ANÁLISIS DE LA INFLUENCIA DE CARACTERÍSTICAS VOCALES EN MODELOS DE DETECCIÓN DE VOCES CLONADAS MEDIANTE IA

Fernando Mateos

Índice

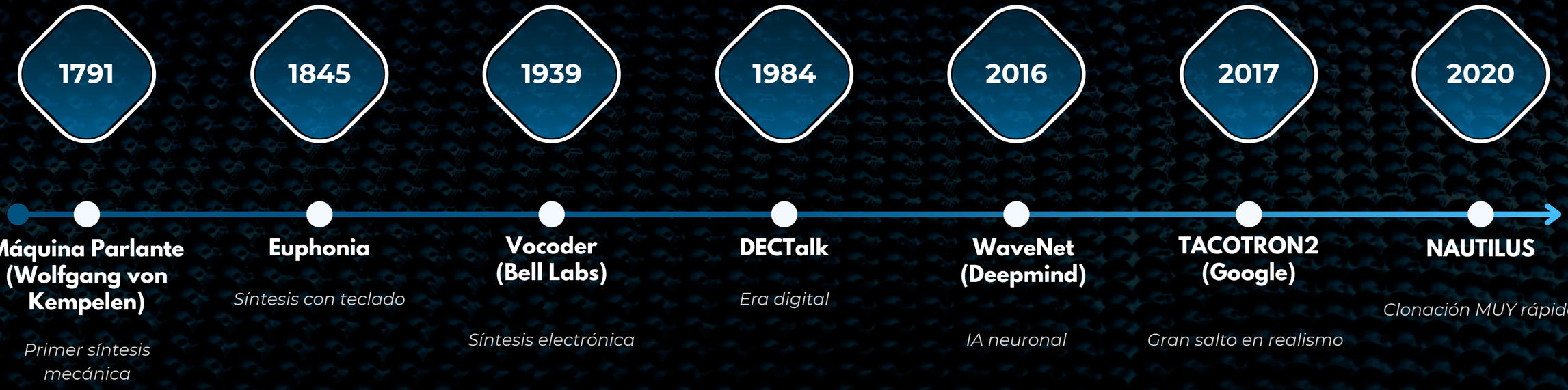
Introducción: Problemas y Objetivos

La clonación de voces empieza a ser una amenaza en auge y existen ya casos muy graves de deepfakes (Hong Kong 24mill.)

Las voces clonadas pueden afectar la privacidad y la seguridad. La capacidad de replicar voces con alta fidelidad permite suplantar identidades, cometer fraudes y difundir desinformación

- El objetivo principal es determinar si existen o no diferencias estadísticamente significativas en las métricas de evaluación para las diferentes características vocales
- Obtener un conjunto de características que nos permitan distinguir las voces de manera eficaz y que marquen la diferencia estadística

Historia de la Clonación de voz



Procesamiento de Audio

Digitalización:
La señal de voz analógica se convierte en datos digitales mediante muestreo y cuantificación, permitiendo su análisis automático

Preprocesamiento:
Se normaliza el volumen, se filtra el ruido y se eliminan silencios para mejorar la calidad y homogeneidad de las grabaciones

Extracción de características:
Se generan espectrogramas y MFCCs, que resumen la información acústica clave para entrenar modelos de detección de voces clonadas

Características Acusticas Utilizadas

1. MFCCs: Coeficientes que representan una señal de audio
2. RSM: Intensidad media y energía de la voz
3. HNR: Relación entre armónicos y ruido vocal.
4. Formantes: Picos de resonancia del tracto vocal
5. Contraste Espectral: Diferencia entre picos y valles espectrales
6. Tasa de cruces por 0: Frecuencia de cambios de signo en la señal
7. MFCCs + RMS
8. MFCCs + HNR
9. BASICO (MFCCs+HNR+RMS)
10. CALIDAD VOCAL (MFCCs+HNR+FORMANTES)
11. ESPECTRAL AVANZADO (MFCCs+CONTRASTE ESPECTRAL+ANCHO DE BANDA)
12. ANÁLISIS COMPLETO (TODOS+ MFCCs delta)

