



UNIVERSIDAD NACIONAL DE CHIMBORAZO
FACULTAD DE INGENIERÍA
CARRERA DE ELECTRÓNICA Y TELECOMUNICACIONES

**Desarrollo de un sistema de detección de covid-19 para el hospital general
Puyo mediante procesamiento de patrones sonoros y temperatura**

Trabajo de Titulación para optar al título de
Ingeniería en Electrónica y Telecomunicaciones

Autor:

Luzuriaga Morán, Dayana Menaly

Tutor:

PhD. Daniel Antonio Santillán Haro.

Riobamba, Ecuador. 2023

DERECHOS DE AUTORÍA

Yo, **Dayana Menaly Luzuriaga Morán** con cédula de 1600482853 autora del trabajo de investigación titulado: **“DESARROLLO DE UN SISTEMA DE DETECCIÓN DE COVID-19 EN EL HOSPITAL GENERAL PUYO MEDIANTE PROCESAMIENTO DE PATRONES SONOROS Y TEMPERATURA”**, certifico que la producción, ideas, opiniones, criterios, contenidos y conclusiones expuestas son de mí exclusiva responsabilidad.

Así mismo, cedo a la Universidad Nacional de Chimborazo, en forma no exclusiva, los derechos para su uso, comunicación pública, distribución, divulgación y/o reproducción total o parcial, por medio físico o digital; en esta cesión se entiende que el cesionario no podrá obtener beneficios económicos. La posible reclamación de terceros respecto de los derechos de autor (a) de la obra referida, será de mi entera responsabilidad; librando a la Universidad Nacional de Chimborazo de posibles obligaciones.

En Riobamba ,14 de abril de 2023



Dayana Menaly Luzuriaga Morán

C.I: 1600482853

DICTAMEN FAVORABLE DEL TUTOR Y MIEMBROS DE TRIBUNAL

Quienes suscribimos, catedráticos designados, Tutor y Miembros del Tribunal de Grado para la evaluación del trabajo de investigación DESARROLLO DE UN SISTEMA DE DETECCIÓN DE COVID-19 EN EL HOSPITAL GENERAL PUYO MEDIANTE PROCESAMIENTO DE PATRONES SONOROS Y TEMPERATURA, presentado por DAYANA MENALY LUZURIAGA MORÁN con cédula de identidad 1600482853, certificamos que recomendamos la APROBACIÓN de éste con fines de titulación. Previamente se ha asesorado durante el desarrollo, se ha revisado y evaluado el trabajo de investigación escrito y además escuchada la sustentación por parte de su autor; no teniendo más nada que observar.

De conformidad a la normativa aplicable firmamos, en Riobamba el 14 de abril de 2023

PhD. Leonardo Fabián Rentería Bustamante

MIEMBRO DEL TRIBUNAL DE GRADO



PhD. Antonio Manuel Meneses Freire

MIEMBRO DEL TRIBUNAL DE GRADO



PhD. Daniel Antonio Santillán Haro

TUTOR



CERTIFICADO DE LOS MIEMBROS DEL TRIBUNAL

Quienes suscribimos, catedráticos designados Miembros del Tribunal de Grado para la evaluación del trabajo de investigación **Desarrollo de un sistema de detección de Covid-19 para el Hospital General Puyo mediante procesamiento de patrones sonoros y temperatura**, presentado por **Dayana Menaly Luzuriaga Morán**, con cédula de identidad número 1600482853, bajo la tutoría de **PhD. Daniel Antonio Santillán Haro**; certificamos que recomendamos la APROBACIÓN de este con fines de titulación. Previamente se ha evaluado el trabajo de investigación y escuchada la sustentación por parte de su autor; no teniendo más nada que observar.

De conformidad a la normativa aplicable firmamos, en Riobamba 14 de abril del 2023

Presidente del Tribunal de Grado
PhD. Carlos Peñafiel

A large, stylized handwritten signature in blue ink, written over a horizontal line.

Miembro del Tribunal de Grado
PhD. Leonardo Rentería

A smaller, more compact handwritten signature in blue ink, written over a horizontal line.

Miembro del Tribunal de Grado
PhD. Antonio Meneses

A small, circular handwritten signature in blue ink, written over a horizontal line.



CERTIFICACIÓN

Que, **DAYANA MENALY LUZURIAGA MORÁN** con CC: **1600482853**, estudiante de la Carrera **ELECTRÓNICA Y TELECOMUNICACIONES, NO VIGENTE**, Facultad de **INGENIERÍA**; ha trabajado bajo mi tutoría el trabajo de investigación titulado "**DESARROLLO DE UN SISTEMA DE DETECCIÓN DE COVID-19 EN EL HOSPITAL GENERAL PUYO MEDIANTE PROCESAMIENTO DE PATRONES SONOROS Y TEMPERATURA**", cumple con el **1 %**, de acuerdo al reporte del sistema Anti plagio **URKUND**, porcentaje aceptado de acuerdo a la reglamentación institucional, por consiguiente autorizo continuar con el proceso.

Riobamba, 09 de marzo del 2023



firmado electrónicamente por:
DANIEL ANTONIO
SANTILLAN HARO

PhD. Daniel Antonio Santillán Haro

TUTOR TRABAJO DE INVESTIGACIÓN

DEDICATORIA

Encomienda al SEÑOR tus obras, y tus pensamientos serán afirmados.

PROVERBIOS 16:3

Quiero dedicar estas palabras a Dios, quien ha sido mi fuente de motivación, mi guía y mi fortaleza en todo momento. Agradezco a Dios por su preciosa voluntad y fidelidad hacia mí, lo cual ha sido evidente en cada paso de mi camino hasta el día de hoy. Le doy gracias a Dios por llevarme hasta aquí, y le ruego que continúe guiándome en el futuro. ¡Ebenezer!

