

Trabajo Fin de Máster

Máster en Ingeniería de Telecomunicación

Entrenamiento y despliegue de un modelo de clasificación de audio

Autor: Antonio José Aragón Molina

Tutor: María del Mar Elena Pérez

Dpto. Ingeniería Electrónica
Escuela Técnica Superior de Ingeniería
Universidad de Sevilla

Sevilla, 6 de noviembre de 2023



Trabajo Fin de Máster
Máster en Ingeniería de Telecomunicación

Entrenamiento y despliegue de un modelo de clasificación de audio

Autor:

Antonio José Aragón Molina

Tutor:

María del Mar Elena Pérez

Profesor Titular

Dpto. Ingeniería Electrónica
Escuela Técnica Superior de Ingeniería
Universidad de Sevilla

Sevilla, 6 de noviembre de 2023

Trabajo Fin de Máster: Entrenamiento y despliegue de un modelo
de clasificación de audio

Autor: Antonio José Aragón Molina
Tutor: María del Mar Elena Pérez

El tribunal nombrado para juzgar el trabajo arriba indicado, compuesto por los siguientes profesores:

Presidente:

Vocal/es:

Secretario:

acuerdan otorgarle la calificación de:

El Secretario del Tribunal

Fecha:

Agradecimientos

A mis padres, por su apoyo incondicional, por su paciencia y por su amor. A mis profesores y profesoras, por su dedicación y su esfuerzo. A mis compañeros de clase, por acompañarme en este camino. A mis compañero de piso, por su compañía y su apoyo. A mis amigos de siempre, gracias por sacarme siempre una sonrisa. A la música, por hacerme sentir.

*Antonio José Aragón Molina
Escuela Técnica Superior de Ingeniería*

Sevilla, 6 de noviembre de 2023

Resumen

Este trabajo se centra la creación y despliegue de un modelo clasificador de audios por emociones. El modelo se ha implementado en Python, utilizando la librería *Transformers* de *HuggingFace* y el modelo preentrenado *Wav2Vec2* de *Facebook AI*. Ha sido desplegado como aplicación web, utilizando *Flask* y *Docker*.

Abstract

This work focuses on the creation and deployment of an audio classifier model by emotion. The model has been implemented in Python, using the *Transformers* library from *HuggingFace* and the pre-trained *Wav2Vec2* model from *Facebook AI*. It has been deployed as a web application, using *Flask* and *Docker*.
... -translation by google-

Índice Abreviado

<i>Resumen</i>	III
<i>Abstract</i>	V
<i>Índice Abreviado</i>	VII
1 Introducción	1
1.1 Motivación	1
1.2 Planificación	3
1.3 Diseño de la solución	4
2 Diseño del modelo	7
2.1 Base de datos	7
2.2 Modelo	8
2.3 Entrenamiento	9
2.4 Saturn Cloud	10
3 Despliegue del modelo	11
3.1 Problemática y solución	11
3.2 Enfoque escogido	11
3.3 Aplicación web	12
3.4 Aplicación Flask en producción	13
3.5 Despliegue	14
4 Conclusiones	17
<i>Índice de Figuras</i>	19
<i>Bibliografía</i>	21

Índice

<i>Resumen</i>	III
<i>Abstract</i>	V
<i>Índice Abreviado</i>	VII
1 Introducción	1
1.1 Motivación	1
Dataset	2
Enfoque general	2
Hardware	2
Entorno de despliegue	3
1.2 Planificación	3
1.2.1 Objetivo y alcance	3
1.2.2 Requisitos	3
Requisitos funcionales	3
Requisitos operacionales	3
Requisitos de diseño	3
Requisitos de seguridad	4
1.3 Diseño de la solución	4
1.3.1 Creación del modelo	4
1.3.2 Despliegue del modelo	4
2 Diseño del modelo	7
2.1 Base de datos	7
2.2 Modelo	8
2.2.1 Estado del arte	8
2.2.2 Elección del modelo	8
2.3 Entrenamiento	9
2.3.1 Preparación del entrenamiento	9
2.4 Saturn Cloud	10
3 Despliegue del modelo	11
3.1 Problemática y solución	11
3.2 Enfoque escogido	11
3.3 Aplicación web	12
3.3.1 Flask	12
3.3.2 Estructura de la aplicación	12
3.3.3 Interfaz web	12
3.4 Aplicación Flask en producción	13
3.4.1 Unicorn	13
3.4.2 Traefik	13

3.4.3	Docker	13
3.4.4	Docker Compose	14
3.5	Despliegue	14
3.5.1	Amazon Web Services	15
3.5.2	Google Cloud Platform	15
3.5.3	VPS	15
4	Conclusiones	17
	<i>Índice de Figuras</i>	19
	<i>Bibliografía</i>	21

1 Introducción

I am going into an unknown future, but I'm still all here, and still while there's life, there's hope.

JOHN LENNON, '70s

Durante los últimos años, la sociedad ha experimentado un auge en el empleo de la Inteligencia Artificial (IA) en diferentes ámbitos. La gran capacidad de especialización en un problema concreto que presentan estos sistemas, junto con la gran cantidad de datos que se generan en la actualidad, han hecho que la IA se haya convertido en una herramienta muy útil en la resolución de problemas complejos.

Estas características han fomentado el empleo de soluciones basadas en IA, obteniendo resultados aceptables para problemas que de otro modo serían irresolubles.

De forma paralela, se observa un crecimiento en el interés por el uso de estas tecnologías. Muchos sistemas empiezan a aparecer en el día a día de usuario promedio, como por ejemplo: [1]

- Sistemas de búsqueda y recomendación
- IA generativa de texto, imágenes o audio
- Sistemas de predicción de eventos
- Asistentes de voz
- Vehículos autónomos
- Compras personalizadas

Sin embargo, la investigación sobre la aceptación de tecnologías que incluyen IA está aún en curso. Algunos estudios sugieren que en ciertos escenarios culturales, la necesidad de contacto humano no puede ser replicada o reemplazada. [2]

Este trabajo busca adentrarse en los límites sobre qué puede hacer un modelo de IA, en concreto en el campo de clasificación de audios. El objetivo es crear un modelo que sea capaz de clasificar audios en diferentes categorías, identificadas por emociones humanas.

