN, LLM y los GC, con lo que se invita al uso de la tecnología digital por su capacidad de convertirse en una “lente de alta resolución” para auditar las omisiones del Estado.

Cabe aclarar que para llevarlo a cabo, es indispensable que se dé bajo la supervisión o validación humana (*Human-in-the-loop*) constante junto con un marco ético riguroso, esto para que el algoritmo zemiológico evite la estigmatización y permita que los relatos cualitativos, en este caso el de los pueblos originarios, se traduzcan en evidencia técnica que ofrezca una aproximación inicial.

En la misma medida, la cuantificación de la “violencia sistémica” -como se intentó identificar en Chiapas para probar el uso del algoritmo zemiológico- genera resultados que permiten comprender que la marginación no es un estado

natural, sino un producto histórico-social. La acumulación estratigráfica de daños, desde el despojo colonial hasta la actual precariedad laboral del 59.8%, señala un *continuum* de dañosidad que el Estado ha mantenido de manera sistemática.

Es así como se propone implementar la eficacia del algoritmo zemiológico bajo la implementación de la fórmula $Z = \sum_{i=1}^{10} (V_i \cdot W_i)$. Con base en esta, es factible mapear “zonas de sacrificio social” con una considerable precisión cuyos índices de pobreza tradicionales no suelen identificar. Al ponderar variables como el desplazamiento forzado (V_2) y la mortalidad materna (V_4), el modelo propuesto dota de una base científica importante para demandar no sólo asistencia, sino una reparación integral y sistémica.

Por último, es importante señalar que el algoritmo zemiológico y la solución técnica como fórmula, no puede ser aplicada a cualquier ente colectivo y con base en ello obtener el estimado de dañosidad, ya que si bien al principio se sostenía que el daño puede entenderse como algo inherente a la naturaleza humana, esto no significa que el modelo Z sea considerado como una fórmula universal, ya que para lograrlo se requieren de identificar las variables, características y circunstancias propias de cada comunidad en situación de vulnerabilidad.

Para hacer énfasis en las limitaciones de prototipo algorítmico, cabe reconocer que en efecto existe una dependencia de prompts, es factible la existencia de un sesgo del modelo, sin soslayar que no puede darse una replicabilidad absoluta en todos los casos de pueblos originarios no se da de manera automática para comunidades en situación de vulnerabilidad, ya que también se hace uso de fuentes abiertas, sin soslayar la ausencia de contraste externo precisamente por su carácter de modelo piloto.

En cambio, si bien es cierto no es factible hablar de replicabilidad automática, sí es dable desprender que la estructura compositiva y el proceso cuidadoso para la creación del algoritmo zemiológico con las aristas que le corresponden en su arquitectura, sí puede utilizarse como modelo prototipo flexible, ajustable y aplicable a otros fenómenos sociales equiparables, es decir a otros grupos en condiciones de vulnerabilidad, de modo que al mismo tiempo puede sentar las bases científicas para crear programas informáticos o aplicaciones más elaboradas y complejas para medir la dañosidad.

En tanto que logre los resultados esperados, éstos pueden ser útiles como elementos sólidos que conduzcan a una justicia restaurativa y reparación integral, todo lo cual, a su vez, permite abrir nuevas líneas de investigación sobre todo tratándose de grupos en situación de vulnerabilidad. De forma paralela, se identificaron como limitaciones, la falta de una replicabilidad automática y los propios sesgos que al tener elementos cualitativos como objeto de estudio, suelen hacerse presentes en las ciencias sociales y humanidades.

Declaración de contribución de autoría CRediT

José Enrique Delgado López: Contribución realizada al artículo: Conceptualización, curación de datos, investigación, metodología, visualización, redacción: borrador original – Preparación, creación y/o presentación del trabajo publicado, específicamente la redacción del borrador inicial (incluyendo la traducción sustantiva), redacción (revisión y edición).

Agradecimiento

A la Universidad Nacional Rosario Castellanos por su apoyo en la realización de este artículo

Declaración de conflictos de interés

Los autores declaran no tener ningún conflicto de intereses.

