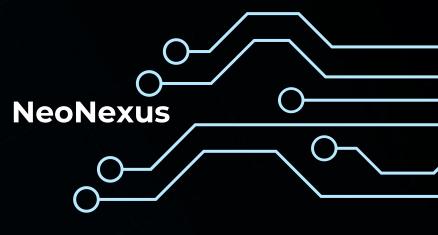
# ANÁLISIS DE SENTIMIENTO EN REDES SOCIALES CON SPARK NLP

Minería de opinión en tiempo real usando Big Data y Deep Learning sobre Twitter





# ORIGEN E IMPORTANCIA DEL PROYECTO



Redes Sociales como Fuente de Opinion Pública



El desafio empresarial: comprender al cliente



Solución humana y tecnológica: análisis de sentimiento

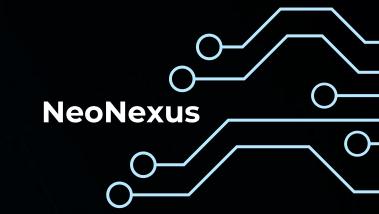
Convertir millones de opiniones digitales en decisiones humanas y empáticas

# Empresa seleccionada para la prueba de concepto: NVIDIA



Elegimos NVIDIA por su relevancia global y la alta cantidad de interacciones generadas en Twitter durante eventos clave recientes, garantizando datos ricos y representativos para el análisis de sentimiento.