Una vez creado el modelo, se aborda el problema de despliegue del modelo en un entorno de producción, para que pueda ser utilizado por usuarios finales. En un caso real de uso, podría diseñarse una interfaz o una API por ejemplo, de modo que la interacción con el modelo se adapte a las requerimientos del proyecto.

Debido a esta clara diferenciación, la memoria ha sido dividida en dos partes, que darán nombre a los capítulos principales: **Modelado** y **Despliegue**. En el capítulo 2 se aborda el problema de modelado, mientras que en el capítulo 3 se aborda el problema de despliegue.

1.1 Motivación

La idea de realizar un modelo capaz de diferenciar emociones humanas a partir de audios surge de la participación en un proyecto anterior. Este proyecto, a grandes rasgos, buscaba crear un modelo que sirviese de ayuda a las personas a detectar emociones muy concretas para el caso de aplicación.

Por diversas circunstancias, el proyecto no pudo avanzar correctamente y acabó siendo abandonado. Sin embargo, un año más tarde y tras pensar en abordar de nuevo el problema, con un enfoque mucho más abierto, las sensaciones fueron muy positivas

En primer lugar, el avance de la tecnología a lo largo del tiempo ha permitido resolver problemas que antes parecían imposibles. En concreto, ha sido notable la diferencia en cuanto a todo lo relacionado con el modelo, dataset, plataforma de desarrollo, hosting, etc.

En segundo lugar, durante este tiempo, gracias al aprendizaje adquirido en el Máster y a la experiencia laboral, la problemática ha podido ser abordada con más madurez y conocimiento de las tecnologías existentes. Contar con algo de experiencia junto con una visión más amplia de las herramientas disponibles, permite dislumbrar opciones que antes eran invisibles. Además, enfocar un problema conociendo la pila completa ayuda a dividir en bloques la solución y a buscar alternativas para cada uno de ellos en caso de que sea necesario.

Por otro lado, al ser un trabajo con fines de aprendizaje, se eliminaron varias restricciones impuestas durante la realización del proyecto. Para ilustrar cómo limitaban estas restricciones y el resultado obtenido al haberlas modificado, se dedica un apartado para cada una de ellas.

Dataset

En el anterior proyecto, la sensibilidad de los datos era especialmente elevada. Esto generaba diversos problemas, ya que en ningún caso podrían salir de las instalaciones de la empresa.

Por otro lado, otro obstáculo fue la creación del dataset, ya que los datos debían ser recogidos y etiquetados por la propia empresa. Esto puede parecer una liberación de carga de trabajo en un principio. Sin embargo, al no disponer de datos de entrada, es difícil avanzar en el desarrollo del modelo.

En este proyecto, al no estar diseñando la solución para un dataset concreto, se puede realizar una búsqueda más general en bancos de datos públicos y elegir alguno similar al objetivo. De este modo se podría haber avanzado en el desarrollo del modelo, mientras se recogían los datos por parte de la empresa. El aprendizaje obtenido acerca de este asunto es que es posible avanzar en el desarrollo del modelo, aprendiendo las técnicas y requisitos necesarios para el problema, con un dataset semejante, sin necesidad de esperar a tener los datos finales.

Enfoque general

Durante el proyecto, fue difícil encontrar un método para abordar el problema. La búsqueda de proyectos que resolviesen problemas similares no fue muy fructífera, debido a la particular naturaleza del problema.

De forma similar a lo comentado en el párrafo anterior, un mejor acercamiento hubiese sido encontrar un problema similar y adaptarlo poco a poco al objetivo. La mejora en el estado del arte y una mayor madurez en el conocimiento de la materia han permitido realizar búsquedas de soluciones que pueden ser adaptadas al problema.

Además, la aparición de herramientas de mayor alto nivel permiten un acercamiento más paulatino al problema, pudiendo introducirnos en detalles más concretos más adelante, también con los datos finales. El enfoque de lo general a lo particular, junto con la división por bloques, permite avanzar en el desarrollo de cualquier proyecto, pero de nuevo, la experiencia ayuda en estas tareas.

Hardware

Uno de los principales problemas que presenta el desarrollo de modelos de IA es la necesidad de una alta capacidad de cómputo. Otros inconvenientes, como la necesidad de una gran cantidad de datos pueden ser apaciguados empleando técnicas de Data Augmentation, pero para entrenar un modelo complejo es necesaria una gran capacidad de cómputo.

No todos los problemas requieren de soluciones extremadamente complejas, de hecho en el mundo del Machine Learning (ML) a veces las soluciones más simples ofrecen mejores resultados. Sin embargo, como se verá más adelante, la complejidad del problema requiere de un modelo complejo, lo que nos obliga a disponer de hardware con gran capacidad de computación en paralelo si queremos obtener resultados en un tiempo razonable.

Hoy en día existen diversas alternativas para entrenar grandes modelos aunque no dispongas de un gran equipo (el crecimiento en el número de alternativas viene motivado a su vez por el crecimiento en el interés en la IA). Continuando con las reflexiones anteriores, en este caso la solución ha sido emplear una plataforma de entrenamiento en la nube, brindando la posibilidad de entrenar modelos complejos sin necesidad de disponer de un equipo dedicado o desgastar en exceso un equipo personal, todo ello por un coste reducido.

Volviendo al proyecto original, es necesario recordar que esta solución no podría ser aplicada debido a que los datos no podrían salir de las instalaciones de la empresa. De todos modos, puede servir para iniciar en el proceso de investigación y creación de modelos alternativos, con datasets alternativos.

Entorno de despliegue

Otro punto problemático residía en torno al entorno de despliegue. Ante un gran problema, difícil de dividir a simple vista, el no disponer de una visualización del resultado final genera malestar y dudas que no favorecen al desarrollo del proyecto. Para que no ocurriera esto, se ha optado por buscar como resultado gráfico final lo mínimo necesario por una persona para poder utilizar el modelo.

Más allá de la interfaz, el paradigma de despliegue de cualquier software requiere de un entorno robusto que asegure su funcionamiento. El aprendizaje recibido durante el máster sobre contenedores, ha permitido utilizarlos para encapsular el modelo como una aplicación web y desplegarlo en una plataforma de hosting, asegurando su funcionamiento.

La conclusión en cuanto a este apartado es que, para poder pensar en un producto final, con una interfaz gráfica perfilada y plena funcionalidad, es necesario primero probar una versión más simple, con funcionalidad reducida, pero que permita validar el modelo y el despliegue. Teniendo esto en mente, es posible avanzar en el desarrollo del modelo, a la vez que se imaginan las distintas posibilidades para el caso de uso concreto.

