TAREA DE APRENDIZAJE



Es aprendizaje supervisado, porque contamos con opiniones ciudadanas previamente etiquetadas según los Objetivos de Desarrollo Sostenible (ODS 1, 3 y 4). Con esos ejemplos se entrena el modelo para que aprenda a clasificar nuevas opiniones.

El modelo predice a qué ODS pertenece una opinión ciudadana en lenguaje natural. En este caso, puede ser: - Fin de la pobreza (ODS 1) - Salud y bienestar (ODS 3) - Educación de calidad (ODS 4)

El modelo, al recibir un nuevo texto de opinión, devuelve una de las siguientes clases: Clase 1: Opinión relacionada con pobreza Clase 2: Opinión relacionada con salud Clase 3: Opinión relacionada con educación Además, el modelo puede generar probabilidades de pertenencia a cada clase, lo que permite interpretar con qué confianza se hace la predicción. Los resultados se obtienen de manera inmediata al ingresar una nueva opinión en la aplicación web o móvil, es decir, en tiempo real o segundos después. Esto se debe a que el modelo ya ha sido entrenado previamente y solo necesita aplicar su conocimiento al texto entrante.



Los resultados del modelo (la clasificación de una opinión ciudadana en alguno de los ODS 1.3 o 4) se convierten en recomendaciones y decisiones procesables de la siguiente forma: - El modelo identifica automáticamente si la opinión está relacionada con pobreza, salud o educación. Esto permite organizar grandes volúmenes de información ciudadana en categorías claras. - Si el sistema detecta que la mayoría de las opiniones en un territorio están vinculadas. por ejemplo, con ODS 3 (salud y bienestar), la entidad puede orientar sus recursos y políticas públicas hacia reforzar este sector.

- Los resultados se pueden agrupar por región, población o tema, para que los tomadores de decisiones visualicen dónde hay más necesidades. Esto



VALOR

Los habitantes y comunidades locales que participan en los procesos de planificación territorial son los beneficiarios, porque sus opiniones se transforman en insumos concretos para la toma de decisiones. De forma indirecta, también se benefician los tomadores de decisiones en políticas públicas (gobiernos locales, entidades internacionales como el UNFPA y otras agencias vinculadas a la Agenda 200).

El proyecto está impulsado en el marco de la Organización de las Naciones Unidas (ONU), a través del Fondo de Población de las Naciones Unidas (UNFPA).

Los problemas que se abordan son: - La dificultad de analizar grandes volúmenes de información textual provenientes de la ciudadanía. La falta de capacidad técnica y tiempo para clasificar manualmente las opiniones



FUENTES DE DATOS

Las fuentes de datos que se utilizan son opiniones ciudadanas en lenguaje natural recolectadas a través de procesos de participación comunitaria. Datos provenientes de encuestas, talleres, foros y plataformas digitales vinculadas a la planificación territorial. Textos recopilados de redes sociales o portales oficiales de consulta ciudadana, siempre que sean autorizados y pertinentes.

Los datos se toman directamente de los habitantes locales que expresan sus problemáticas y necesidades en relación con su entorno. A través de plataformas de recolección de datos implementadas por el UNFPA y entidades colaboradoras, que recopilan y centralizan la información. En la fase de entrenamiento, se usa también corpus de texto etiquetados previamente con relación a los ODS.

Se pueden utilizar para realizar el objetivo del análisis porque estas fuentes contienen el insumo principal como la voz ciudadana, que es la que se desea analizar, clasificar y vincular automáticamente con los ODS 1, 3 y 4. Son datos adecuados porque reflejan de manera directa las preocupaciones reales de la población y permiten a los tomadores de decisiones orientar sus políticas públicas. Es necesario garantizar calidad, representatividad y diversidad lingüística en las fuentes, para que el modelo sea equitativo y generalizable.

facilita identificar tendencias y patrones de problemáticas locales. -Los responsables de políticas públicas reciben información procesada y organizada, lo que reduce el tiempo y costo de análisis manual. Las opiniones ciudadanas se transforman en insumos objetivos que permiten tomar acciones estratégicas alineadas con los ODS. - El sistema también puede mostrar a los usuarios cómo su aporte se conecta con un ODS concreto, aumentando la transparencia y la participación activa.

según los ODS. - La necesidad de vincular la voz ciudadana a decisiones de política pública de forma más rápida, objetiva y alineada con la Agenda 2030.

Los riesgos que puede tener el beneficiario el uso del modelo son: - Una opinión mal categorizada puede desviar la atención de una necesidad real. - Si el modelo se entrena con datos sesgados, las comunidades menos representadas pueden quedar invisibilizadas. - Confiar solo en el modelo sin validación humana puede llevar a políticas públicas incompletas o equivocadas. – Si la gente percibe que su opinión no se refleja correctamente en los resultados, puede desmotivarse a participar en procesos de consulta.



