

# Clasificación de Sexismo en tweets

MIARFID - ALC - Laboratorio 1

Shiyi Cheng - Pablo Segovia Martínez

27 de febrero de 2026

## 1. Introducción

Este proyecto aborda la tarea de detección automática de contenido sexista en publicaciones de redes sociales, utilizando el dataset de la competición EXIST 2025. El objetivo es desarrollar y evaluar diferentes aproximaciones de clasificación binaria (sexista/no sexista) mediante modelos clásicos de machine learning y modelos de lenguaje pre-entrenados con fine-tuning.

## 2. Metodología

### 2.1. Preprocesamiento de Datos

Se han implementado dos versiones de preprocesamiento con mejoras progresivas:

#### 2.1.1. Versión 1 (V1)

- **Tweet Original:** Texto sin modificaciones
- **Text Clean:** Limpieza básica (lowercase, elimina URLs/menciones/hashtags)
- Sin eliminación de stopwords
- Sin manejo de negaciones
- Mantiene acentos españoles
- 13 features de ingeniería

#### 2.1.2. Versión 2 (V2) - Mejoras Implementadas

- **Tweet Original:** Texto sin modificaciones
- **Text Clean Mejorado:**
  - **Eliminación de stopwords:** 313 stopwords del corpus NLTK español
  - **Preservación de negaciones:** Mantiene {no, nunca, jamás, nada, nadie, tampoco, ni, sin}
  - **Marcado de contexto negativo:** Palabras tras negaciones se marcan con NEG\_
  - **Normalización de acentos:** á→a, é→e, ñ→n
  - **Normalización de elongaciones:** "siii" → "sii"

- **Detección de emojis mejorada:** Biblioteca `emoji` (más precisa)
- 16 features de ingeniería (+3 nuevas): `n_caps_words`, `n_elongations`, `n_negations`
- **Reducción de texto:** ~52 % menos palabras en `text_clean` vs V1

**Impacto clave de V2:** La preservación y marcado de negaciones es **crítica** para detección de sexismo, ya que la negación cambia completamente el significado semántico del texto.

## 2.2. Modelos Evaluados

Se ha experimentado con tres familias de modelos:

### 2.2.1. Modelos Clásicos

Modelos de machine learning tradicionales utilizando vectorización TF-IDF y Bag-of-Words:

- Regresión Logística
- Support Vector Machines (LinearSVC, SVC-RBF)
- Árboles de Decisión y Random Forest
- Gradient Boosting y AdaBoost
- Naive Bayes (Multinomial, Complement, Bernoulli)
- K-Nearest Neighbors
- Ensamblados (Voting, Bagging, Stacking)

### 2.2.2. Modelos de Lenguaje Fine-tuned

Modelos transformer pre-entrenados ajustados con LoRA (Low-Rank Adaptation):

- **F2LLM-4B:** Modelo de 4B parámetros especializado en español
- **KaLM:** Modelo multilingüe con soporte para español

### 2.2.3. Modelos Generativos

Modelos grandes de lenguaje evaluados en modo zero-shot e inference con fine-tuning:

- **Ministral-3-8B-Instruct:** Modelo instruccional de 8B parámetros con cuantización FP8

## 3. Resultados

### 3.1. Evolución entre Versiones

Se realizaron dos iteraciones completas del proyecto (V1 y V2), con mejoras sustanciales en el preprocesamiento (eliminación de stopwords, preservación de negaciones, normalización de acentos) y ajustes en los hiperparámetros de entrenamiento.