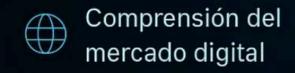


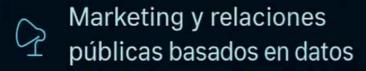


Descripción del Proyecto - Visión General

## PLATAFORMA DE ANÁLISIS DE SENTIMIENTO EN TWITTER









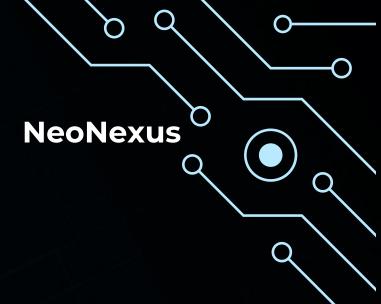
Decisiones empaticas con !A

## DESCRIPCIÓN TÉCNICA DEL PROYECTO

PROCESAMIENTO MASIVO DE TEXTO escalable CON SPARK NLP Y DEEP LEARNING

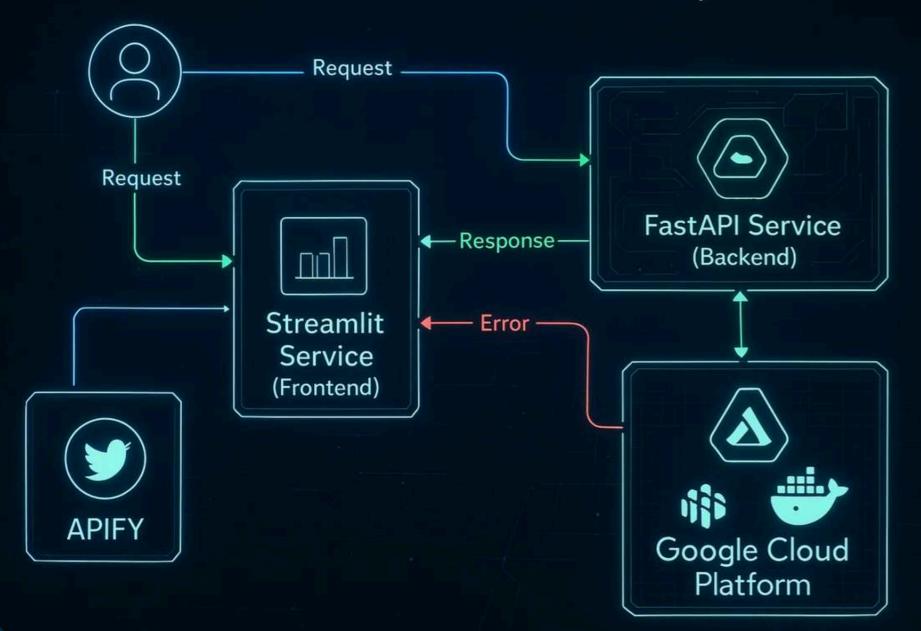
Optimización por lotes

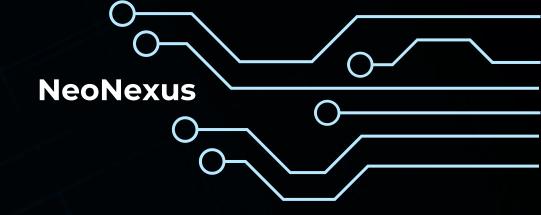




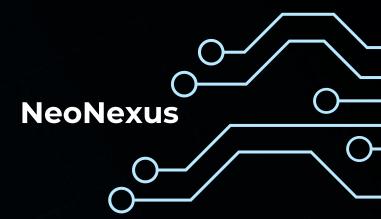


## Twitter Sentiment Analysis









#### Fase 1: BERT + TF-IDF (con PCA)

- BERT: Representación semántica profunda.
- TF-IDF: Peso estadistico de têrminos relevan-
- PCA: Reducción de TF-IDF de 5000 a 3000 dimensiones

Esta configuracion fue efectiva en etapas tempranas de validación y sirvio como referencia para pruebas posteriores.

#### Fase 2: BERT + TF-IDF + Word2Ved

Se añadió WordVec (300 dimensiones, entrenado con Spark NI.P) para enriquecer la representación. Sin embatgo, el costo computacional superó los beneficios en rendimiento. lo que llevó a reconsiderar está estrategia.

#### Fase 3: BERT + Word2Vec

Se eliminó TF-IDF, manteniendo BERT y Word-2Vec. Esta configuración redujo la complejiddad dimensional, manteniendo profundidad semántice y contexto distribuido. Junto a mejoras estructurales del modelo y un dataset balancéado de 400.000 registros, se lograron mejores resultados

## HYPERPARAMETER OPTIMIZATION

USING OPTUNA

LEARNING RATE 0.000124

WEIGHT DECAY 6.7e-06

DROPOUT 0.417

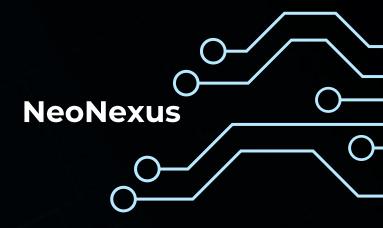
ACTIVATION FUNCTION Mish

OPTIMIZER AdamW

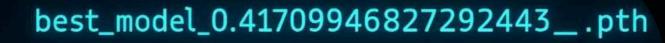
TRAINING LOSS

0.3818





MODEL NAME	F1-SCORE	ACCURACY	RECALL CLA	ASS 0 LASL 1	STRUCTURE
best_model_0.417099468279443_	pth 0,8029	0,8029	0,7869	0,8195	Sentiment
best_model_0.417053810332437_	pth 0,8029	0,8029	0,7873	0,8246	Sentiment
best_model_0.417973405104036_	pth 0,8024	0,8028	0,7807	0,8245	Sentiment
best_model_0.419087691088377_	pth 0,8024	0,8028	0,7802	0,8706	Sentiment
best_model_0.417270347679399_	pth 0,8023	0,8028	0,7818	0,8244	Sentiment
best_model_0.416872384039581_	pth 0,8023	0,8028	0,7804	0,8235	Sentiment
best_model_0.419353783763525_	pth 0,8023	0,8028	0,7810	0,8710	Sentiment
best_model_0.417076307020645_	pth 0,8022	0,8023	0,7902	0,8233	Sentiment