Arquitectura de la red

Arquitectura Simple

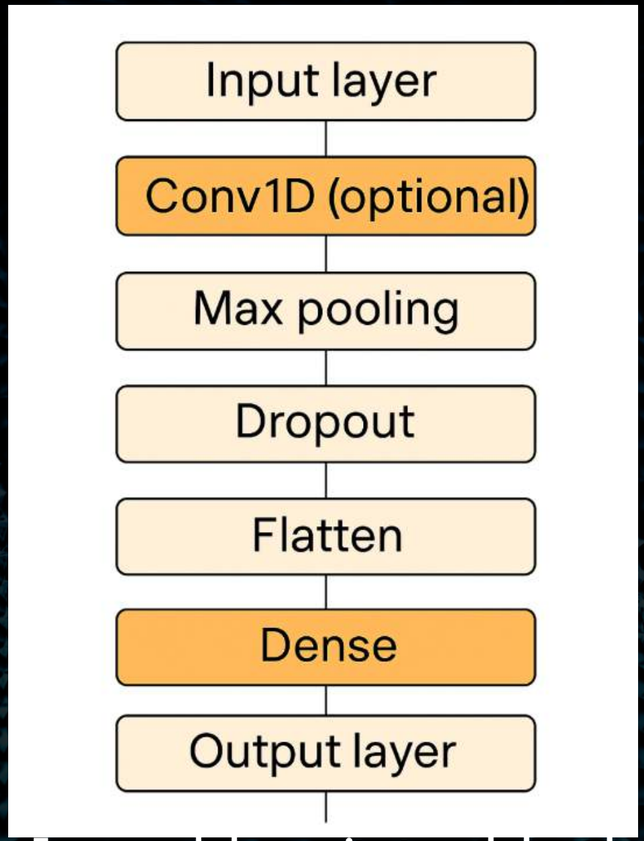
Utilizo una arquitectura simple (CNN 1D) para que los resultados de las características no se camuflen en redes muy complejas o especializadas

Hiperparámetros

La arquitectura es flexible, pues se pueden escoger algunos hiperparámetros cómo

Eficiencia

La arquitectura nos permite poder ejecutar los entrenamientos y test en dispositivos con características “normales”



Esquema de la arquitectura de la red

Entrenamiento del modelo

Se cargan los audios reales y clonados, extrayendo las características acústicas elegidas. El dataset está preprocesado y normalizado

Los datos se dividen en conjuntos de entrenamiento (80%) y validación (20%), manteniendo el equilibrio entre clases. Tener suficientes datos de entrenamiento y detectar posibles problemas de sobre ajuste

Arquitectura adaptativa, añadiendo capas convolucionales solo si el número de características lo requiere. Función de pérdida binaria y el optimizador Adam, monitorizando el rendimiento para aplicar parada temprana y evitar el sobre-entrenamiento

Finalmente, el modelo ajusta sus pesos a lo largo de varias épocas, procesando los datos en lotes y almacenando las métricas clave para el análisis

Finalmente, el modelo ajusta sus pesos a lo largo de varias épocas, procesando los datos en lotes y almacenando las métricas clave para el análisis

Análisis y evaluación

Entrenamiento y test
(12 CARACTERÍSTICAS
Y 20 ARQUITECTURAS)

Precision
Sensibilidad (Recall)
Especificidad (Specificity)
Exactitud (Accuracy)
F1-Score
Área bajo AUC-ROC

Se usa Kruskal-Wallis para la comparación y se hacen test post-hoc Mann-Whitney con corrección de Bonferroni