Se requiere un modelo principal de clasificación de texto, entrenado para asignar opiniones a los ODS 1, 3 y 4. Adicionalmente, pueden

INGENIERÍA DE CARACTERÍSTICAS

Como se trata de un modelo de procesamiento de lenguaje natural, las principales características provienen del texto de las opiniones ciudadanas: - Palabras y frases clave relacionadas con los ODS 1, 3 y



Valores de costo/beneficio de las decisiones correctas e incorrectas: - Si tenemos decisiones correctas, se logra asignar adecuadamente las opiniones ciudadanas al ODS correspondiente, lo que permite a las instituciones priorizar recursos de forma eficiente. Se ahorra tiempo y recursos en



El modelo se utiliza principalmente en tiempo real, ya que al ingresar una nueva opinión en la aplicación web o móvil, análisis manual, se aumenta la confianza en los procesos participativos y se mejora la capacidad de respuesta.

- Si tenemos decisiones incorrectas, una opinión mal clasificada puede desviar la atención de una problemática urgente. Por ejemplo, si una necesidad de educación se clasifica como salud, se asignan recursos de manera ineficiente. Se disminuye la efectividad de las políticas públicas y puede generar desconfianza en la ciudadanía. En general, el beneficio de una clasificación correcta supera ampliamente el costo de un error individual, siempre que la tasa de errores sea baja y exista posibilidad de corrección o reentrenamiento. Como criterios de éxito del modelo para su posterior despliegue tenemos: -Precisión y recall altos en la clasificación de opiniones, especialmente en contextos donde hay más desequilibrio entre categorías. - Capacidad de mostrar qué palabras o frases influyen en la clasificación, para validar que las decisiones sean comprensibles y confiables. - Que el modelo funcione de manera eficiente al procesar grandes volúmenes de texto en tiempo real. - El modelo debe poder reentrenarse con nuevas opiniones para adaptarse a cambios en la forma en que se expresan los ciudadanos. Respecto a las restricciones de equidad, es necesario garantizar que el modelo no discrimine opiniones por factores como región, nivel educativo o forma de escritura como errores ortográficos o dialectos locales. Todas las opiniones deben tener el mismo valor y posibilidad de ser clasificadas correctamente, independientemente del estilo del lenguaje. Se deben implementar mecanismos de monitoreo para detectar sesgos en el entrenamiento

esta se clasifica automáticamente en uno de los ODS. Sin embargo, también puede ejecutarse en modo por lotes para analizar grandes volúmenes de opiniones históricas o recolectadas en procesos participativos específicos.

Cada vez que un ciudadano envía una opinión, el modelo la clasifica de inmediato. Las instituciones pueden correr análisis globales de manera semanal o mensual, para obtener reportes consolidados de tendencias y prioridades en torno a los ODS. Se recomienda hacerlo de manera periódica, para incorporar nuevas expresiones lingüísticas, jerga local o cambios en la forma en que la ciudadanía expresa sus necesidades.

construirse modelos auxiliares para análisis de palabras clave o temas emergentes y otro para detección de calidad o spam en los textos para filtrar opiniones no relevantes.

El modelo debe reentrenarse de manera periódica para incorporar nuevas opiniones y adaptarse a cambios en el lenguaje de la ciudadanía. También puede actualizarse de forma continua bajo demanda, si se detecta que su precisión baja o que aparecen sesgos.

Para la primera versión del modelo, se puede estimar un tiempo de 1 a 2 semanas, considerando: - Recolección y limpieza de datos: 5 días - Ingeniería de características y vectorización de textos: 5 días - Entrenamiento del modelo y ajustes: 2 días. - Evaluación y validación cruzada: 2 días

4. - Representaciones vectoriales del texto, como TF-IDF que mide la relevancia de las palabras en cada opinión y embeddings de palabras o frases para capturar significado semántico. - Longitud del texto. - Frecuencia de categorías gramaticales. - Sentimiento del texto, que puede influir en cómo se percibe la problemática.

Agregaciones o transformaciones que se aplican a las fuentes de datos originales son: - Limpieza y normalización de texto como conversión a minúsculas, eliminación de tildes, signos de puntuación y caracteres especiales y eliminación de palabras vacías como "el", "la", "de", etc. – Tokenización para dividir el texto en palabras o frases. -Lematización o stemming para reducción de palabras a su forma base. – Vectorización para transformar el texto en representaciones numéricas. - Agregaciones en análisis por lotes como conteo de opiniones por ODS, análisis de tendencias temporales. Detección de n-gramas para identificar combinaciones frecuentes de palabras como "salud pública", "acceso a educación", "reducción de pobreza".