Q

Loss 0.4269

Accuracy 0.8029

F1-score 0.8029

## **CONFUSION MATRIX**

O 1
Vernal
36,156 163,656

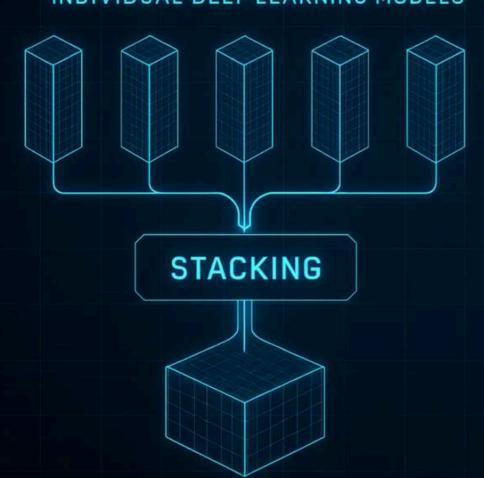




## MODEL STACKING

FOR SENTIMENT CLASSIFICATION

#### INDIVIDUAL DEEP LEARNING MODELS



#### LOGISTIC REGRESSION (STACKING)

F1-score: 0,8025 Accuracy: 0,8025

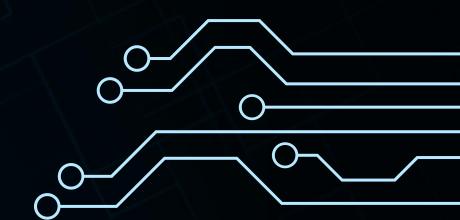
Confusion matrix

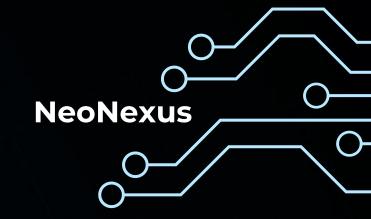
Actual 0 121,173 28,827 Actual 1 30,403 119,456