A mis padres, Julio y Mirian, por su amor incondicional, dedicación, paciencia y esfuerzo, que han sido fundamentales para que pudiera cumplir mi gran sueño. Desde un inicio, depositaron en mí su confianza y esperanzas, y siempre me han enseñado con su ejemplo que con esfuerzo y sacrificio se pueden alcanzar las metas que uno se propone en la vida. Han sabido afrontar con valentía y determinación cada situación, ya sea fácil o difícil, confiando en Dios, y eso es algo que siempre me ha inspirado. Gracias, mamá y papá, por todo lo que han hecho por mí.

A mi hermana Anahis que a pesar de nuestras diferencias siempre hemos estado juntas, gracias por tu preocupación y atención a cada paso y meta que alcanzaba con el proyecto.

A mi familia por sus llamadas telefónicas, palabras de alientos, detalles que me ayudaron a continuar en el proceso de estudio y luego con la tesis, nunca faltó un sentido de preocupación de su parte, gracias.

A mi amiga Fabiana Briceño y su mamá por acogerme en su hogar en todo el tiempo que tuve que quedarme en Riobamba, por su apoyo, consejo y amistad incondicional.

Finalmente quiero dedicar a mis queridos docentes de la Universidad Nacional de Chimborazo que me impartiendo todo su conocimiento y me guiaron en todo el proceso de aprendizaje, especialmente al Ing. Daniel Santillán al aceptar ser mi tutor e impulsar la realización de este interesante tema.

Para A&A

Dayana Menaly Luzuriaga Morán

AGRADECIMIENTO

*El corazón del hombre traza su rumbo,
pero sus pasos los dirige el SEÑOR.*

Proverbios 16:4

Primero que todo, deseo expresar mi agradecimiento a mi Padre Celestial por darme la oportunidad de llevar a cabo este trabajo de investigación. Él nunca me ha abandonado y ha estado conmigo en todo momento, incluso cuando sentía que no podía continuar. Siempre me proporcionó las personas adecuadas y las oportunidades para darme ánimo y seguir adelante con mi trabajo. Quiero expresar mi agradecimiento a mis padres, Mirian y Julio, por su apoyo incondicional. Sin su ayuda económica y moral, no hubiera sido posible completar este trabajo. Agradezco por estar siempre presentes y brindarme palabras de aliento en los momentos más difíciles. También quiero agradecer a mis tíos, Rodrigo, Marni, Mauricio y Martha, por abrirme las puertas de su hogar y permitirme llevar a cabo mi proyecto de investigación. Estuvieron pendientes de mi proceso de estudio y les estoy muy agradecido.

Mi agradecimiento también al Hospital Puyo y al personal de emergencia que me permitieron realizar la toma de muestras de voz, tos y temperatura a los pacientes que asistían a la zona de triaje. Agradezco especialmente al departamento de laboratorio, en particular a la patóloga Rebeca Vallejo por toda la información proporcionada para llegar a los pacientes clave con COVID-19. A mis querido compañeros y amigos de la carrera de Electrónica y telecomunicaciones que me acompañaron en todo el proceso de estudio; con especial cariño a mis queridas amigas Samy y Ceci que estuvieron conmigo en las buenas y las malas.

Quiero agradecer de manera especial al ingeniero José García, responsable técnico del laboratorio eléctrico, por su guía y estímulo en el desarrollo de este trabajo.

Finalmente, quisiera expresar mi gratitud a mi iglesia ICBM, en particular a Blanquita, por sus oraciones y palabras de apoyo durante todo el proceso de estudio y desarrollo de la tesis. Nada de lo que he logrado habría sido posible sin el amor y aliento que recibí de todos ustedes.

Les doy las gracias infinitas a todos y a Dios por tenerlos en mi vida. Este trabajo es el resultado de un sinfín de actividades y agradezco por inspirarme a continuar.

Dayana Menaly Luzuriaga Morán

ÍNDICE GENERAL

CAPÍTULO I	16
1. INTRODUCCIÓN.....	16
1.1. Planteamiento del problema.....	17
1.2. Formulación del problema.....	18
1.3. Justificación.....	18
1.4. OBJETIVOS.....	19
1.4.1. OBJETIVO GENERAL.....	19
1.4.2. OBJETIVOS ESPECÍFICOS	19
CAPÍTULO II.....	20
2. ESTADO DEL ARTE.....	20
2.1. Antecedentes.....	20
Algoritmos de clasificación de sonidos	22
2.2. Tos.....	26
2.3. Voz humana.....	26
2.4. Temperatura corporal	27
2.5. Inteligencia artificial	27
2.6. Redes neuronales.....	27
2.7. Deep learning	27
2.8. Tensor Flow (sistema de aprendizaje automático).....	28
2.9. Keras.....	28
2.10. Espectrograma	28
2.11. Materiales	29
2.11.1. Controlador Raspberry Pi – 4	30
2.11.2. Cámara térmica MLX90640-D55.....	31
2.11.3. Hi-Fi Sound Card HAT.....	32
2.11.4. Sensor APDS-9930	33
2.12. PROGRAMAS UTILIZADOS.....	34
2.12.1. Python	34
2.12.2. Base de Datos.....	34
2.12.2.2. Google drive.....	35
CAPÍTULO III.....	36
3. METODOLOGÍA	36
3.1. Tipo de investigación	36
3.2. Enfoque de la investigación	36