1.2 Planificación

Una vez definido el contexto en el que surge esta idea, vamos a definir cómo se va a desarrollar el proyecto. Debemos definir el objetivo y el alcance del proyecto, para no perder la visión del mismo y poder evaluar el resultado final.

Al mismo tiempo, se incluye un listado de requisitos, que ayudarán a dar soporte a la definición del objetivo.

Además, se incluye la planificación temporal inicial del proyecto, en la que destacan varios hitos importantes.

1.2.1 Objetivo y alcance

El **objetivo** principal de este proyecto consiste en la creación y el despliegue de un modelo clasificador de audios según emociones humanas.

Al no ser un proyecto destinado para un caso de uso concreto (además de muchas otras limitaciones que presenta), el alcance del proyecto es un poco más abierto. Definimos el **alcance** del proyecto como la creación de una primera versión de una aplicación que implemente la mínima funcionalidad. Debe poder permitir utilizar el modelo de un modo sencillo, sin necesidad de tener conocimientos técnicos, debido a que en un caso real de uso, el usuario final no tendría por qué tener conocimientos técnicos.

1.2.2 Requisitos

Para acompañar al objetivo y el alcance, se ha diseñado una tabla de requisitos, separados por categorías:

Requisitos funcionales

- **F.1:** El sistema debe ser capaz de clasificar audios en diferentes categorías.
- **F.2:** El sistema debe ser capaz de recibir audios en formato WAV.
- **F.3:** Debe ser accesible desde múltiples dispositivos.
- **F.4:** El modelo permitirá ser actualizado periódicamente con nuevos datos de entrenamiento.

Requisitos operacionales

- **O.1:** La respuesta del sistema debe ser inferior a 5 segundos.
- **O.2:** El sistema debe ser robusto en entornos de grabación de alto ruido.
- **O.3:** El sistema debe ser accesible desde cualquier lugar y en cualquier instante.
- **O.4:** El coste computacional de la inferencia del sistema debe ser reducido.

Requisitos de diseño

- **D.1:** La implementación del sistema se realizará en Python.
- **D.2:** El despliegue del sistema será desplegado mediante contenedores.
- **D.3:** El entorno de despliegue será accesible remotamente.
- **D.4:** El sistema se ejecutará en un equipo con 4vcpu y 8GB de RAM.

Requisitos de seguridad

- **S.1:** Los audios no podrán abandonar nunca las instalaciones.
- **S.2:** La implementación web debe realizarse sobre un servidor seguro.
- **S.3:** El sistema debe ser robusto ante ataques de denegación de servicio.

Muchos de estos requisitos son utilizados a modo de muestra, pero no tienen mayor relevancia en este proyecto, ya que limitarían de forma innecesaria el desarrollo del mismo. Sin embargo, estos requisitos han servido para imaginar cómo podría ser el sistema en un caso de uso real, además de entender problemas que podrían surgir en caso de que el sistema se desplegara en un entorno real. Estos requisitos nos ayudan a dar forma a la solución final, entendiendo cómo podríamos mejorar su funcionalidad, además de su robustez.

Es interesante comentar que, aunque no es alcance para este proyecto, los requisitos de seguridad pueden llegar a ser los más críticos en un caso de uso real. En este caso, se ha optado por no profundizar en este aspecto, pero desde luego no es un detalle que deba pasarse por alto.

1.3 Diseño de la solución

Previamente, se ha explicado de qué trata el problema y de dónde surge la idea. En esta sección, intentamos responder a la pregunta de cómo se ha abordado el problema.

Siguiendo el famoso dicho, divide y vencerás, se ha optado por dividir el problema en dos bloques principales: **Creación del modelo** y **Despliegue del modelo**. De este modo, podemos centrarnos en cada uno de los bloques por separado, sin perder la visión general del proyecto.

Los dos bloques son lo suficientemente importantes y están separados entre sí lo suficiente como para que puedan ser abordados por separado y no interfieran entre sí.

En un proyecto real, esta división sería apropiada para separar dos grupos de trabajo. Se podría designar cada bloque a un grupo de trabajo o departamento interno, de modo que cada uno de ellos se encargue únicamente de su parte. Conseguiríamos así una mayor especialización en cada uno de los bloques, además de una mayor eficiencia en el desarrollo del proyecto.

Como en este caso solo hay una persona trabajando en el desarrollo de la solución, la paralelización no influye directamente en el tiempo de desarrollo. Sin embargo, pensarlo de este modo ayuda a:

- Dividir la complejidad del problema a la mitad en primera instancia.
- Focalizar el objetivo de cada bloque.
- Independizar los bloques en caso de que uno de ellos no pueda ser completado.

1.3.1 Creación del modelo

El primer bloque, recogido en el Capítulo 2, se centra en la creación de un modelo capaz de clasificar audios según emociones humanas. El objetivo de este bloque será crear un modelo que pueda clasificar los audios con cierta precisión entre un conjunto de emociones previamente definidas.

Algunos aspectos que se tendrán en cuenta en este bloque son:

- Elección del dataset de entrenamiento
- Estudio del estado del arte
- Elección de la arquitectura del modelo
- Entrenamiento del modelo
- Evaluación del modelo
- Alojamiento del modelo

1.3.2 Despliegue del modelo

El segundo bloque, detallado en el Capítulo 3, se centra en la creación de una aplicación que permita utilizar el modelo creado en el bloque anterior. El objetivo de este bloque será utilizar el modelo de un modo determinado, ponerlo a disposición del usuario final, y que pueda ser desplegado en cualquier entorno.

Algunos aspectos relevantes en cuanto a este bloque son:

- Diseño de la interfaz
- Despliegue de la aplicación
- Hosting de la aplicación
- Acceso a la aplicación

2 Diseño del modelo

I don't know where I'm going from here, but I promise it won't be boring.

DAVID BOWIE

Este capítulo se centra en explicar el procedimiento seguido para la creación del modelo clasificador de audios.

Es importante destacar la gran cantidad de documentación existente además del gran apoyo que la comunidad ofrece en este campo en concreto. Puede parecer un problema difícil de resolver, pero gracias a toda la información disponible y a la gran cantidad de herramientas que existen, ha sido posible crear un modelo que ofrece una funcionalidad básica.