Referencias

1. Aebi, M. F. (2004). Crítica y contracrítica de la Criminología crítica: Una respuesta a Elena Larrauri. *Programma: Revista de la Facultad de Derecho y Ciencias Políticas*, (2), 127-158.
2. Ariai, F., y Demartini, G. (2024). *Natural Language Processing for the Legal Domain: A Survey of Tasks, Datasets, Models, and Challenges*.
3. Baratta, A. (2004). *Criminología crítica y crítica del derecho penal: Introducción a la sociología jurídico-penal* (1ra ed.). Siglo XXI Editores.
4. Bentley, S. V., Naughtin, C. K., McGrath, M. J., Irons, J. L., y Cooper, P. S. (2024). The digital divide in action: How experiences of digital technology shape future relationships with artificial intelligence. *AI and Ethics*, 4(4), 901–915. <https://doi.org/10.1007/s43681-024-00452-3>
5. Berk, R. (2019). *Machine Learning Risk Assessments in Criminal Justice Settings*. Springer.
6. Campedelli, G. M. (2022). *Machine learning for criminology and crime research: At the crossroads*. Routledge.
7. Cançado, A. A. (2012). *El daño al proyecto de vida en la jurisprudencia de la Corte Interamericana de Derechos Humanos*. Corte IDH.
8. Canning, V., y Tombs, S. (2021). *From Social Harm to Zemiology: A Critical Introduction*. Routledge.
9. Centro de Derechos Humanos Fray Bartolomé de Las Casas [Frayba]. (2023). *Chiapas: un desastre, entre la violencia criminal y la impunidad estatal*. Informe Anual de Derechos Humanos.
10. Clamp, K. (2025). *Unlocking the full potential of restorative justice: Lessons for a thicker peace in Colombia's transitional justice framework*. Instituto CAPAZ.
11. Comisión Interamericana de Derechos Humanos. (2019). *Matrimonio infantil y uniones tempranas en las Américas*. Organización de los Estados Americanos.

12. Comisión Nacional de los Derechos Humanos. (2018). *Recomendación No. 53/2018. Sobre el caso del desplazamiento forzado interno en agravio de personas de diversas comunidades de los municipios de Chalchihuitán y Chenalhó, en el estado de Chiapas*. https://www.cndh.org.mx/sites/default/files/documentos/2019-05/Rec_2018_053.pdf
13. Consejo Nacional de Evaluación de la Política de Desarrollo Social. (2023). *Medición multidimensional de la pobreza en México 2022*. https://www.coneval.org.mx/Medicion/MP/Paginas/Pobreza_2022.aspx
14. Cormen, T. H., Leiserson, C. E., Rivest, R. L., y Stein, C. (2022). *Introduction to Algorithms* (4.^a ed.). MIT Press.
15. Corte Interamericana de Derechos Humanos [CoIDH]. (1998). *Caso Loayza Tamayo Vs. Perú. Reparaciones y Costas*. Sentencia de 27 de noviembre de 1998. Serie C No. 42.
16. Crotoft, R., Kaminski, M. E., y Price, W. N. (2023). Humans in the Loop. *Duke Law Journal*, 73(1), 1-84. <https://scholar.law.colorado.edu/faculty-articles/2586/>
17. Chan, J. y Bennett Moses, L. (2024). *Is Big Data Changing Criminology?*. Theoretical Criminology.
18. De Vos, J. (1993). *Vivir en frontera: La experiencia de los indios de Chiapas en la época colonial*. Centro de Investigaciones y Estudios Superiores en Antropología Social.
19. Delgado, J. E. (2025). Los retos de la Criminología más allá del Derecho penal. *Revista Diké, Irene y Eunomía*, 1(1), 121-139. <https://doi.org/10.36151/RDIE.2025.1.1.07>
20. Díez-Picazo, L. (1999). *Derecho de daños*. Civitas.
21. Eglash, A. (1958). Creative restitution: Its roots in psychiatry, religion and law. *British Journal of Delinquency*, 10(1), 619-623.
22. Elias, J. (2024). Towards a digital zemiology. *Justice, Power and Resistance*, 8(1), 1–17. <https://doi.org/10.1332/26352338Y20240000000014>
23. Google. (2026). *Gemini* (Versión Gemini 3 Flash) [Modelo de lenguaje extenso]. <https://gemini.google.com/>
24. Hart, M., Bavin, K., & Lynes, A. (2025). Artificial Intelligence, Capitalism, and the Logic of Harm: Toward a Critical Criminology of AI. *Critical Criminology*, 33, 513–532. <https://doi.org/10.1007/s10612-025-09837-0>