3.3.	Alcance de la investigación.....	36
3.4.	Diseño de la investigación.....	37
3.5.	Métodos y técnicas de la investigación.....	37
3.5.1.	Métodos de la Investigación.....	37
3.5.2.	Técnicas de recolección de datos.....	38
3.6.	Instrumentos de recolección de datos.....	38
3.7.	Población y muestra.....	39
3.7.1.	Población.....	39
3.7.2.	Muestra.....	39
3.7.2.1.	Cálculo de la muestra.....	39
3.8.	HIPOTESIS Y VARIABLES.....	40
3.8.1.	Hipótesis nula H_0 :.....	40
3.8.2.	Hipótesis alterna H_a :.....	40
3.8.3.	Operacionalización de variables.....	41
3.9.	PROCESAMIENTO Y ANÁLISIS.....	42
	Sonido de la voz y tos.....	45
	CAPÍTULO IV.....	74
4.	RESULTADOS Y DISCUSIÓN.....	74
4.1.	Desarrollo del algoritmo de respuesta.....	75
4.1.1.	Diagramas de convolución de sonido de tos.....	75
4.1.2.	Diagrama de convolución de grabaciones de pacientes del sonido de la voz.....	76
4.1.3.	Espectrograma MEL.....	77
4.1.4.	Pérdida.....	77
4.1.5.	Precisión.....	78
4.1.6.	Tasa de recuento de datos.....	79
4.2.	INTERPRETACIÓN Y ANÁLISIS DE LOS DATOS.....	80
4.2.1.	Resultados del algoritmo de procesamiento de datos.....	80
4.2.2.	Modelo matemático:.....	81
4.2.3.	Nivel de significancia.....	81
4.2.4.	Grados de libertad.....	81
4.3.	Página Web.....	85
	CAPÍTULO V.....	86
5.	CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES.....	86
5.1.	CONCLUSIONES.....	86
	BIBLIOGRAFÍA.....	88
	ANEXOS.....	93

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1. Sistema de ayuda al diagnóstico basado en IA propuesto	23
Figura 2. Flujo de trabajo para el procesamiento de audio de tos.....	24
Figura 3. Arquitectura basada en el reconocimiento de la tos para detención de Covid-19....	25
Figura 4. Arquitectura de entrenamiento realizada para la red neuronal	26
Figura 5.- Tipos de espectrogramas	29
Figura 6. Dispositivo de adquisición de audio basado en Raspberry Pi-4.....	39
Figura 7. Proceso de entrenamiento.....	42
Figura 8. Diagrama de flujo de algoritmo de Deep learning	43
Figura 9.- Diagrama de bloques de análisis de audio	44
Figura 10. Señal temporal de sonido de tos persona sana filtrada.	46
Figura 11. Energía y RMSE de la onda de sonido de tos de persona saludable	46
Figura 12.- Transformada de Fourier de sonido de tos persona saludable	47
Figura 13. Espectrograma MEL de sonido de tos de persona saludable	48
Figura 14. Espectrograma de sonido de tos sana en software.....	49
Figura 15.- Amplitud vs tiempo del sonido de la voz de persona saludable	49
Figura 16.Onda de sonido de voz con Energía y RMSE	50
Figura 17.Transformada de Fourier FFT de sonido de voz de persona sana.....	50
Figura 18. Espectrograma MEL de sonido de voz de persona saludable	51
Figura 19. Espectrograma de sonido de voz de persona saludable con Software.....	51
Figura 20. Señal temporal de sonido de tos persona con Gripe filtrada	52
Figura 21. Onda de sonido de tos de persona con gripe, Energía y RMSE	52
Figura 22. Transformada de Fourier FFT de sonido de tos Gripe	53
Figura 23. Espectrograma MEL de sonido de tos Gripe con Python.....	54
Figura 24. Espectrograma de sonido de tos de persona con Gripe en Software	54
Figura 25. Señal temporal de sonido de voz Gripe	55
Figura 26. Onda de sonido de voz de persona con gripe, Energía y RMSE.....	55
Figura 27. Transformada de Fourier de sonido de voz Gripe	56
Figura 28. Espectrograma MEL de sonido de voz Gripe con Python	56
Figura 29. Espectrograma de sonido de voz Gripe en Software.....	57
Figura 30. Señal temporal de sonido de tos Covid filtrada.....	58
Figura 31. Onda de sonido de tos COVID, Energía y RMSE.....	58
Figura 32.Transformada de Fourier FFT de sonido de tos de persona con Covid.....	59
Figura 33.Espectrograma MEL de sonido de tos Covid con Python.....	60

Figura 34. Espectrograma de sonido de tos Covid en Software	61
Figura 35. Señal temporal de sonido de voz Covid filtrada.....	61
Figura 36. Onda de sonido de voz de persona con COVID, Energía y RMSE	62
Figura 37. Transformada de Fourier FFT de sonido de voz de persona con Covid	62
Figura 38. Espectrograma MEL de sonido de voz de persona Covid con Python.....	63
Figura 39. Espectrograma de sonido de voz de persona con Covid en Software	64
Figura 40.- Representación de señales de pacientes saludables, Gripe y Covid (A) muestra las señales en el dominio del tiempo; (B) muestra el espectrograma Mel de tiempo-frecuencia representación.	65
Figura 41. Representación de señales de tos de pacientes saludables , Gripe y Covid (A) muestra las señales en el dominio del tiempo; (B) muestra el espectrograma Mel de tiempo- frecuencia representación.....	67
Figura 42. Imagen térmica de paciente saludable	69
Figura 43. Histograma persona sana	69
Figura 44. Histograma BGR de persona saludable	70
Figura 45. Imagen térmica de paciente Gripe	70
Figura 46. Histograma de colores grises persona gripe	71
Figura 47. Histograma BGR de persona con Gripe	71
Figura 48. Imagen térmica de paciente Covid	72
Figura 49. Histograma de colores grises persona Covid	72
Figura 50. Histograma BGR de persona con Covid	73
Figura 51. Interfaz de usuario propuesta para la adquisición de datos.	74
Figura 52. Convolución de sonido de tos de personas COVID-Sano-gripe	75
Figura 53. Convolución sonido de la voz COVID-Sano-gripe.....	76
Figura 54. Convolución de espectrogramas de audio	77
Figura 55. Pérdida de entrenamiento del algoritmo.....	77
Figura 56. Precisión entre el algoritmo de aprendizaje y clasificación.	78
Figura 57. Curvas de recuento de muestras en las etapas de aprendizaje y análisis.....	79
Figura 58. Función generadora de resultados en formato CSV.....	80
Figura 59. Valores de interpretación del coeficiente de correlación	83
Figura 60. Curva ROC del sistema de detección Covid-19.....	84
Figura 61. Página web para la socialización de los resultados	85

