# TAREA DE APRENDIZAJE



Aprendizaje supervisado. Se predice la clasificación de opiniones ciudadanas en texto en uno de tres ODS: ODS 1 (Fin de la pobreza), ODS 3 (Salud y bienestar), o ODS 4 (Educación de calidad).

Los posibles resultados son:

- Clasificación en una de las 3 clases de ODS (1, 3, 4)
- Probabilidades de pertenencia a cada clase
- Identificación de características textuales más relevantes por clase (palabras clave con mayor peso en el modelo)
- Detección de patrones lingüísticos asociados a cada ODS

Los resultados se observan inmediatamente después del entrenamiento mediante validación cruzada estratificada y se evalúan usando métricas FI-weighted.

#### **DECISIONES**



Las predicciones del modelo se transforman en decisiones procesables mediante:

- Clasificación automática: Cada opinión ciudadana se asigna automáticamente al ODS más relevante (1, 3, o 4)
- Priorización de recursos: Las organizaciones pueden enfocar recursos humanos y financieros en las problemáticas más frecuentes por ODS
- Análisis de tendencias: Seguimiento temporal de cómo evolucionan las preocupaciones ciudadanas por ODS
- Asignación de equipos: Derivación automática de opiniones a equipos especializados según el ODS identificado

### PROPUESTA DE VALOR



El beneficiario final es: la UNFPA (Fondo de Población de las Naciones Unidas), entidades gubernamentales, planificadores de políticas públicas y organizaciones de desarrollo sostenible. Se abordan los siguientes problemas específicos:

- Análisis manual intensivo: Clasificación manual de miles de opiniones ciudadanas requiere expertos especializados y tiempo considerable
- Escalabilidad limitada: Dificultad para procesar grandes volúmenes de información textual de participación ciudadana
- Vinculación ODS-ciudadanía: Falta de herramientas automatizadas para relacionar opiniones ciudadanas con objetivos específicos de la Agenda 2030
- Recursos humanos escasos: Necesidad de expertos capaces de relacionar contenidos textuales con ODS de manera consistente y precisa

Los riesgos que puede existir para el beneficiario el uso de este modelo son

- Clasificaciones incorrectas: Asignación errónea de recursos públicos hacia problemáticas no prioritarias
- Sesao de representación: El modelo podría no capturar adecuadamente la diversidad lingüística regional o de grupos poblacionales específicos
- Dependencia tecnológica: Riesgo de pérdida de capacidades de análisis manual si el modelo falla
- Sobre confianza en automatización: Posible reducción de análisis cualitativo profundo por parte de expertos humanos

## **RECOLECCION DE DATOS**



### **FUENTES DE DATOS**



Los datos de entrenamiento vienen del archivo Excel "Datos\_proyecto.xlsx" con textos etiquetados manualmente por expertos, textos en español de opiniones ciudadanas sobre problemáticas territoriales y etiquetas correspondientes a ODS 1, 3, y 4 asignadas por especialistas. Los datos de prueba con el archivo Excel "Datos de prueba\_proyecto.xlsx" con textos sin etiquetar para evaluación final. Los datos provienen de:

- Procesos de participación ciudadana territorial documentados por UNFPA
- Consultas y opiniones ciudadanas recolectadas en procesos de planificación participativa
- Textos pre-etiquetados por expertos en ODS para entrenamiento supervisad

Sí son completamente adecuados porque:

- Contienen opiniones ciudadanas reales sobre problemáticas territoriales
- Están pre-clasificadas por expertos en los ODS objetivo (1, 3, 4)
- Representan el lenguaje natural usado por ciudadanos para expresar problemáticas
- Tienen diversidad en longitud de texto y complejidad temática

## SIMULACIÓN DE **IMPACTO**



Clasificaciones correctas (Beneficios):

- Alto impacto: Orientación eficiente de recursos hacia problemáticas ciudadanas reales
- Ahorro de tiempo: Reducción de tiempo de análisis manual.
- Mejor participación: Mayor capacidad de procesamiento permite incluir más voces ciudadanas en toma de decisiones

Clasificaciones incorrectas (Costos):

- Falsos positivos: Costo medio, recursos asignados a problemáticas menos prioritarias
- Falsos negativos: Costo alto, problemáticas críticas ciudadanas no identificadas con corrección, especialmente en salud (ODS 3)
- Sesgo sistemático: Costo muy alto, grupos poblacionales específicos podrían quedar subrepresentados.