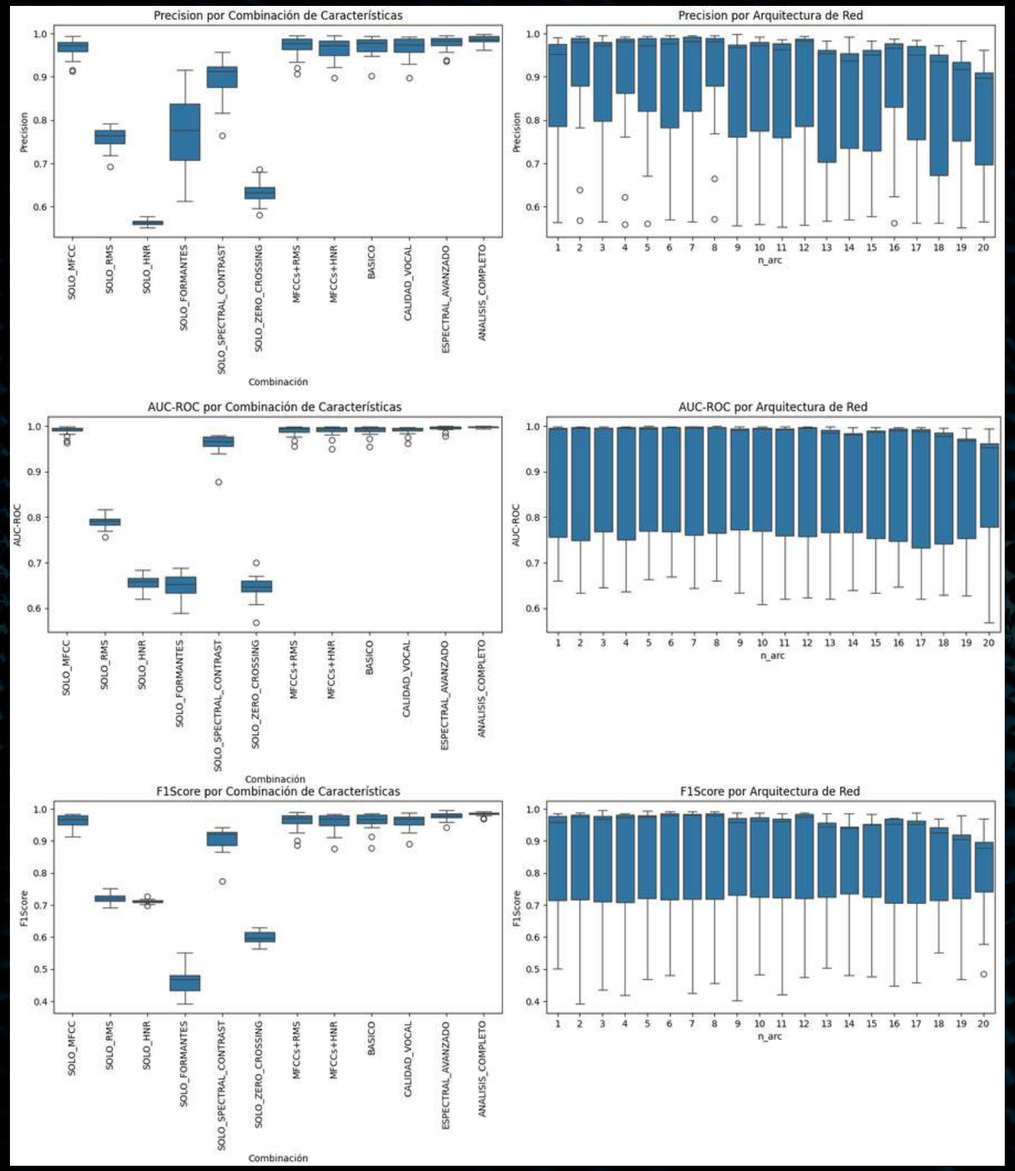
Primero se verifica la normalidad de los datos (Shapiro-Wilk). En ningún resultado había normalidad

Por último se calcula el índice de dominancia entre la combinación y la arquitectura