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1.- Descripción de características de Raspberry Pi – 4.....	30
Tabla 2.- Descripción de características de MLX90640-D55	31
Tabla 3.- Descripción de características de Hi-Fi Sound.....	32
Tabla 4.- Descripción de características de Sensor APDS-9930	33
Tabla 5. Operacionalización de variables.	41
Tabla 6. Comparativa entre parámetros del sonido de tos sano, gripe, Covid.....	66
Tabla 7. Comparativa entre parámetros de espectrogramas MEL sonido de voz sano, gripe, Covid.....	68
Tabla 8. Resultados obtenidos a través del algoritmo de clasificación por redes neuronales.	80
Tabla 9. Prueba chi-cuadrado	81
Tabla 10. Coeficiente de correlación de Kendall.....	82
Tabla 11.- Cálculo de área bajo la curva con respecto Curva ROC	84
Tabla 12.- Cálculo coordenadas de la curva	84

ÍNDICE DE ECUACIONES

Ecuación 1. Cálculo de la muestra.....	39
Ecuación 1. Modelo matemático para la validación de hipótesis.....	81
Ecuación 2. Grados de libertad para la validación de la hipótesis.....	81
Ecuación 3. Coeficiente de contingencia.....	82

RESUMEN

En esta investigación se desarrolló un sistema de detección de COVID-19 para el Hospital General Puyo utilizando procesamiento de patrones sonoros y temperatura. Se determinaron los atributos característicos en grabaciones de tos, voz e imágenes térmicas para diferenciar a pacientes sanos, con gripe o COVID-19 mediante un algoritmo de aprendizaje profundo. Se recolectaron grabaciones de sonido y temperatura para cada tipo de paciente y se filtraron y analizaron con transformada de Fourier para obtener espectrogramas MEL. La imagen térmica de cada paciente fue analizada con histograma de color. Se construyó un algoritmo de respuesta utilizando parámetros de diferentes rangos de colores, niveles de frecuencia y decibelios. Se planteó un sistema de clasificación que trabaja en conjunto con el algoritmo de aprendizaje profundo. El sistema se desarrolló en Python con un ordenador de bajo costo basado en Raspberry Pi-4 con micrófonos y cámara térmica. El algoritmo basado en redes neuronales fue capaz de analizar la combinación de atributos característicos de patrones de voz, tos y temperatura con un porcentaje que contribuirá como soporte en la detección de COVID-19. La página web móvil presentará los resultados del diagnóstico efectuado por el algoritmo para identificar o descartar a los individuos infectados de manera rápida sin recurrir a pruebas de laboratorio

Palabras clave: detección, COVID-19, atributos característicos, algoritmo, aprendizaje profundo, Raspberry Pi-4.

ABSTRACT

In this research, a COVID-19 detection system was developed for the General Hospital Puyo using sound pattern and temperature processing. Characteristic attributes determined in recordings of cough, voice, and thermal images to differentiate healthy, flu, and COVID-19 patients through a deep learning algorithm. Sound and temperature recordings collected for each patient type, and they filtered and analyzed using Fourier transform to obtain MEL spectrograms. The thermal image of each patient analyzed with a color histogram. A response algorithm constructed using parameters of different color ranges, frequency levels, and decibels. A classification system proposed that works in conjunction with the deep learning algorithm. The system developed in Python with a low-cost computer based on Raspberry Pi-4 with microphones and thermal camera. The neural network-based algorithm was able to analyze the combination of characteristic attributes of voice, cough, and temperature patterns with a percentage that will contribute as support in COVID-19 detection. The mobile web page will present the results of the diagnosis made by the algorithm to quickly identify or rule out infected individuals without resorting to laboratory tests.

Keywords: detection, COVID-19, characteristic attributes, algorithm, deep learning, Raspberry Pi-4



Firmado electrónicamente por:
MARITZA DE LOURDES
CHAVEZ AGUAGALLO

Reviewed by:
Mgs. Maritza Chávez Aguagallo
ENGLISH PROFESSOR
c.c. 0602232324

CAPÍTULO I

1. INTRODUCCIÓN.

En los últimos años debido a la pandemia de COVID-19 el mundo se ha visto en la necesidad de desarrollar sus actividades cotidianas de una manera inusual por varias razones derivadas de la infectividad del virus SARS-COV-2, la necesidad de un diagnóstico confiable es parte del día a día dado que los sistemas de salud se ven en la necesidad de conocer la presencia de la enfermedad en la población, para desarrollar estrategias de prevención y mitigar los contagios de la nueva enfermedad [1].

Actualmente existen varios métodos de laboratorio que identifican a las personas portadoras del virus como las pruebas PCR (reacción de cadena polimerasa) y de hisopado [2], se requieren de muestras biológicas en algunos casos invasivas para analizarlas en laboratorio y emitir un diagnóstico, por ello surge la necesidad de adoptar otros métodos confiables que minimicen las demoras en la identificación de individuos portadores de la nueva enfermedad.