25. Hayward, K. J., & Maas, M. M. (2021). Artificial intelligence and crime: A primer for criminologists. *Crime, Media, Culture*, 17(2), 209-233. <https://doi.org/10.1177/1741659020917434>.
26. Hickman, L., Thapa, S., Tay, L., Cao, M., & Srinivasan, P. (2022). Text Analytics in Inductive Research: Applications and Methods. *Organizational Research Methods*, 25(4), 729-758. <https://doi.org/10.1177/1094428120971683>.
27. Hillyard, P., y Tombs, S. (2004). Beyond Criminology? En P. Hillyard, C. Pantazis, S. Tombs, & D. Gordon (Eds.), *Beyond Criminology: Taking Social Harm Seriously* (pp. 10-29). Pluto Press.
28. Instituto Nacional de Estadística y Geografía. (1990). *XI Censo General de Población y Vivienda 1990*. INEGI.
29. Instituto Nacional de Estadística y Geografía [INEGI]. (1993). *La población hablante de lengua indígena en Chiapas: XI Censo General de Población y Vivienda, 1990*. INEGI.
30. Instituto Nacional de Estadística y Geografía [INEGI]. (2021). *Censo de Población y Vivienda 2020: Resultados para el Estado de Chiapas*. INEGI.
31. Kelleher, J. D., y Tierney, B. (2018). *Data Science*. MIT Press.
32. Lazer, D. M. J., Pentland, A., Watts, D. J., Aral, S., Athey, S., Contractor, N., Freelon, D., González-Bailón, S., King, G., Margetts, H., Nelson, A., Salganik, M. J., Strohmaier, M., Vespignani, A., & Wagner, C. (2020). Computational social science: Obstacles and opportunities. *Science*, 369(6507), 1060–1062. <https://doi.org/10.1126/science.aaz8170>
33. Lerner, S. (2010). *Sacrifice Zones: The Front Lines of Toxic Exposure in the United States*. MIT Press.
34. López, A. y Morales, H. (2019). *Consumo de refrescos y salud en los Altos de Chiapas*. Editorial Universitaria.
35. Ma, Y., y Maas, M. M. (2025). *Artificial Intelligence, Capitalism, and the Logic of Harm: Toward a Critical Criminology of AI*. *Journal of Critical Criminology*.
36. Malik, H. M., Viljanen, M., Lepinkäinen, N., & Alvesalo-Kuusi, A. (2022). Dynamics of social harms in an algorithmic context. *International Journal for Crime, Justice and Social Democracy*, 11(1), 182–195. <https://doi.org/10.5204/ijcjsd.2141>
37. Matthews, R. (2014). *Realist Criminology*. Palgrave Macmillan.