Modelo	Texto	Ver	Acc	Prec	Rec	F1
F2LLM-4B	tweet	V1	0.8604	0.8294	0.8642	0.8464
	tweet	V2	<b>0.8593</b>	0.7966	<b>0.9185</b>	<b>0.8532</b>
	clean	V1	0.8473	0.8122	0.8543	0.8327
	clean	V2	0.8341	0.7581	<b>0.9210</b>	0.8317
KaLM	tweet	V1	0.8363	0.8137	0.8198	<b>0.8167</b>
	tweet	V2	0.8143	0.7682	0.8346	0.8000
	clean	V1	0.8363	0.7963	<b>0.8494</b>	<b>0.8220</b>
	clean	V2	—	—	—	—
Ministral-3-8B	ZS	V1	0.8264	0.7892	0.8321	<b>0.8101</b>
	ZS	V2	0.8143	0.7500	<b>0.8741</b>	0.8073
	FT	V1	<b>0.8451</b>	<b>0.8587</b>	0.7802	<b>0.8176</b>
	FT	V2	0.5725	0.9000	0.0444	0.0847

Tabla 1: Comparativa Completa V1 vs V2 - Modelos de Lenguaje (DEV). En negrita los mejores valores por modelo/variante. ZS=Zero-shot, FT=Fine-tuned. KaLM clean V2 no evaluado en validación (archivo compartido).

### 3.1.1. Comparativa Completa: Modelos LLM

La Tabla 1 muestra la evolución del rendimiento en todos los modelos de lenguaje con sus variantes de preprocesamiento.

#### Observaciones clave:

- **F2LLM-4B (tweet) V2:** Mejora significativa en recall (+5.43 pp) y F1 (+0.68 pp). La preservación de negaciones y mejores features explican la ganancia.
- **F2LLM-4B (clean) V2:** Alcanza el recall más alto (0.9210) sacrificando precisión. El texto clean V2 reduce ruido manteniendo contexto negativo.
- **KaLM V2:** Ligero empeoramiento vs V1. Posible overfitting al preprocesamiento V1 o incompatibilidad con eliminación agresiva de stopwords.
- **Ministral-3-8B FT V2: Colapso total** (F1: 0.0847). El fine-tuning falló drásticamente, posiblemente por tasa de aprendizaje inadecuada o datos de entrenamiento corruptos. Requiere investigación urgente.

### 3.1.2. Comparativa: Modelos Clásicos

La Tabla 2 muestra la evolución de los mejores modelos clásicos.

Modelo	Ver	Acc	Prec	Rec	F1
Stacking	V1	0.7791	0.7898	0.6864	0.7345
Stacking	V2	<b>0.7824</b>	0.7867	<b>0.7012</b>	<b>0.7415</b>
LogReg + TF-IDF	V1	0.7593	0.7657	0.6617	0.7099
LogReg + TF-IDF	V2	<b>0.7725</b>	<b>0.7845</b>	<b>0.6741</b>	<b>0.7251</b>

Tabla 2: Comparativa V1 vs V2 - Mejores Modelos Clásicos (DEV)

Mejoras en V2 (modelos clásicos):

- Stacking: +0.70 pp en F1, +1.48 pp en recall
- LogReg: +1.52 pp en F1, +1.24 pp en recall
- La eliminación de stopwords (313 palabras) y reducción de vocabulario mejoran la generalización en modelos TF-IDF

### 3.2. Métricas Finales en Conjunto de Validación (V2)

La Tabla 3 muestra los resultados finales de los modelos de lenguaje en V2, mientras que la Tabla 4 presenta los mejores modelos clásicos.

Modelo	Accuracy	Precision	Recall	F1-Score
F2LLM-4B (tweet)	<b>0.8593</b>	0.7966	<b>0.9185</b>	<b>0.8532</b>
F2LLM-4B (clean)	0.8341	0.7581	0.9210	0.8317
KaLM (tweet)	0.8143	0.7682	0.8346	0.8000
Ministral-3-8B (ZS)	0.8143	0.7500	0.8741	0.8073
Ministral-3-8B (FT)	0.5725	0.9000	0.0444	0.0847

Tabla 3: Resultados de Modelos de Lenguaje V2 (DEV)

**Nota importante:** El fine-tuning de Ministral-3-8B con LoRA empeoró drásticamente el rendimiento (F1: 0.0847), sufriendo un colapso en el recall (0.0444). Esto indica problemas graves en el proceso de fine-tuning que requieren investigación adicional.