En la mayoría de las personas la infección de COVID-19 causa síntomas perceptibles sin embargo los sentidos del ser humano son limitados, pero gracias al desarrollo tecnológico existen varios métodos que involucran sensores que permiten adquirir datos de manera confiable, como los métodos que involucran redes neuronales y aprendizaje profundo (Deep learning) [3]

Por eso, este trabajo busca desarrollar un sistema de detección de la nueva enfermedad que mediante el uso de tecnología de redes neuronales permita dictar un diagnóstico confiable de manera eficiente mediante la adquisición y análisis de datos de voz, tos y temperatura contribuyendo con el personal de salud del hospital general puyo y simplificando la identificación de pacientes infectados.

El sistema se constituirá por sensores de sonido y temperatura para adquirir los datos y un módulo computacional programado con un algoritmo para el análisis de sus atributos, de este modo la salida del sistema será un criterio de positividad o negatividad según sea el caso en una aplicación móvil cuyo uso está enfocado al personal de la salud.

El objetivo principal de este trabajo es constituir un sistema que logre detectar la presencia de la enfermedad mediante el análisis de atributos sonoros de la tos y la voz, y

parámetros característicos de temperatura por medio de herramientas tecnológicas, garantizado el bienestar del paciente y la seguridad del personal de salud.

1.1.Planteamiento del problema.

El surgimiento del virus SARS COV-2 causante de la pandemia de COVID-19 ocasionó muchos problemas en los establecimientos de salud pública, el diagnóstico oportuno es de suma importancia para aportar tratamientos que mejoren la calidad de vida de los pacientes y eviten complicaciones que pueden poner en riesgo su vida. La posibilidad de COVID-19 debe considerarse en cualquier persona con fiebre y síntomas respiratorios.

Aunque la tos y la disnea (dificultad respiratoria) se consideran las características respiratorias clásicas del COVID-19, otros síntomas respiratorios como el dolor de garganta, la rinorrea y la congestión nasal se notifican con frecuencia y son los únicos síntomas de presentación[4]. A nivel nacional el diagnóstico se los realiza con pruebas PCR que suponen un elevado costo para los pacientes que además de ser invasivas aumentan el riesgo de contagio por el contacto físico que suponen existen, también pruebas rápidas que son de menor costo no tienen gran precisión en la detección del virus [5].

Por otro lado, es importante que las dependencias de salud lleven un registro histórico de contagios que permita conocer la evolución de la enfermedad y su transmisión en la población, con el diagnóstico tradicional existen demoras por el tiempo que toma el análisis en laboratorio además del registro correspondiente lo que hace que las estadísticas que tiene el sistema de salud respecto a COVID-19 no sean del todo confiables [6].

Lo más adecuado es que el diagnóstico se lleve a cabo con técnicas no invasivas, que eviten el contacto directo de los pacientes con el personal de salud y que generen un registro histórico confiable automáticamente, a nivel internacional existen sistemas de detección que aún se encuentran en desarrollo y han sido de gran ayuda en el control de la pandemia, estas tecnologías únicamente están disponibles en países desarrollados y a nivel de Latinoamérica aún no han sido implementados [7].

Gracias al desarrollo tecnológico en la actualidad existen diferentes clases de sensores capaces de medir cualquier parámetro de forma precisa, prácticamente se pueden adquirir

datos de todo tipo de forma fácil y rápida, muchos parámetros vitales de los seres humanos son medibles como el pulso cardiaco, la saturación de oxígeno en la sangre, el nivel de glucosa. Estos signos en la medicina han sido aprovechados para conocer el estado de salud de las personas [8].

Teniendo en cuenta el avance tecnológico en sensores y sistemas de adquisición de datos es oportuno aprovecharlos en el procesamiento de atributos de temperatura corporal y señales de audio de la voz y la tos de los pacientes para desarrollar estrategias de detección eficientes, sin contacto físico [9], para colaborar en la prevención del contagio del personal de salud, por esto la presente investigación se orientó en desarrollar un sistema informático a través de Deep learning.

Mediante todo este análisis detecta a los potenciales contagiados con el virus mediante la clasificación y el análisis de muestras de audio e imágenes térmicas. El sistema de detección de COVID-19 desarrollado permite conocer el diagnóstico en poco tiempo y tener un registro histórico de contagios útil para el personal de salud para desarrollar estrategias efectivas a nivel de los pacientes y la población en general.

1.2. Formulación del problema.

¿El desarrollo de un sistema de detección de Covid-19 para el Hospital General Puyo mejorará la detección de personas infectadas con la nueva enfermedad, a través del procesamiento de patrones sonoros y temperatura?

1.3. Justificación

Debido a la proliferación del virus COVID-19 el sistema de salud nacional ha enfrentado muchos retos para prevenir nuevos contagios, uno de los más grandes desafíos en hacer frente a la pandemia desde un inicio fue el diagnóstico que se realiza en laboratorios preparados con equipos especializados e insumos específicos a un elevado costo [10]. Otro factor que complica el diagnóstico es el tiempo que se requiere para analizar las pruebas PCR aplicados lo cual dificulta las tareas del personal de salud al no conocer la condición de sus pacientes [11].

Teniendo en cuenta estos aspectos se propone la creación de un sistema de detección de COVID-19 mediante el análisis de patrones sonoros de voz y tos e imágenes térmicas para brindar una alternativa de diagnóstico rápida que facilite el accionar de médicos y

enfermeras con los pacientes infectados, esto se logra con la interacción de nuevas tecnologías que hacen uso de la inteligencia artificial con algoritmos de reconocimiento que se constituyen a partir de un sistema de aprendizaje autónomo basado en retroalimentación.

Esta investigación contribuye a mejorar la calidad del sistema de salud disminuyendo el tiempo de respuesta en los hospitales ante las infecciones por el virus SARS COV-2, bajando el grado de exposición del personal médico y agilizando las tareas de reconocimiento y registro estadístico de pacientes, además al ser una propuesta novedosa, sirve como un precedente que fomenta el uso de alternativas tecnológicas enfocadas al bienestar de la población que pueden ser aplicadas en distintas ramas de la salud.