38. Meijer, A., & Wessels, M. (2021). *Predictive Policing: Before, During, and After. A Review and Agenda for Socially Responsible Algorithms*.
39. Pan, J. Z., et al. (2024). *Knowledge Graph|s and Large Language Models: A Synergy for Explainable AI*.
40. Pemberton, S. (2015). *Harmful Societies: Understanding Social Harm*. Policy Press.
41. *Programa Regional de Desarrollo: Región V Altos Tsotsil-Tseltal*. Gobierno del Estado de Chiapas. https://www.haciendachiapas.gob.mx/planeacion/Informacion/Programas-Regionales/programas/Region_V_Altos.pdf
42. Registro Agrario Nacional. (2026). *Archivo Agrario Nacional: Expedientes de Dotación y Reconocimiento de Bienes Comunales (Estado de Chiapas)*. Secretaría de Desarrollo Agrario, Territorial y Urbano. <https://www.gob.mx/ran/acciones-y-programas/archivo-agrario-nacional-8041>
43. Rigano, C. (2019). *Using Artificial Intelligence to Address Justice System Challenges*. National Institute of Justice (NIJ).
44. Roxin, C. (2006). *Derecho Penal. Parte General. Tomo I: Fundamentos. La Estructura de la Teoría del Delito*. Civitas.
45. Salganik, M. J. (2019). *Bit by Bit: Social Research in the Digital Age*. Princeton University Press.
46. Secretaría de Salud del Estado de Chiapas. (2024). *Informes de salud y gestión institucional*. Gobierno del Estado de Chiapas. (Salud Pública / Datos Regionales / Chiapas).
47. Sen, A. (1999). *Development as Freedom*. Oxford University Press.
48. Sierra, M. T. (2004). *Haciendo justicia: interlegalidad, derecho y género en regiones indígenas*. Centro de Investigaciones y Estudios Superiores en Antropología Social.
49. Speed, S. (2008). *Rights in Rebellion: Indigenous Struggle and Human Rights in Chiapas*. Stanford University Press.
50. Svampa, M. (2019). *Las fronteras del neoextractivismo en América Latina: Conflictos socioambientales, giro ecoterritorial y nuevas dependencias*. Bielefeld University Press.
51. Svampa, M., y Viale, E. (2020). *El colapso ecológico ya llegó: Una lectura desde el Sur*. Siglo XXI Editores.

52. Tomašev, N., Cornebise, J., Hutter, F., Mohamed, S., Mostafavi, S., Robinson, P., Saria, S., Shen, K., Clopath, C., King, D., Hassabis, D., Ritchie, H., & Clune, J. (2020). AI for social good: Unlocking the opportunity. *Nature Communications*, 11(1), Artículo 2426. <https://doi.org/10.1038/s41467-020-15871-z>
53. Tong, M. (2025). The new actor: Artificial intelligence in criminology and criminal justice. *Criminology, Criminal Justice, Law & Society*, 26(2), 12–22. <https://scholasticahq.com/criminology-criminal-justice-law-society/>
54. Törnberg, P. (2024). *The Case for a 'Recursive' Computational Social Science: Large Language Models as Social Instruments*. Computational Social Science Review.
55. Viale, E. (2014). Agronegocio, extractivismo y derecho: El Principio Precautorio al revés. En D. Melón (Coord.), *La Patria Sojera: El modelo agrosojero en el Cono Sur* (pp. 49–57). Facultad de Periodismo y Comunicación Social, Universidad Nacional de La Plata. https://aadeaa.org/wp-content/uploads/2022/01/La_Patria_Sojera_El_modelo_agrosojero_en.pdf
56. Victora, C. G., Adair, L., Fall, C., Hallal, P. C., Martorell, R., Richter, L., & Sachdev, H. S. (2008). Maternal and child undernutrition: consequences for adult health and human capital. *The Lancet*, 371(9609), 340–357. [https://doi.org/10.1016/S0140-6736\(07\)61692-4](https://doi.org/10.1016/S0140-6736(07)61692-4)
57. Vogl, G. (1959). *La población de Chiapas: Desde la conquista hasta el presente*. Universidad Nacional Autónoma de México.
58. Wang, H., Fu, T., Du, Y., Gao, W., Huang, K., Liu, Z., Chandak, P., Liu, Q., Van Katwyk, B., Deac, A., Anandkumar, A., Marinka, C., Gomes, C. P., Leskovec, J., Franceschi, M., Sun, J., y Coley, C. W. (2023). Scientific AI is set to change how we do science. *Nature*, 620(7972), 47–60. <https://doi.org/10.1038/s41586-023-06221-2>
59. Young, J., y Matthews, R. (1993). *Rethinking criminology: The realist debate*. SAGE Publications.
60. Zehr, H. (1990). *Changing Lenses: A New Focus for Crime and Justice*. Herald Press.
61. Ziems, C., Shaikh, O. A., Manning, C. D., Soni, S., & Ji, Y. (2024). Can Large Language Models Transform Computational Social Science? *Computational Linguistics*, 50(1), 237–291. <https://doi.org/10.1126/science.aaz8170>