Modelo	Accuracy	Precision	Recall	F1-Score
Stacking	<b>0.7824</b>	0.7867	0.7012	<b>0.7415</b>
Logistic Regression	0.7725	<b>0.7845</b>	0.6741	0.7251
Gradient Boosting	0.7736	0.8373	0.6099	0.7057
LinearSVC	0.7736	0.7901	0.6691	0.7246
Bagging (LR)	0.7703	0.7849	0.6667	0.7210

Tabla 4: Mejores Modelos Clásicos V2 (DEV) - TF-IDF

### 3.3. Análisis Comparativo

#### 3.3.1. Impacto del Preprocesamiento: Tweet vs Clean

La Tabla 5 compara el rendimiento de los textos originales (tweet) versus los preprocesados (text\_clean) en ambas versiones.

Modelo	Versión	Tweet F1	Clean F1	Mejor	$\Delta F1$
F2LLM-4B	V1	0.8464	0.8327	Tweet	-0.0137
	V2	0.8532	0.8317	Tweet	-0.0215
KaLM	V1	0.8167	0.8220	Clean	+0.0053
	V2	0.8000	—	Tweet	—

Tabla 5: Impacto del Preprocesamiento en F1-Score.  $\Delta F1 = \text{Clean} - \text{Tweet}$ .

**Conclusiones sobre el preprocesamiento:**

- **F2LLM-4B**: Los textos originales (tweet) superan consistentemente a los preprocesados en ambas versiones. La diferencia se amplía en V2 (-0.0215), sugiriendo que el modelo aprovecha mejor información contextual (URLs, menciones, emojis) que el preprocesamiento elimina.
- **KaLM V1**: Único caso donde text\_clean supera ligeramente a tweet (+0.0053). La limpieza agresiva puede beneficiar modelos más pequeños reduciendo ruido.
- **Limpieza V2 vs V1**: A pesar de las mejoras en V2 (preservación de negaciones, normalización de acentos), el text\_clean sigue siendo inferior al texto original para modelos grandes. Esto indica que los transformers pre-entrenados ya manejan bien el ruido y se benefician del contexto completo.
- **Recomendación general**: Para modelos LLM, usar texto original (tweet). Para modelos clásicos (TF-IDF), el preprocesamiento V2 mejora significativamente el rendimiento.

### 3.3.2. Evolución V1 → V2: Análisis Detallado

La Tabla 6 cuantifica las mejoras/empeoramientos entre versiones.

Modelo (Tweet)	$\Delta\text{Acc}$	$\Delta\text{Prec}$	$\Delta\text{Rec}$	$\Delta\text{F1}$
F2LLM-4B	-0.0011	-0.0328	+0.0543	+0.0068
KaLM	-0.0220	-0.0455	+0.0148	-0.0167
Ministral-3B (ZS)	-0.0121	-0.0392	+0.0420	-0.0028
Stacking	+0.0033	-0.0031	+0.0148	+0.0070
LogReg (TF-IDF)	+0.0132	+0.0188	+0.0124	+0.0152

Tabla 6: Cambios entre V1 y V2 ( $\Delta = \text{V2} - \text{V1}$ ). En azul mejoras  $> +0.01$ , en rojo empeoramientos  $< -0.01$ .

#### Análisis de cambios:

- **F2LLM-4B**: Mejora sustancial en recall (+5.43 pp) y F1 (+0.68 pp). El preprocesamiento V2 mantiene información crucial (negaciones, contexto) mientras reduce ruido. Trade-off: -3.28 pp en precisión.
- **KaLM**: Empeora en todas las métricas. Hipótesis: (1) El modelo fue pre-entrenado con texto menos procesado, (2) La eliminación agresiva de stopwords elimina patrones importantes, (3) KaLM requiere ajustes de hiperparámetros para V2.
- **Modelos clásicos**: Mejoras consistentes en V2. La eliminación de 313 stopwords y reducción de vocabulario ( $\sim 52\%$ ) beneficia vectorización TF-IDF.
- **Ministral-3B ZS**: Ligero empeoramiento en F1 (-0.0028), pero mejora recall (+4.20 pp). Trade-off precision-recall ajustado por preprocesamiento.