1.4.OBJETIVOS

1.4.1. OBJETIVO GENERAL

Desarrollar un sistema de detección de Covid-19 para el Hospital General Puyo mediante procesamiento de patrones sonoros y temperatura.

1.4.2. OBJETIVOS ESPECÍFICOS

- Determinar los atributos característicos en los patrones sonoros de las grabaciones de tos, de la voz y temperatura de pacientes COVID-19 que permitan diferenciarlos de los de personas sanas.
- Recopilar las grabaciones de patrones sonoros de los pacientes COVID – 19 para el procesamiento de la información y contraste con los patrones sonoros de personas sanas.
- Desarrollar un algoritmo basado en redes neuronales que mediante el análisis de la combinación de atributos característicos de patrones de voz, tos y temperatura contribuya como soporte en la detección de COVID-19.
- Diseñar un modelo de página web que sea usado por el personal de la salud donde se presenten los resultados del algoritmo y se identifique o descarte a los individuos infectados con COVID – 19.

CAPÍTULO II

2. ESTADO DEL ARTE

2.1. Antecedentes

La infección causada por el virus SARS-COV2 afecta en gran medida a la respiración y la voz y provoca síntomas que hacen que las voces de los pacientes sean características, creando firmas de audio identificables. Varios estudios previos han sugerido el potencial del uso de la voz como solución de detección. En la investigación de [12], [13], se presenta un conjunto de datos de grabaciones de audio de voz, tos y respiración recogidas de individuos infectados por el virus.

Así como de sujetos no infectados a través de una campaña de adquisición de datos a gran escala. Se describen resultados preliminares para la detección de COVID-19 a partir de patrones de tos utilizando conjuntos de características acústicas estándar, características de dispersión y embebidos de audio profundos extraídos de representaciones de características de bajo nivel [14].

El modelo planteado alcanzó una precisión del 88,52%, una sensibilidad del 88,75% y una precisión del 90,87%, lo que confirma la aplicabilidad de las firmas de audio para identificar los síntomas de coronavirus. Se ofrece un análisis en profundidad de las características acústicas más informativas y se trató de dilucidar los mecanismos que alteran las características acústicas de la tos de las personas con COVID-19 [12].

En otros trabajos, para desarrollar sistemas confiables de clasificación a través de patrones sonoros se utilizó aprendizaje profundo que demuestra un rendimiento prometedor en diversos campos y se ha convertido en una tecnología confiable en la inteligencia artificial. En la investigación de [15] se utilizó Deep learning para clasificar a los pacientes COVID-19 en función del sonido de la tos mediante señales de entornos reales alterados. El modelo planteado tiene en cuenta dos pasos principales.

- El primer paso es la fase de transformación de sonido a imagen que se optimiza mediante la técnica del espectrograma.
- El segundo paso consiste en la extracción de características y la clasificación basada en seis modelos aprendizaje automático. El conjunto de datos utilizado en este trabajo

contiene 1457 muestras de audio (755 de COVID-19 y 702 de sanos). El modelo de reconocimiento tiene una precisión que alcanza el 94,9%.

La precisión es lo suficientemente prometedora para un amplio conjunto de datos etiquetados de tos para probar el potencial de generalización. Los resultados muestran que el modelo de clasificación desarrollado por [15] es más estable para clasificar los sonidos de la tos a partir de un conjunto de datos limitado, con una sensibilidad del 94,44% y una especificidad del 95,37%.

Para la validación, se realizó una comparación de la investigación con un análisis similar. Se encontró que el modelo propuesto es más fiable y preciso que cualquier modelo actual. La precisión de esta investigación sobre la clasificación de pacientes con coronavirus mediante el sonido de la tos es lo suficientemente prometedora como para probar la capacidad de extrapolación y generalización [15].

El diagnóstico clínico actual de COVID-19 requiere un contacto de persona a persona, necesita un tiempo variable para producir resultados y es costoso. Incluso es inaccesible para la población en general en algunos países en desarrollo debido a la insuficiencia de instalaciones sanitarias [16]. Por lo tanto, es vital una solución de bajo coste, rápida y fácilmente accesible para el diagnóstico de la enfermedad. La idea es llegar al desarrollo de un algoritmo para el diagnóstico automatizado y no invasivo de coronavirus utilizando de sonidos de tos y una red neuronal de aprendizaje profundo [17].

Los sonidos de la tos proporcionan información esencial, muestras sobre el comportamiento fisiológico del sistema respiratorio en diferentes condiciones patológicas [18]. Por lo tanto, las características de los sonidos de la tos y la voz tienen el potencial de identificar enfermedades respiratorias como el COVID-19 [19]. En la investigación de [20] se propuso un algoritmo que consta de tres pasos principales:

- a) extracción de características acústicas de las muestras de sonido de la tos
- b) formación de un vector de características
- c) clasificación de las muestras de sonido de la tos utilizando una red neuronal profunda.

El resultado del sistema propuesto por ese autor proporcionó un diagnóstico de probabilidad de COVID-19. Considerando tres vectores de características acústicas:

- a) el dominio del tiempo

b) el dominio de la frecuencia

c) el dominio mixto que es una combinación de características tanto en el dominio del tiempo como en el de la frecuencia.

El rendimiento del algoritmo propuesto se evaluó utilizando muestras de sonido de tos recogidas de pacientes sanos y de COVID-19. Los resultados de este trabajo mostraron que el algoritmo propuesto detecta automáticamente las muestras de tos de coronavirus con una precisión global del 89,2%, 97,5% y 93,8% utilizando vectores de características en el dominio del tiempo, en el dominio de la frecuencia y en el dominio mixto, respectivamente.