En concreto, se destacan los sitios web Kaggle y Hugging Face como las principales fuentes de información y herramientas utilizadas. Son dos plataformas directamente enfocadas al entrenamiento de modelos de *Machine Learning* y *Deep Learning*. Ambas fomentan la colaboración entre usuarios y ofrecen una gran cantidad de recursos para la creación de modelos.

En concreto, se ha utilizado un dataset de Kaggle para el entrenamiento del modelo y librerías específicos de Hugging Face para la creación del modelo en Python.

2.1 Base de datos

Como ha sido comentado en el Capítulo 1, un problema que se enfrentó en el primer acercamiento a la problemática que este proyecto pretende resolver fue la falta de una base de datos que contuviera audios con las emociones específicas que se querían clasificar. Al no haber impuesto restricciones, se ha optado por elegir una base de datos ya existente.

La búsqueda de base de datos se ha realizado en Kaggle. La popularidad de esta plataforma no es vano, ya que cuenta con una gran cantidad de datasets de todo tipo. En concreto, se han realizado búsquedas de datasets relacionados con audios calificados por emociones.

En Kaggle existen datasets oficiales creados por grandes organizaciones, y otros creados por usuarios de la plataforma. La mayoría de los datasets son de libre acceso, por lo que tenemos la posibilidad de descargarlos y utilizarlos para nuestros propios proyectos.

En este caso, se ha optado por utilizar un dataset creado por un usuario accesible en el siguiente enlace: <https://www.kaggle.com/uldisvalainis/audio-emotions>. Este dataset es una recopilación de varios datasets similares creados por organizaciones diferentes, que contienen audios grabados por actores interpretando diferentes emociones.

La elección de este dataset se ha realizado por la gran cantidad de audios que contiene, y por tener un número variado de emociones. Estas emociones son: *neutral*, *happy*, *sad*, *angry*, *fearful*, *disgust*, *surprised*.

""" insertar imagen de los audios del dataset """

El dataset contiene un total de 12.798 audios, con una duración de 3 segundos cada uno.

Podemos observar un claro desbalance en la clase *surprised*, que contiene un número muy inferior de audios que el resto de clases. Como no existen restricciones en cuanto a las clases que se quieren clasificar,

se ha optado por eliminar esta clase del dataset, y quedarnos con las 6 clases restantes. De este modo se consigue un dataset más equilibrado, lo cual influirá positivamente en el entrenamiento del modelo.

2.2 Modelo

Una vez se ha seleccionado el dataset, se ha procedido a la creación del modelo.

2.2.1 Estado del arte

Para poder enfocar un problema del que no se tiene conocimiento previo, es necesario realizar una investigación previa sobre el estado del arte, primero, para determinar si es posible resolver el problema, y segundo, para conocer las herramientas que existen para resolverlo. En este caso, se ha realizado una investigación sobre las herramientas que existen para la clasificación de audios.

La solución se supone en principio estar ubicada en el campo de la Inteligencia Artificial, y más concretamente en el campo del *Deep Learning* debido a la dificultad de encontrar patrones en los audios. Es importante saber clasificar nuestro problema dentro de un campo de la Inteligencia Artificial, ya que existen diferentes herramientas para resolver problemas de diferentes campos.

Trabajos relacionados muestran un gran desempeño de la arquitectura conocida como *Transformers* en la clasificación de audios, ya que son capaces de capturar patrones en los audios que otras arquitecturas no son capaces de capturar. Estos *Transformers* son una arquitectura de *Deep Learning* que se ha popularizado en los últimos años, y que ha demostrado un gran desempeño en la clasificación de textos y audios. Por eso, son muy utilizados para tareas relacionadas con el campo del *Natural Language Processing* (NLP), el campo del *Speech Recognition* (SR), el campo del *Speech Synthesis* (SS), y el campo del *Emotion Recognition* (ER).

Desde que en 2017 salió a la luz el artículo *Attention is all you need* [?], en el que se presentaba la arquitectura *Transformer*, se han realizado numerosos trabajos ""trabajo audios griegos"" que han demostrado el gran desempeño de esta arquitectura en la clasificación de textos y audios. Sin embargo, su uso estaba reservado a grandes empresas con grandes recursos, ya que el entrenamiento de estos modelos requiere de una gran cantidad de datos y de una gran capacidad de cómputo.

Además de esto, la gran complejidad que presentaban estos hacía que su uso fuera muy complicado para usuarios con pocos conocimientos en el campo del *Deep Learning*. La aparición de librerías de un mayor nivel de abstracción ha acercado el uso de estas arquitecturas a usuarios con menos conocimientos. Una de las librerías más utilizadas es *Transformers*, desarrollada y mantenida por *Hugging Face*, que ofrece una gran cantidad de herramientas para la carga de modelos pre-entrenados, realizar ajustes finos de estos modelos, procesar datos de entrada, etc. Está pensado para poder ser usado por todo tipo de usuarios, desde usuarios con pocos conocimientos que quieran usar modelos pre-entrenados, usuarios con conocimientos avanzados que quieran realizar un ajuste fino de los modelos pre-entrenados, hasta investigadores que quieran crear sus propios modelos.

2.2.2 Elección del modelo

Una vez se ha realizado una investigación sobre el estado del arte, se ha decidido utilizar un modelo pre-entrenado de los disponibles en la librería *Transformers*. Esta elección no es sencilla debido a la gran cantidad de opciones disponibles y la aparente similitud entre ellas. Para poder elegir el modelo más adecuado, se ha realizado una búsqueda sobre cuáles son los modelos más utilizados en la clasificación de audios.

Tras investigar sobre los modelos más utilizados, se ha decidido utilizar el modelo *Wav2Vec2* [?]. Este modelo ha sido creado por *Facebook AI* específicamente para ser utilizado en tareas de los campos de *Speech Recognition* (SR) y *Audio Classification*. Además, es un modelo popular entre usuarios ""enlace a proyecto clasificación de audios"" de la librería *Transformers*, incluso cuenta con ejemplos de uso en la documentación oficial de la librería.

Por estos motivos, se ha considerado más que apropiado para la resolución del problema que se plantea en este proyecto.