#### XGBOOST (STACKING)

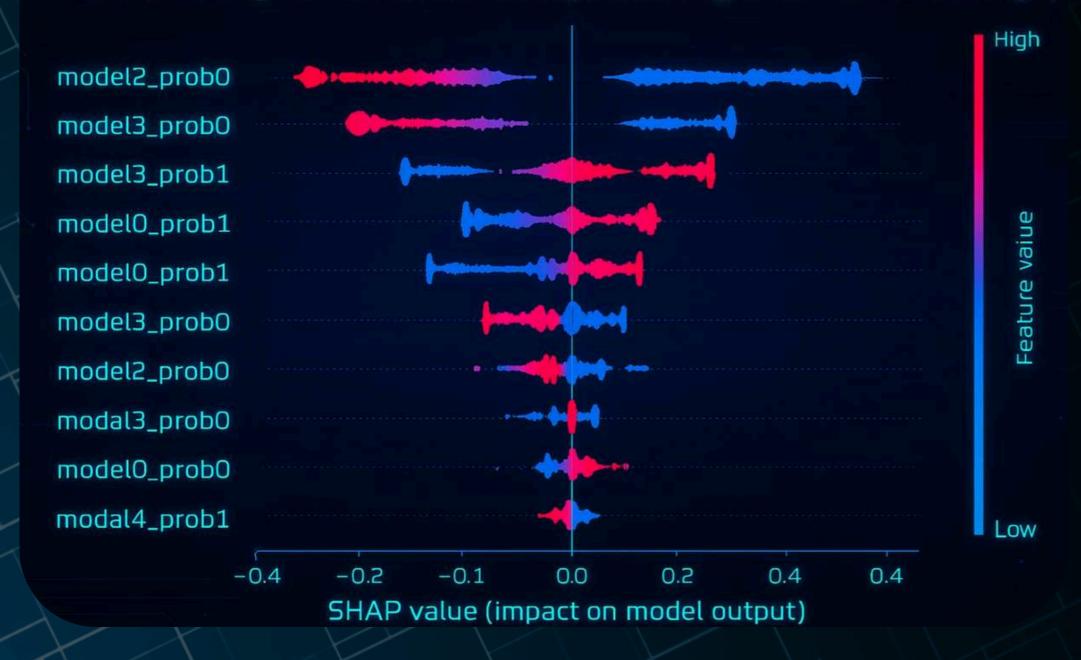
F1-score: 0,8043 Accuracy: 0,8043

BEST PERFORMANCE DUE TO NON-LINEAR INTERACTION CAPTURE AND FLEXIBLE WEIGHTING





### SHAP analysis for model interpretability (XGBoost stacking)

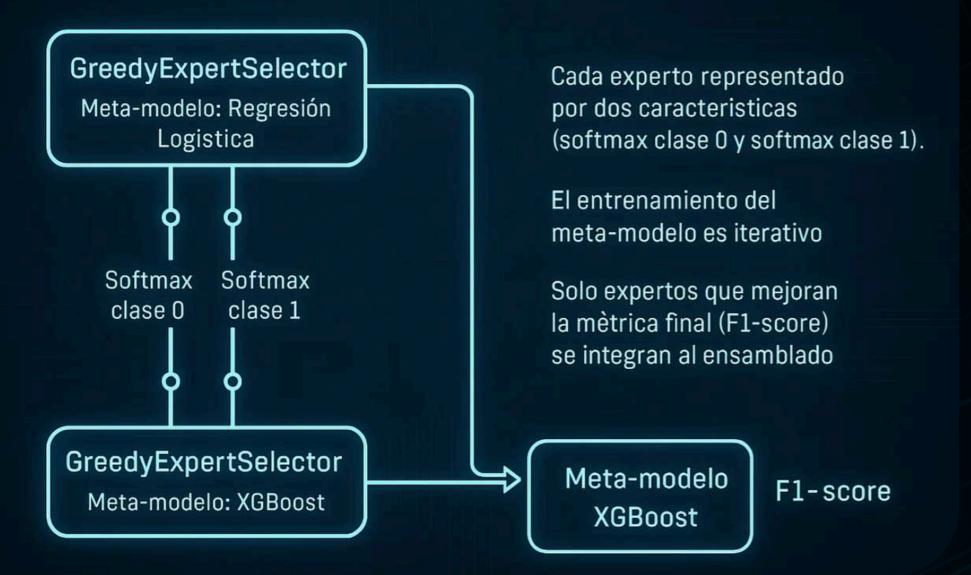


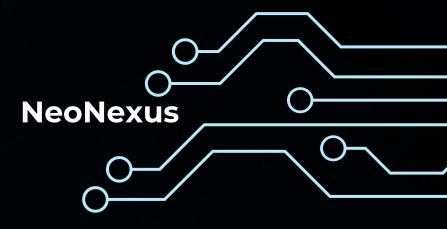
## INTERPRETABILIDAD DEL MODELO: ANÁLISIS CON SHAP (XGBOOST STACKING)





## SELECCIÓN OPTIMIZADA DE EXPERTOS CON ESTRATEGIA GREEDY





## RESULTADOS FINALES: COMPARATIVA DE META-MODELOS

#### REGRESIÓN LOGÍSTICA META-MODELO

F1-score: 0.8055 Accuracy 0.8055

MATRIZ DE CONFUSION

[162526	37474]
40284	159528]

MODELO INTERPRETABLE
Y COMPUTACIONALMENTE EFICIENTE

#### XGBOOST - META-MODELO

F1-score: 0.8062 Accuracy 0.8063

MATRIZ DE CONFUSIÓN

[162333	37667
39796	160016

MEJOR RENDIMIENTO GENERAL, CAPTURA INTERACCIONES NÓ LINEALES

AMBOS MODELOS MUESTRAN RENDIMIENTO COMPETITIVO. XGBOÓST ES LIGERAMENTE SUPERIOR, PERO LA REGRESION LOGISTICA ES MAS INTERPRETABLE Y ADECUADA EN ESCENARIOS CON RECURSOS LIMITADOS





### **CONCLUSIONES Y FUTURAS MEJORAS**

#### CONCLUSIONES









Big Data

Machine

Cloud Learning Computing

**Twitter** 

- Solución escalable, eficiente y en tiempo real
- XGBoost + embeddings (TF-IDF) garantizaron calidad y relevancía del análisis

#### **FUTURAS MEJORAS**



Incluir análisis de sentimiento neutral



Explorar nuevos modelos expertos



Optimizar hiperparámetros de XGBoost



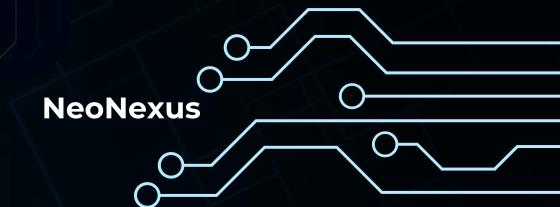
Probar reducción de dimensionalidad (t-SNE + TF-IDF)

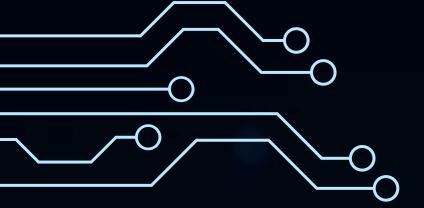


Aňadir métricas avanzadas (RCC-AUC, Precision-Recall)



Análisis de palabras frecuentes en clases positivas/negativas





Este proyecto no solo es un logro técnico, sino también una demostración clara del poder transformador de la Intelgencia Artificial y el Machine Learning en ámbitos empresariales y sociales, acercando cada vez más la tecnología al servicio humano y empàtico con las personas.

# GRACIAS POR VUESTRA ATENCIÓN

? Q&A