El algoritmo desarrollado, junto con su alta precisión, demuestra que puede utilizarse para la identificación rápida o la detección temprana de esta enfermedad. También se compararon estos resultados con los de algunos trabajos de vanguardia como el de [21]. Teniendo en cuenta estos antecedentes se puede trazar el camino adecuado para lograr un sistema de detección de COVID-19 fiable empleando nuevas tecnologías para el beneficio del personal de salud en el Hospital General Puyo.

Algoritmos de clasificación de sonidos

En 2017 se propuso un algoritmo de clasificación de los sonidos pulmonares basado en una red de perceptrones multicapa y características de transformación de Hilbert Huang para el diagnóstico no invasivo de enfermedades pulmonares [19]. El algoritmo se probó utilizando la base de datos R.A.L.E (evaluación radiográfica del edema pulmonar) con un clasificador de perceptrón multicapa y logró una precisión de clasificación promedio del 95,84% [22].

En otra investigación, como se muestra en la figura 1, se propuso un método de clasificación no invasivo de los sonidos respiratorios registrados utilizando un estetoscopio electrónico [23]. Grabaron con este dispositivo 17,930 sonidos pulmonares de 1,630 sujetos. Los resultados mostraron que al usar una red neuronal convolucional (CNN) y una máquina de vectores de soporte (SVM), podían clasificar con precisión los sonidos respiratorios [24].

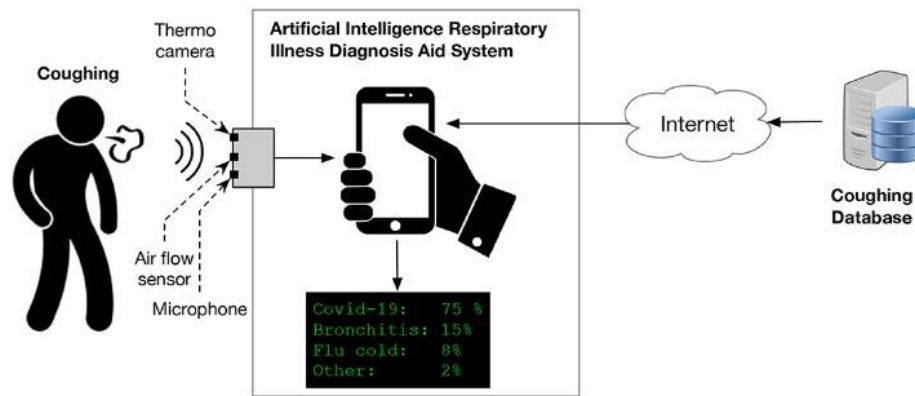


Figura 1. Sistema de ayuda al diagnóstico basado en IA propuesto

Actualmente, se han desarrollado algunos sistemas de IA para detectar enfermedades respiratorias, entre ellos FluSense [25], que es una plataforma que trabaja sin contacto directo con los pacientes, para la vigilancia sindrómica de enfermedades similares a la gripe que se utiliza en las salas de espera de los hospitales, esta captura las señales bioclínicas relacionadas con los síntomas físicos de una enfermedad similar a la gripe de las personas que esperan en los hospitales de manera discreta y sensible a la privacidad.

Algunos investigadores han propuesto un marco novedoso sobre cómo detectar COVID-19 utilizando sensores de teléfonos inteligentes integrados. Sin embargo, su idea aún se encuentra en la fase de conceptualización y todavía no se ha implementado. La solución propuesta está diseñada para ciertos tipos de teléfonos inteligentes, que pueden no estar disponibles y ser asequibles para un gran número de personas. Además, su marco propuesto está diseñado solo para el diagnóstico de coronavirus[26].

En otra investigación del 2020 se han propuesto AI4COVID-19, una aplicación basada en IA [27], que puede diagnosticar y distinguir la tos COVID-19, de otras toses no COVID-19, como la tos ferina y la bronquitis [27]. Han propuesto una herramienta similar, quienes han destacado los beneficios de desarrollar una aplicación de autoevaluación utilizando sonidos respiratorios para el diagnóstico de COVID-19.

Han discriminado las infecciones asintomáticas por el virus, a través del sonido de la tos grabada por medio de teléfonos celulares utilizando cuatro patrones de biomarcadores (fuerza de las cuerdas vocales, sentimiento, desempeño pulmonar y respiratorio y degradación muscular) que son específicos de COVID-19 [28].

En cambio, en otro estudio, han analizado un conjunto de datos de fuentes colaborativas a gran escala de sonidos respiratorios que se recopilaron para ayudar en el diagnóstico de

COVID-19. Llegaron a la conclusión de que es posible distinguir los sonidos de tos de personas con la enfermedad, de la tos saludable utilizando un clasificador binario de aprendizaje automático simple. Esto apunta al potencial de usar sonidos de tos para diagnosticar. El sonido de la tos también se puede utilizar para detectar otras enfermedades respiratorias, dependiendo de los atributos característicos en los patrones de sonido de la tos, según el tipo de enfermedad [29].

Analizar los sonidos de la tos para detectar enfermedades respiratorias en niños. [30] también han investigado el análisis de la tos sonora para clasificar los trastornos respiratorios distintos del COVID-19. Hasta donde se conoce, no se ha propuesto una solución de extremo a extremo para diagnosticar el coronavirus y otros trastornos respiratorios utilizando el sonido de la tos en combinación con otros datos de salud.

Una aplicación desarrollada en Emiratos Árabes, como se muestra en la Figura 2, tiene el propósito de diagnosticar el COVID-19 con el sonido de la tos, debido a que es un sonido típico en esta propuesta a desarrollar un sistema automático que sea capaz de clasificar varios atributos de la tos, como la intensidad de la tos, la frecuencia del tiempo, la energía distribuida o si la tos es húmeda o seca. Diferentes enfermedades respiratorias, como bronquitis, tuberculosis, asma, pueden tener diferentes efectos sobre el sistema.