También ha sido empleado otro modelo bastante más grande, el modelo *XLSR-Wav2Vec2* [?]. Es una mejora del modelo "Wav2Vec2", que ha sido entrenado con una gran cantidad de datos de diferentes idiomas. Este modelo ha sido utilizado para la clasificación de audios en diferentes idiomas, y se ha considerado interesante probarlo para la clasificación de audios en español. La elección de este modelo se ha realizado con la finalidad de mejorar los resultados obtenidos con el modelo "Wav2Vec2", ya que es un modelo más versátil para la clasificación de audios en diferentes idiomas. Sin embargo, al ser más complejo requeriría

una mayor capacidad de cómputo para su entrenamiento, además de un mejor ajuste de los parámetros. Al no obtener mejores resultados que el modelo "Wav2Vec2", siendo más exigente computacionalmente, se ha decidido no utilizarlo en la solución final.

2.3 Entrenamiento

Una vez se ha seleccionado el modelo, se ha procedido a realizar el entrenamiento del mismo.

2.3.1 Preparación del entrenamiento

Antes de comenzar el entrenamiento del modelo, es necesario realizar una serie de preparaciones previas. La siguiente elección consiste en decidir qué librería de bajo nivel se va a utilizar para el entrenamiento del modelo. *Transformers* ofrece una documentación muy extensa con multitud de ejemplos en muchos campos, y dentro de estos ejemplos, podemos elegir entre *PyTorch* y *TensorFlow*, dos librerías de bajo nivel muy populares en el campo del *Deep Learning*.

En principio no debe existir diferencia entre utilizar una u otra, ya que ambas librerías ofrecen las mismas funcionalidades. Dependerá de la experiencia del usuario con una u otra, o de la preferencia del usuario. En este caso, se ha optado por utilizar *PyTorch*, ya que es una librería con la que se tiene algo más de experiencia, y además, es la librería que se utiliza en la documentación oficial de *Transformers*. Para un caso de uso en el que se requiera una mayor optimización de la solución, convendría estudiar más en profundidad las diferencias entre ambas librerías, y elegir la que mejor se adapte a las necesidades del usuario.

Una vez se ha elegido la librería de bajo nivel, se ha procedido a la preparación de los datos de entrada. Los datos son en primer lugar descargos en una carpeta local. Esta tarea es sencilla ya que *Kaggle* permite cargar automáticamente los datos desde un script de Python.

Los datos no pueden ser introducidos directamente en la red neuronal, ya que esta espera recibir los datos en un formato específico. Para esto, el modelo ofrece una herramienta que se encarga de procesar los datos de entrada y convertirlos en el formato que espera recibir la red neuronal.

Debemos definir ahora la métrica que vamos a utilizar para evaluar el desempeño del modelo. De este modo podemos calcular lo bien o mal que se comporta el modelo durante el entrenamiento, y podemos comparar diferentes modelos para elegir el que mejor se ajuste a nuestras necesidades.

En este caso, se ha optado por utilizar la métrica *accuracy*, que es la métrica más utilizada en la clasificación de audios. Para esta tarea, de nuevo, existe una librería de *Hugging Face* que facilita la integración de esta métrica en el entrenamiento del modelo.

En este punto, podemos comenzar el entrenamiento del modelo. La librería *Transformers* permite guardar checkpoints del modelo durante el entrenamiento, de modo que podemos parar el entrenamiento en cualquier momento y continuar desde el último checkpoint guardado. Una vez completado el entrenamiento, podemos subir la mejor versión del modelo a la plataforma *Hugging Face* para poder utilizarlo en producción. De este modo nos aseguramos de que el modelo va a estar disponible en cualquier momento, y podemos compartirlo con otros usuarios, además de las ventajas que ofrecen los sistemas de control de versiones.

Las posibilidades de la librería *Transformers* son muy amplias, y permiten realizar ajustes finos del modelo, como por ejemplo, la posibilidad de utilizar diferentes optimizadores, diferentes funciones de pérdida, diferentes métricas, etc. Esto permite que el usuario pueda ajustar el modelo a sus necesidades, y pueda realizar un entrenamiento más eficiente.

En este caso, se ha optado por utilizar las opciones por defecto, e intentar mejorar resultados modificando algunos parámetros como el ratio de aprendizaje o el número de épocas de entrenamiento. Al ser un procesamiento muy costoso, no se ha podido profundizar mucho en este aspecto, pero se ha conseguido un modelo que ofrece una funcionalidad básica.

El modelo final puede ser encontrado en la plataforma *Hugging Face* en el siguiente enlace: https://huggingface.co/antonjaragon/emotions_6_classes_small. Este modelo ha sido entrenado con el dataset descrito en la Sección 2.1, y ofrece una funcionalidad básica de clasificación de audios en 6 clases diferentes. A través del enlace podemos acceder a la documentación del modelo, donde se muestran los resultados, y podemos probar el modelo con audios de prueba.

Por otro lado, aunque no ha sido utilizado en este trabajo, también existe el modelo entrenado con el modelo *XLNet-Wav2Vec2*, que puede ser encontrado en el siguiente enlace: https://huggingface.co/antonjaragon/emotions_6_classes.

2.4 Saturn Cloud

Para el entrenamiento del modelo, se ha hecho uso de los recursos gratuitos que ofrece la plataforma *Saturn Cloud*.

El proceso de entrenamiento de un modelo de *Deep Learning* es muy costoso computacionalmente, y requiere de una gran capacidad de cómputo. Las primeras pruebas se realizaron en un portátil personal con una tarjeta gráfica integrada.

Realizar entrenamientos pesados de varias horas de duración no es viable para un ordenador personal, ya que el desgaste sería muy elevado. Por ello, se han buscado alternativas a probar en este proyecto en concreto. Utilizar servicios de terceros para el entrenamiento de modelos puede no ser viable en muchos casos, debido a que necesitamos cargar los datos en la nube. Esto puede ser un problema si los datos son sensibles, ya que no podemos garantizar la seguridad de los mismos. Sin embargo, al estar utilizando un dataset público, no es un problema cargar los datos en el servidor de entrenamiento.

Además, el coste de utilizar estos servicios puede ser muy elevado, ya que el entrenamiento de un modelo puede durar varias horas, y el coste se calcula en función del tiempo de uso de los recursos. Esta solución no sería la mejor para muchos escenarios, pero en este caso, se ha optado por utilizar los recursos gratuitos que ofrece la plataforma *Saturn Cloud*. La elección se debe a que es una de las pocas plataformas que ofrecen una instancia con GPU en el segmento gratuito. Para nuevos usuarios, contamos con 150 horas de uso de una instancia con GPU, que es más que suficiente para realizar varios entrenamientos del modelo.