Resultados

Para las 6 métricas analizadas se obtienen resultados muy similares

- No existe normalidad en los datos
- No se ven cambios importantes en las diferentes arquitecturas pero sí entre las características
- MFCCs y Contraste Espectral destacan por separado
- Todas las combinaciones que usan los MFccs tienen los mejores resultados



Resultados

Los test estadísticos son claros y coinciden para TODAS las métricas

- Entre el 53 y el 70 por ciento de las comparaciones post-hoc para TODAS las métricas y con los 3 porcentajes de audios son significativas
- Todos los H-Estadísticos son muy grandes lo que indica que las diferencias entre las medianas de los grupos son significativas
- Los p-value cercanos a 0 (casi iguales a 0) indican que se puede rechazar la hipótesis nula de que no existen diferencias estadísticamente significativas entre los grupos analizados

6.3.1. Precision

Comparación entre porcentajes de datos

Cuadro 6.1: Análisis estadístico de Precision por porcentaje de datos

Porcentaje	H-estadístico	ϵ^2_{Comb}	ϵ^2_{Arc}	Índice D	Significancia
1 %	175.98	0.7236	0.0183	39.54	p <0.001
5 %	191.38	0.7911	0.0283	27.99	p <0.001
10 %	204.12	0.8145	0.0245	33.24	p <0.001

Comparaciones post-hoc por porcentaje

Cuadro 6.2: Comparaciones Mann-Whitney significativas para Precision

Porcentaje	Comparaciones totales	Significativas	Tasa éxito
1 %	66	45	68.2 %
5 %	66	42	63.6 %
10 %	66	38	57.6 %

6.3.5. F1-Score

Comparación entre porcentajes de datos

Cuadro 6.9: Análisis estadístico de F1-Score por porcentaje de datos

Porcentaje	H-estadístico	ϵ^2_{Comb}	ϵ^2_{Arc}	Índice D	Significancia
1 %	173.84	0.7156	0.0171	41.85	p <0.001
5 %	198.52	0.8225	0.0256	32.13	p <0.001
10 %	208.34	0.8387	0.0234	35.84	p <0.001

Comparaciones post-hoc por porcentaje

Cuadro 6.10: Comparaciones Mann-Whitney significativas para F1-Score

Porcentaje	Comparaciones totales	Significativas	Tasa éxito
1 %	66	44	66.7 %
5 %	66	41	62.1 %
10 %	66	36	54.5 %

6.3.6. AUC-ROC

Comparación entre porcentajes de datos

El AUC-ROC presenta los valores más altos de dominancia, siendo la métrica que mejor evidencia la superioridad de las características acústicas.

Cuadro 6.11: Análisis estadístico de AUC-ROC por porcentaje de datos

Porcentaje	H-estadístico	ϵ^2_{Comb}	ϵ^2_{Arc}	Índice D	Significancia
1 %	178.96	0.7389	0.0145	50.96	p <0.001
5 %	204.75	0.8357	0.0189	44.21	p <0.001
10 %	215.23	0.8634	0.0198	43.61	p <0.001