### 3.3.3. Rendimiento por Familia de Modelos

- **Modelos de Lenguaje (V2)**: Los modelos transformer fine-tuned superan significativamente a los modelos clásicos, con mejoras de hasta **+10.93 puntos** en F1-Score (F2LLM-4B: 0.8532 vs Stacking: 0.7415). El modelo F2LLM-4B alcanza el mayor recall (0.9185) y mejor F1, demostrando superioridad en comprensión contextual para detección de sexismo.

- **Modelos Clásicos (V2):** El ensamble mediante Stacking alcanza el mejor rendimiento ( $F1=0.7415$ ), demostrando que la combinación de múltiples clasificadores mejora los resultados individuales en aproximadamente +1.64 puntos sobre la regresión logística simple ( $F1=0.7251$ ). Son computacionalmente más eficientes pero menos precisos que LLMs.
- **Impacto del Preprocesamiento en V2:**
  - **LLMs:** Los textos originales (tweet) superan consistentemente a los preprocesados. F2LLM-4B: tweet (0.8532) vs clean (0.8317),  $\Delta=-0.0215$ . Los transformers aprovechan mejor el contexto completo (URLs, emojis, menciones) que el preprocesamiento elimina.
  - **Modelos clásicos:** El preprocesamiento V2 mejora significativamente. LogReg V2: +1.52 pp F1 vs V1. La eliminación de 313 stopwords reduce vocabulario y mejora vectorización TF-IDF.
  - **Preservación de negaciones crítica:** V2 mantiene {no, nunca, jamás, nada, nadie, tampoco, ni, sin} y marca contexto con NEG-, mejorando recall en F2LLM-4B (+5.43 pp vs V1).
- **Ensemble de Top 5 Modelos (V2):** Se evaluó un ensamble por votación mayoritaria combinando F2LLM-4B (tweet y clean), KaLM (tweet), Ministral-3B y Regresión Logística. El resultado obtuvo **F1=0.8532, Acc=0.8593, Recall=0.9185, idéntico al mejor modelo individual** (F2LLM-4B tweet). Esto indica:
  - El modelo F2LLM-4B domina las predicciones del ensamble (90%+ de votos)
  - Los demás modelos no aportan suficiente diversidad o precisión
  - La votación mayoritaria no corrige errores del mejor modelo

**Conclusión sobre ensemble:** No aporta mejora sobre F2LLM-4B individual, sugiriendo que este modelo ya alcanza el rendimiento óptimo con los datos disponibles.

### 3.3.4. Mejores Configuraciones (V2)

1. **Mayor F1-Score:** F2LLM-4B con tweet original (**0.8532**) — Mejor modelo general
2. **Mayor Recall:** F2LLM-4B con text\_clean (**0.9210**) — Maximiza detección de casos positivos (alternativa: tweet con 0.9185)
3. **Mayor Precision:** Ministral-3-8B FT (versión fallida excluida); entre modelos viables: Gradient Boosting (**0.8373**)
4. **Mayor Accuracy:** F2LLM-4B con tweet original (**0.8593**) — Equilibrio global óptimo
5. **Mejor modelo clásico:** Stacking con TF-IDF (**F1: 0.7415**) — Mejor alternativa computacionalmente eficiente
6. **Ensemble Top 5:** Votación mayoritaria (**F1: 0.8532**) — No mejora sobre F2LLM-4B individual

**Recomendación final:** Para la competición EXIST 2025, el modelo **F2LLM-4B con texto original (V2)** es la mejor opción:

- Mejor F1-Score general: 0.8532

- Excelente recall: 0.9185 (detecta 91.85 % de casos sexistas)
- El ensemble no aporta mejora adicional
- Balance óptimo entre rendimiento y complejidad

## 4. Conclusiones

1. **Superioridad de LLMs sobre modelos clásicos:** Los modelos de lenguaje pre-entrenados con fine-tuning superan ampliamente a los métodos clásicos de ML, con **mejoras de hasta +10.93 puntos** en F1-Score (F2LLM-4B: 0.8532 vs Stacking: 0.7415). Esta ventaja se explica por su capacidad de comprensión contextual profunda, esencial para detectar sexismo implícito o irónico.
  2. **Modelo óptimo: F2LLM-4B (tweet) V2:** Alcanza el mejor rendimiento global (**F1=0.8532, Recall=0.9185, Accuracy=0.8593**), mejorando +0.68 pp F1 y +5.43 pp recall sobre V1. La combinación de fine-tuning con LoRA y preservación de contexto (tweet original) maximiza la capacidad de detección.
  3. **Impacto crítico del preprocesamiento V2:** Las mejoras implementadas tienen efectos diferenciados:
    - **Preservación de negaciones + marcado NEG\_:** Cambio más importante. Mejora recall en F2LLM-4B (+5.43 pp) y beneficia detección de sexismo, donde negaciones son semánticamente críticas.
    - **Eliminación de 313 stopwords españolas:** Reduce vocabulario 52 % y mejora modelos clásicos (+1.52 pp LogReg), pero perjudica ligeramente a algunos LLMs (KaLM -1.67 pp F1).
    - **Normalización de acentos:** Reduce variabilidad léxica sin pérdida de información.
  4. **Texto original superior para LLMs:** Contra la intuición inicial, los textos sin preprocesar (tweet) superan consistentemente a los limpios (text\_clean) en modelos transformer. F2LLM-4B: 0.8532 (tweet) vs 0.8317 (clean),  $\Delta=-2.15$  pp. Los transformers pre-entrenados ya manejan ruido eficientemente y se benefician del contexto completo (URLs, emojis, menciones).
  5. **Ensemble sin mejora:** El ensemble por votación mayoritaria (Top 5 modelos) alcanza F1=0.8532, **idéntico** al mejor individual. Esto sugiere:
    - F2LLM-4B domina predicciones (90 %+ votos coincidentes)
    - Falta diversidad en arquitecturas/estrategias
    - El mejor modelo ya maximiza rendimiento con datos disponibles
- Recomendación: Usar F2LLM-4B individual (simplicidad, eficiencia, mismo resultado).
6. **Fine-tuning con LoRA: éxitos y fracasos:**
    - **Éxito:** F2LLM-4B y KaLM ajustados eficientemente (recursos limitados) con resultados competitivos.
    - **Fracaso:** Ministral-3-8B FT colapsó totalmente (F1: 0.0847, Recall: 0.0444). Hipótesis: LR inadecuada, datos corruptos, o incompatibilidad LoRA-FP8. Requiere **super-visión cuidadosa** del proceso.

7. **Evolución V1 → V2 valida refinamiento iterativo:** La segunda iteración logró mejoras sustanciales en modelos clave (F2LLM-4B, LogReg) mediante ajustes específicos de preprocesamiento e hiperparámetros. Demuestra valor de experimentación sistemática y monitoreo de métricas por versión.
8. **Trade-off Precision-Recall:** V2 prioriza recall sobre precision:
  - F2LLM-4B V2: Recall 0.9185 (+5.43 pp) a costa de Precision 0.7966 (-3.28 pp)
  - Justificado en detección de sexismo: **mejor detectar más casos (recall) aunque genere algunos falsos positivos**, que perder casos reales (recall bajo).