3 Despliegue del modelo

Less is more.

LUDWIG MIES VAN DER ROHE

3.1 Problemática y solución

Nos encontramos en esta situación: el modelo ha sido entrenado o está siendo desarrollado por otro equipo. Nuestro trabajo consiste en implementarlo en un entorno de producción para que pueda ser utilizado por los usuarios finales.

Este problema puede ser abordado de varias formas, y la solución estará altamente condicionada por los requisitos del proyecto. Al no tener ningún requisito impuesto para este trabajo, surgen muchos interrogantes cuya respuesta no es trivial:

- **Aspecto final de la solución:** ¿Cómo se va a utilizar el modelo? ¿Qué tipo de interfaz se va a utilizar? ¿Qué tipo de dispositivo se va a utilizar?
- **Requisitos de la solución:** ¿Qué requisitos de rendimiento tiene la solución? ¿Qué requisitos de seguridad tiene la solución? ¿Qué requisitos de escalabilidad tiene la solución?
- **Arquitectura de la solución:** ¿En qué lenguaje se va a implementar la solución? ¿Qué tipo de arquitectura se va a utilizar? ¿Qué tipo de servidores se van a utilizar?

En este caso, se ha optado por simplificar el aspecto final de la solución para centrarnos en la implementación del modelo en un entorno de producción. Se ha decidido crear una interfaz web que permita a los usuarios finales interactuar con el modelo, y una implementación mediante contenedores Docker para facilitar el despliegue en cualquier entorno.

3.2 Enfoque escogido

En un principio se pensó en realizar inferencia en tiempo real, es decir, que la aplicación, una vez iniciada, estuviera grabando continuamente y realizando predicciones. Esta opción sin embargo, no ha podido ser llevada a cabo de forma exitosa debido al tiempo de respuesta que ofrece el servidor en el que se ha desplegado la aplicación.

Además, para implementarlo de forma correcta, habría que añadir diversos mecanismos que ayuden a filtrar los audios y nos permitieran extraer muestras que pudieran ser utilizadas para realizar predicciones. Esto implicaría detección de inicio y fin de actividad vocal, filtrado de silencios, etc. La complicación de este proceso, unido al tiempo de respuesta del servidor, ha hecho que se descarte esta opción.

Finalmente, contamos con una aplicación web que permite a los usuarios finales grabar audios y obtener una predicción de la clase a la que pertenece el audio. La aplicación está pensada para ser utilizada en una sola dirección: el usuario debe iniciar la grabación, grabar un mensaje, parar la grabación y esperar el resultado. Una vez obtenido el resultado, puede volver a grabar otro mensaje.

La aplicación es accesible desde cualquier dispositivo que tenga un navegador web a través de la dirección <https://www.classifier-web.com/>.

3.3 Aplicación web

Una forma sencilla de crear una interfaz que sea accesible desde cualquier dispositivo es crear una aplicación web.

Aunque el modelo creado puede ser integrado utilizando cualquier lenguaje de programación, se ha optado por utilizar Python para la implementación de la aplicación web. Python cuenta con una gran cantidad de librerías que facilitan la implementación de aplicaciones web, como Flask o Django, quizás las más populares.

Se ha optado por utilizar Flask, debido a que es una librería más ligera que Django y a que es más sencilla de utilizar. Además, contamos con cierta experiencia previa en el uso de Flask, lo que nos permite acelerar el desarrollo de la aplicación.

3.3.1 Flask

Flask es un microframework para Python que permite crear aplicaciones web de forma sencilla.

Está diseñado para ser extensible, por lo que es posible añadirle funcionalidades mediante extensiones, aunque en este caso no vamos a utilizar ninguna. Sin embargo, estas extensiones de alto nivel nos abren las puertas a posibles líneas futuras, como lecturas de bases de datos, autenticación de usuarios, etc.

Utilizar Python para la creación web no siempre es la solución idónea, ya que existen otros lenguajes de programación que están más orientados a la creación de aplicaciones web. Sin embargo, si no se tiene experiencia previa en estos lenguajes, o el objetivo es lanzar una aplicación web de forma rápida, Flask es idóneo. No estamos exentos de tener que crear plantillas en otros lenguajes propios de la web, como HTML, CSS o JavaScript, pero Flask nos permite crear una aplicación web funcional en muy poco tiempo.

3.3.2 Estructura de la aplicación

La estructura de la aplicación es muy sencilla, y se puede ver en la figura `"""poner figura"""`

Primero el modelo es cargado en memoria, y se crea una instancia de Flask.

El modelo es cargado en memoria para evitar tener que cargarlo cada vez que se realiza una predicción, lo que se traduciría en un aumento del tiempo de respuesta de la aplicación. Esto puede ralentizar sin embargo el arranque de la aplicación, pero es una operación que se realiza una única vez, por lo que no es un problema.

Posteriormente se crean las rutas de la aplicación, que son las direcciones a las que se puede acceder desde un navegador web.

Contamos con la ruta principal, que es la que se utiliza para cargar la página principal de la aplicación, y la ruta de predicción, que es la que se utiliza para realizar las predicciones.

La ruta principal simplemente carga un fichero HTML que contiene el código de la página principal.

La ruta de predicción es llamada internamente mediante una petición POST cuando un usuario termina una grabación. La grabación se guarda localmente en el servidor momentáneamente para que el modelo pueda realizar la predicción sobre ella, y posteriormente se borra, por cuestiones de espacio y privacidad.

3.3.3 Interfaz web

El desarrollo de interfaces web es un mundo aparte, y no es el objetivo de este trabajo crear una interfaz especialmente atractiva, sino más bien que nos proporcione la funcionalidad básica. Existen desarrolladores especializados únicamente en el desarrollo de interfaces web, y es un campo que requiere de un conocimiento muy amplio, además de experiencia.

Debido a tratar esta parte como algo secundario, sumado a la falta de conocimiento acerca del manejo de audios en la web, se ha optado por basar la interfaz en trabajo previo realizado por otros desarrolladores. En concreto, este proyecto ha utilizado como base `"""insertar referencia a la interfaz web"""`.

La interfaz web es muy sencilla, y se puede ver en la figura `"""poner figura"""`. Contiene lo básico para que un usuario pueda realizar la grabación de un audio y obtener una predicción de la clase a la que pertenece el audio.