Comparaciones post-hoc por porcentaje

Cuadro 6.12: Comparaciones Mann-Whitney significativas para AUC-ROC

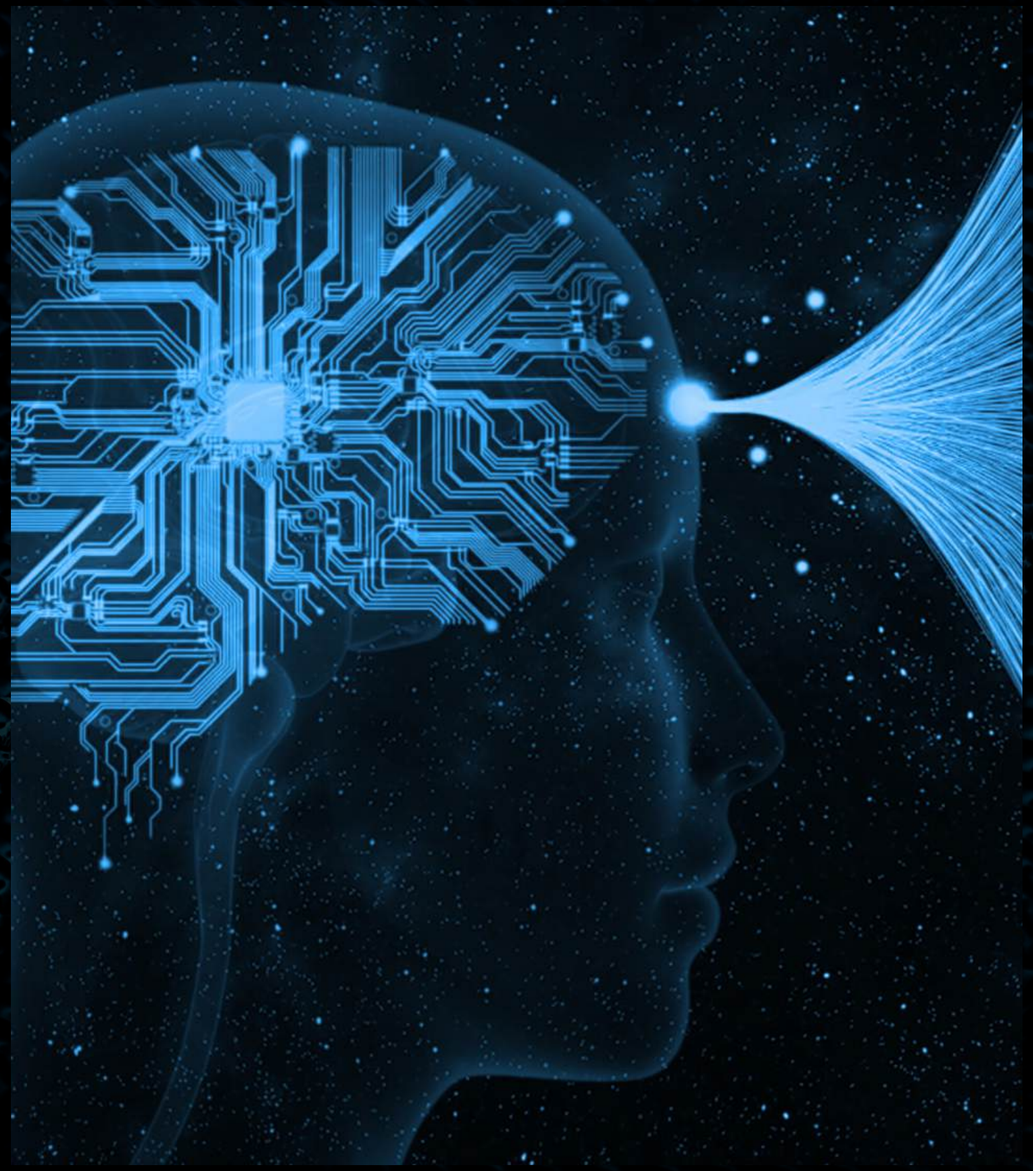
Porcentaje	Comparaciones totales	Significativas	Tasa éxito
1 %	66	47	71.2 %
5 %	66	45	68.2 %
10 %	66	41	62.1 %

Conclusiones

Las características vocales son significativamente más influyentes que la arquitectura neuronal

Es mas eficiente centrar los esfuerzos de investigación en mejorar la extracción de características vocales que complicar las redes neuronales

Los resultados permiten rechazar completamente la hipótesis de igualdad entre grupos



Posibles mejoras y Limitaciones

- Ampliar fuentes de datos (idiomas, disfonías)
- Arquitectura especializada

- La tecnología de clonación avanza muy deprisa
- No podemos obtener errores 0 ni combinaciones perfectas

GRACIAS