¿Cuáles son los criterios de éxito del modelo para su posterior despliegue?

Basado en los resultados obtenidos:

- Fl-score mínimo
- Consistencia cross-validation
- Balance entre clases: Precisión y Recall balanceados para las 3 clases de ODS.
- Tiempo de respuesta: segundos para clasificación individual
- Interpretabilidad: Capacidad de identificar las 3 palabras más importantes por clase.

¿Existen restricciones de equidad? Sí, identificadas en el análisis

- Distribución de clases: Se observó desbalance en las etiquetas.
- Diversidad lingüística: Evitar sesgo hacia variantes específicas del español.
- Representación geográfica: Asegurar que el modelo funcione bien para diferentes regiones
- Longitud de texto: El modelo debe funcionar tanto para textos cortos como largos (se observó variabilidad significativa)

## APRENDIZAJE (USO DEL MODELO)



¿El uso del modelo es por lotes o en tiempo real? Implementación híbrida:

- Tiempo real
  - Clasificación inmediata de opiniones individuales en aplicación web/móvil
  - Uso del pipeline completo.
  - Respuesta inmediata para usuarios durante procesos participativos activos
- Por lotes:
  - Procesamiento masivo de archivos.
  - Análisis de grandes volúmenes de opiniones históricas.

¿Con qué frecuencia se usa?

- Tiempo real: Continuo durante jornadas de participación ciudadana
- Por lotes: Procesamiento periódico de nuevas opiniones acumuladas
- Reentrenamiento: Periódicamente con nuevas opiniones validadas por expertos

## CONSTRUCCIÓN DE **MODELOS**

evaluados (selección del mejor):

¿Cuándo deben actualizarse?

Naive Bayes



¿Qué variables/características se utilizan en el modelo?

**INGENIERÍA DE** 

**CARACTERISTICAS** 

- Texto limpio: Eliminación de caracteres no alfabéticos
- Normalización: Conversión a minúsculas y eliminación de espacios extra.
- Tokenización: División por espacios en blanco.
- Stemming: Aplicación de stemming para reducir palabras a raíz.
- Stopwords: Eliminación de palabras vacías en español.

¿Qué agregaciones o transformaciones se aplican a las fuentes de datos originales?

- Limpieza de ruido: Remoción de números, símbolos especiales, y puntuación
- Normalización textual: Conversión a minúsculas consistente
- Reducción morfológica: Stemming con PorterStemmer para español
- Filtrado de stopwords: Lista personalizada de palabras vacías españolas
- Vectorización semántica: Transformación TF-IDF que captura importancia relativa de términos
- Reducción dimensional: Limitación a 500 características más informativas
- Balanceo de clases: En Regresión Logística para compensar desbalance.

Características interpretables extraídas:

- Top 3 palabras por ODS: Identificación automática de términos más predictivos.
- Coeficientes de regresión: Pesos que indican importancia de cada término por clase.
- Indicadores negativos: Términos que contraindican pertenencia a cada ODS



¿Cuántos modelos se necesitan? 3 modelos

Regresión Logística

K-Nearest Neighbors

Reentrenamiento completo:

Periodicamente con nuevos

Validación de performance:

Actualización inmediata: Si F1-

score cae por debajo de un

Ajuste de hiperparámetros:

Periodicamente para optimizar

el funcionamiento del modelo.

Periodicamente usando

métricas F1-weighted

rango predefinido.

¿De cuánto tiempo se dispone para generar

el modelo? Si bien el objetivo es cumplir con

empezar a reconocer las falencias y llegar a

iteración inicial de inmediato para poder

un modelo apropiado más rápidamente.

la agenda de 2030, se requiere una

datos etiquetados por expertos



MONITOREO	*	