3.4 Aplicación Flask en producción

Flask integra un servidor web de desarrollo, que es el que se utiliza por defecto cuando se lanza la aplicación, llamado Werkzeug. Este servidor es muy sencillo de utilizar, pero no está pensado para ser utilizado en producción, ya que no está optimizado para ello.

3.4.1 Gunicorn

Para lanzar la aplicación en producción, se ha optado por utilizar Gunicorn, un servidor web HTTP WSGI para Python. Es uno de los servidores más utilizados para lanzar aplicaciones Flask en producción, y es el que se recomienda en la documentación oficial de Flask.????????????

Gunicorn es un servidor web que se encarga de gestionar las peticiones HTTP que llegan a la aplicación, y de lanzar procesos de la aplicación para atender estas peticiones. Esto permite que la aplicación pueda atender varias peticiones simultáneamente, lo que se traduce en un aumento del rendimiento de la aplicación.

Para lanzar un servicio Flask con Gunicorn, simplemente hay que ejecutar el siguiente comando: ""
Insertar comando ""

Este comando lanzará un servidor web en el puerto 8000, que es el puerto por defecto de Gunicorn.

El siguiente paso es configurar un servidor web que actúe como proxy inverso, para que las peticiones HTTP que lleguen al servidor web sean redirigidas al servidor Gunicorn.

3.4.2 Traefik

Para configurar el servidor web que actúe como proxy inverso, se ha optado por utilizar Traefik, un servidor web que permite realizar balanceo de carga y que actúa como proxy inverso.

Aunque Nginx es quizás el servidor web más utilizado para realizar esta tarea, se ha optado por utilizar Traefik principalmente por su facilidad de configuración. Es comentado que Nginx es más rápido que Traefik, a la vez que ofrece más funcionalidades, pero para este caso con una configuración básica es suficiente.

La mayor ventaja que nos ha brindado Traefik es la facilidad de generar certificados SSL para la aplicación, lo que nos permite utilizar HTTPS. Esto es importante, ya que si no se utiliza HTTPS, los navegadores web no permiten acceder al micrófono del dispositivo, lo que hace imposible la grabación de audios.

No es una tarea difícil de realizar correctamente para un desarrollador experimentado mediante un servidor web como Nginx, pero es mucho más sencillo de realizar con Traefik, y además, al contar con poca experiencia en este campo, nos ha permitido solventar este problema de forma rápida y sencilla. Además, Traefik aún está dando sus primeros pasos, y está ganando popularidad entre desarrolladores, por lo que quizás en un futuro sea una alternativa a Nginx también en entornos reales de producción.

"" insertar foto de <https://monitor.classifier-web.com> indicando admin:admin""

3.4.3 Docker

Para facilitar el despliegue de la aplicación en cualquier entorno, se ha optado por utilizar contenedores Docker. Esta tecnología permite encapsular una aplicación y sus dependencias en un contenedor, que puede ser ejecutado en cualquier entorno que tenga instalado Docker. De este modo nos aseguramos que únicamente tenemos que preocuparnos de que el entorno tenga instalado Docker.

Esta tecnología ayuda a eliminar muchos problemas a la hora de desplegar servicios, pero incorpora otros de los que hay que ser conscientes. En particular, Docker presenta un problema de seguridad, ya que los contenedores son ejecutados por defecto con privilegios de root. Esto implicaría que si un atacante consigue acceder al contenedor, puede tener acceso a todo el sistema.

Este problema se ha solventado creando un usuario no privilegiado dentro del contenedor al construir la imagen de la aplicación, y ejecutando la aplicación con este usuario. Sin embargo, las implicaciones de seguridad de Docker son un tema muy amplio y precisamente pueden llegar a ser determinantes para no utilizar esta tecnología en entornos de producción con requisitos de seguridad muy estrictos. No es el caso de este trabajo, pero es un tema que hay que tener en cuenta y debería ser estudiado en profundidad antes de utilizar Docker en entornos de producción.

A pesar de ello, las ventajas que ofrece Docker son muy interesantes, y es una tecnología que ha ganado mucha popularidad en los últimos años. Las principales ventajas que ofrece son las siguientes:

- **Portabilidad:** Docker permite encapsular una aplicación y sus dependencias en un contenedor, que puede ser ejecutado en cualquier entorno que tenga instalado Docker.

- **Escalabilidad:** Docker permite crear múltiples contenedores de una misma aplicación, lo que permite escalar la aplicación de forma horizontal.
- **Aislamiento:** Docker permite aislar una aplicación y sus dependencias en un contenedor, lo que permite que la aplicación no se vea afectada por otras aplicaciones que se estén ejecutando en el mismo entorno.
- **Rapidez:** Docker permite crear imágenes de aplicaciones de forma rápida, lo que permite desplegar aplicaciones en muy poco tiempo.

3.4.4 Docker Compose

Docker Compose es una herramienta que permite definir y ejecutar aplicaciones Docker de forma sencilla. Permite definir las imágenes de los contenedores, las redes, los volúmenes, etc., en un fichero YAML, y ejecutarlos con un único comando.

Es especialmente útil cuando se tienen varias aplicaciones que dependen unas de otras, ya que permite definir todas las aplicaciones en un único fichero. En nuestro caso contamos solo con dos contenedores, pero crear un fichero Docker Compose nos permite definirlos de forma sencilla, construir las imágenes con las dependencias que nosotros definamos y levantar el despliegue con un único comando.

La sintaxis general de un fichero Docker Compose consiste en definir los servicios que se van a utilizar, las imágenes que se van a utilizar para cada servicio, los volúmenes que deben ser creados, las redes, variables de entorno, etc.

En este caso, algunos aspectos a destacar de la definición del fichero son los siguientes:

- **Servicios:** Han sido definidos dos servicios, uno para la aplicación Flask y otro para el servidor Traefik.
- **Imagen:** Se ha utilizado la imagen oficial para el servidor Traefik, y una imagen de Python personalizada con las dependencias necesarias para la aplicación Flask.
- **Volúmenes:** Para el servicio de Traefik se han definido varios volúmenes para almacenar los certificados SSL y la configuración de Traefik.
- **Redes:** No ha sido necesario definir ninguna red, ya que por defecto Docker Compose crea una red interna que es suficiente para que los contenedores se comuniquen entre sí.
- **Variables de entorno:** Han sido definidas varias variables principalmente para el servicio de Traefik, de modo que pueda servir la aplicación Flask con HTTPS.