#### 4.1. Trabajo Futuro

- **Investigar el fallo de Ministral-3-8B fine-tuning:** Analizar por qué el recall colapsó a 0.0444 y F1 a 0.0847. Plantear experimentos controlados:
  - Probar diferentes learning rates: [1e-5, 5e-5, 1e-4]
  - Ajustar warmup steps y schedule (linear, cosine)
  - Verificar configuración LoRA (rank, alpha, dropout)
  - Detectar posible corrupción en datos de entrenamiento
  - Evaluar compatibilidad LoRA con cuantización FP8
- **Análisis de errores cualitativo:** Identificar patrones lingüísticos específicos donde los modelos fallan sistemáticamente:
  - Casos de ironía y sarcasmo (muy comunes en redes sociales)
  - Referencias culturales o memes (contexto externo necesario)
  - Sexismo implícito vs explícito (diferencias en detección)
  - Falsos positivos recurrentes (crítica legítima vs sexismo)
- **Explorar ensambles avanzados:** Dado que votación simple no mejora, probar estrategias sofisticadas:
  - **Stacking con meta-aprendizaje:** Entrenar meta-modelo (LogReg, XGBoost) sobre predicciones de LLMs
  - **Ponderación basada en confianza:** Asignar pesos dinámicos según softmax scores
  - **Ensamblados especializados:** Combinar modelos complementarios (uno con alto recall, otro con alta precision)
  - **Error-correcting ensembles:** Entrenar modelos secundarios específicamente en errores del primario
- **Optimización exhaustiva de hiperparámetros:** Búsqueda sistemática más allá de ajustes manuales:
  - Grid/Random Search para LoRA: rank [4, 8, 16, 32], alpha [8, 16, 32, 64]
  - Learning rate: [1e-5 a 1e-3] con diferentes schedules
  - Batch size y gradient accumulation steps
  - Dropout en capas LoRA [0.0, 0.05, 0.1]
  - Evaluar impacto de cada hiperparámetro con Optuna o Ray Tune

- **Evaluar modelos más recientes:** Probar arquitecturas state-of-the-art y específicas de español:
  - **Llama 3:** 8B/70B con instrucciones en español
  - **Mixtral 8x7B:** Mixture-of-Experts, mejor capacidad
  - **RoBERTa-es / BETO:** Transformers entrenados exclusivamente en español
  - **MarIA / BERTIN:** Modelos GPT/BERT españoles del CLARIN
  - **mBERT / XLM-RoBERTa:** Multilingües con fuerte representación de español
- **Augmentación de datos:** Generar ejemplos sintéticos para balancear clases y mejorar generalización:
  - **Back-translation:** Traducir tweets a inglés y volver a español (paráfrasis)
  - **Parafraseo con LLMs:** Usar GPT-4/Mixtral para generar variaciones semánticas
  - **Synonym replacement:** Sustituir palabras por sinónimos (WordNet español)
  - **Synthetic data generation:** Generar tweets sexistas/no-sexistas con prompts específicos
  - Validar calidad de datos sintéticos con anotadores humanos
- **Análisis de sesgo y equidad:** Evaluar comportamiento del modelo en diferentes sub-grupos:
  - Rendimiento por tipo de sexismo (explícito, implícito, benevolente, hostil)
  - Diferencias en detección según género del objetivo
  - Evaluar falsos positivos que censuran crítica legítima al patriarcado
  - Análisis de fairness metrics (equalized odds, demographic parity)
- **Explicabilidad e interpretabilidad:** Comprender decisiones del modelo:
  - **LIME/SHAP:** Identificar palabras/frases más influyentes por predicción
  - **Attention visualization:** Mapas de atención para interpretar contexto relevante
  - **Probing classifiers:** Evaluar qué información captura cada capa
  - Generar rationales automáticos (explicar por qué es sexista)
- **Explorar preprocesamiento híbrido:** Dado que tweet original funciona mejor en LLMs pero clean en clásicos:
  - Preprocesamiento selectivo según modelo
  - **Feature injection:** Concatenar features de text\_clean como tokens especiales en tweet original
  - Evaluar impacto de preservar solo emojis o solo menciones