En el apéndice ?? se puede ver el fichero Docker Compose completo. Además, el proyecto completo está disponible en GitHub, en la siguiente dirección: <https://github.com/antaramol/classifier-web.git>.

3.5 Despliegue

Una vez que la aplicación está lista para ser desplegada, es necesario elegir un entorno de producción.

Varias opciones han sido probadas para este trabajo, ya que no se tenía ninguna restricción en cuanto al entorno de producción. Al no tener un servidor propio, se ha optado por utilizar servicios de terceros, que ofrecen servidores virtuales a un precio muy asequible.

De nuevo, igual que comentábamos en el apartado anterior, no es posible utilizar un ordenador personal para este servicio, ya que debería estar conectado todo el tiempo. Además, existen cada vez más opciones de hosting y es muy interesante utilizarlas, ya que nos permiten centrarnos en el desarrollo de la aplicación y no en la gestión del servidor.

Esta es la principal ventaja, nos olvidamos de gestionar la infraestructura. Además muchos servicios permiten gran facilidad para escalar horizontalmente, lo que nos permite aumentar la capacidad de la aplicación de forma sencilla.

Sin embargo, el principal problema es el coste, ya que estos servicios no son gratuitos. Es un inconveniente que, sobre todo para iniciados en este mundo, puede ser determinante para no utilizar estos servicios.

Varias opciones han sido probadas para este trabajo, ya que cada una de ellas ofrece diferentes opciones y precios.

3.5.1 Amazon Web Services

Amazon Web Services (AWS) es una plataforma de servicios en la nube que ofrece servicios de computación, almacenamiento, bases de datos, etc. Esta ha sido la primera opción probada debido a su gran popularidad y que se contaba con cierto conocimiento previo.

"" Insertar gráfico de popularidad ""

AWS ofrece una gran cantidad de servicios, y es una de las plataformas más completas que existen. Este ha sido el principal problema, ya que está pensado para ser utilizado por empresas que necesitan una gran cantidad de servicios por su fácil integración entre ellos. Como este trabajo solo necesita un servidor virtual, quizás AWS no sea la mejor opción.

En concreto, ha sido probado el servicio EC2, que ofrece servidores virtuales en la nube. Cuenta con una capa gratuita, que permite utilizar un servidor virtual de forma gratuita durante un año, pero con ciertas limitaciones.

La capacidad de cómputo en la capa gratuita es muy limitada, pero es suficiente para probar la aplicación. Sin embargo, el número de horas de uso es limitado, y una vez que se agotan, hay que pagar por cada hora de uso. Esto hace que no sea una opción viable para este trabajo, ya que el coste sería muy elevado. Este segmento está quizás pensado para pruebas puntuales de aplicaciones, pero no para desplegar aplicaciones en producción.

Sin embargo, sirvió para realizar diversas pruebas de funcionamiento, pruebas de rendimiento, etc., y para familiarizarse con este tipo de servicios.

3.5.2 Google Cloud Platform

El resultado es similar al de AWS, ya que Google Cloud Platform (GCP) está enfocado igualmente a grandes proyectos.

Además, la documentación de estos servicios es tan extensa que puede llegar a ser abrumadora para un desarrollador que no esté familiarizado con este tipo de servicios. Una mejor opción para este trabajo es utilizar servicios más sencillos, que estén pensados para pequeños proyectos y que sean más fáciles de utilizar, suavizando así la curva de aprendizaje.

La atracción hacia Google Cloud Platform es que ofrece una gran cantidad de crédito gratuito para utilizar sus servicios, lo que permite utilizarlos de forma gratuita durante un tiempo. El resultado es muy similar a AWS, esta vez se ha utilizado el servicio Compute Engine, que ofrece servidores virtuales en la nube.

3.5.3 VPS

Una opción más sencilla y económica es utilizar un VPS (Virtual Private Server), que es un servidor virtual que se encuentra alojado en un servidor físico. Este tipo de servidores cuentan con una ventaja con respecto a los anteriores, y es que el precio es fijo, y no depende del uso que se haga del servidor.

En concreto, se ha utilizado el servicio de VPS de Contabo, recomendado por un compañero de la universidad. Este servicio ofrece servidores virtuales a un precio muy asequible, y con una gran cantidad de recursos.

Es muy sencillo desplegar una instancia de un servidor virtual, a la que podemos conectarnos mediante SSH. Si a esto le sumamos la facilidad que nos ofrece Docker Compose para desplegar la aplicación, junto con herramientas de edición como VSCode que nos permiten conectarnos y editar los ficheros de la aplicación de forma remota, el resultado es muy satisfactorio.

Contabo además nos ofrece muchas opciones que nos ayudan a perfilar el resultado final. En nuestro caso, se ha utilizado el área de manejo de DNS para configurar el dominio de la aplicación, de modo que podemos otorgarle un nombre más amigable a la aplicación. Contabo permite crear registros DNS de forma sencilla, y además ofrece un servicio de DNS dinámico, que permite asignar un nombre de dominio a una IP dinámica, que es la que nos ofrece el servidor virtual.

"" insertar imagen de dns zone de contabo ""

Para esta aplicación, se ha elegido un servidor de 4 núcleos, 8 GB de RAM y 50 GB de almacenamiento, suficiente para albergar el modelo. Si en un futuro se necesitara más capacidad, se podría escalar horizontalmente, creando más instancias de la aplicación y balanceando la carga entre ellas. Para esta implementación, quizás sería más conveniente estudiar en profundidad los servicios de AWS o GCP, ya que ofrecen más facilidades para escalar horizontalmente, pero para el propósito de este trabajo, es más que suficiente.

4 Conclusiones

If we knew what it was we were doing, it would not be called research, would it?

ALBERT EINSTEIN

Aquí voy a explicar las conclusiones

Índice de Figuras

Bibliografía

- [1] Universidad Internacional de Valencia, *¿cuáles son las aplicaciones de la ia actuales y futuras?*, April 2023.
- [2] Sage Kelly, Sherrie-Anne Kaye, and Oscar Oviedo-Trespalacios, *What factors contribute to the acceptance of artificial intelligence? a systematic review*, *Telematics and Informatics* **77** (2023), 101925.