En esta investigación, también se utilizó un sistema de procesamiento de audio donde se evalúa en cada uno del proceso de duración de esta, según el estado que esté cada persona. En la segmentación que consisten en limpiar el conjunto, de datos de sonidos de tos filtrando todas las interferencias y el ruido ambiental de los fotogramas de audio y manteniendo solo los fotogramas relevantes para la tos de separación de audio consiste en extraer los sonidos de la tos. Existen varios métodos para la separación de fuentes, incluido el Análisis de componentes independientes (ICA).

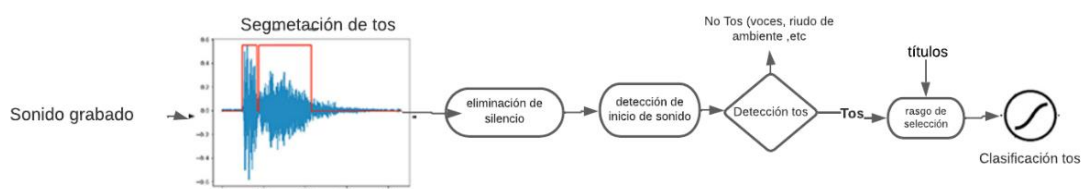


Figura 2. Flujo de trabajo para el procesamiento de audio de tos[28].

La arquitectura del sistema que se muestra en la Figura 2 describe el flujo de trabajo para el procesamiento de audio relacionado con la tos. En la fase de segmentación, se pueden

seleccionar umbrales predefinidos basados en la fisiología de los sonidos de la tos. Los sonidos grabados a menudo contienen fragmentos silenciosos de baja intensidad y ruido de fondo, por lo que es necesario realizar una eliminación de silencios para ahorrar espacio de almacenamiento. Para evaluar la calidad de la señal, se puede calcular la relación señal / ruido (SNR) estimada, mediante la comparación de la potencia de la parte de tos de la señal con la potencia del resto de la señal.

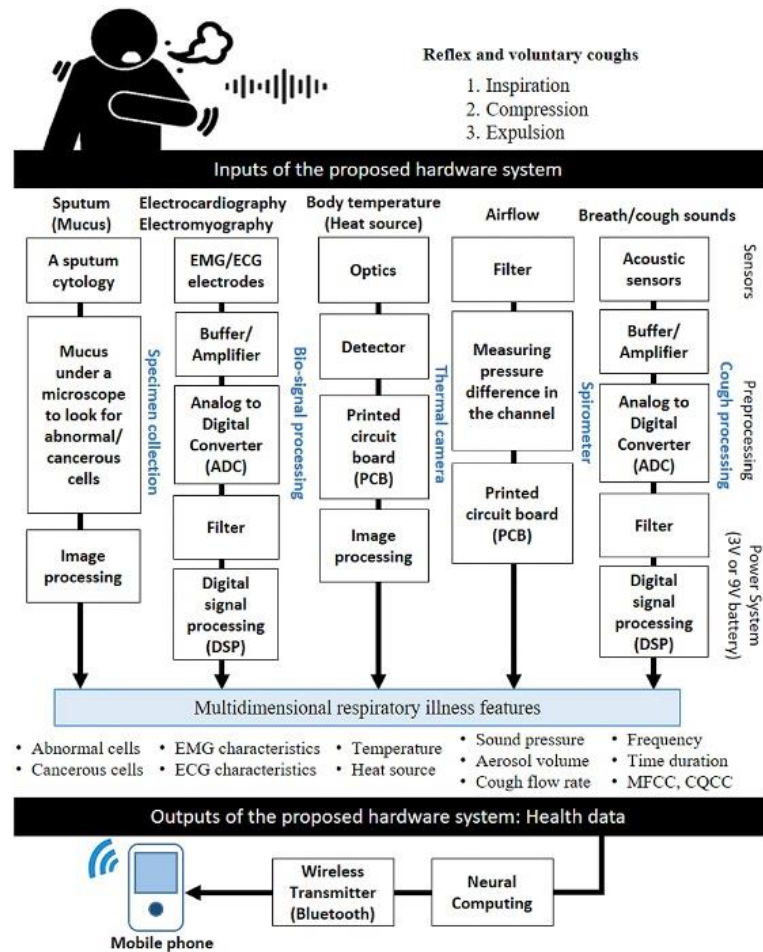


Figura 3. Arquitectura basada en el reconocimiento de la tos para detención de Covid-19[28].

En la Figura 3 muestra la arquitectura de hardware del sistema de bajo costo propuesto para recopilar datos de salud, desde la captura de sonidos de la tos de los pacientes hasta el envío de los datos con el diagnóstico preliminar a los médicos y pacientes. El hardware incluye sensores relevantes para medir varios parámetros, como el sonido de la tos, la respiración, la temperatura corporal, entre otros, y traducirlos en datos de salud pertinentes, como características de señal de audio utilizadas comúnmente en la clasificación de tos. Es necesario el uso de múltiples sensores para obtener información relevante del cuerpo

humano, como cámara térmica, sensor acústico, acelerómetro, micrófono portátil de contacto piezoeléctrico, sensor de flujo de aire y electrodos EMG/ECG.

En un trabajo de titulación llevado a cabo en la carrera de Sistemas de la Universidad de Machala, se desarrolló una aplicación móvil para el reconocimiento de COVID-19 en imágenes de radiografía de tórax [31]. La aplicación se implementó utilizando AndroidStudio y se utilizaron Github y Firebase como base de datos para recopilar información de los pacientes, incluyendo las radiografías y las imágenes capturadas.

Esta aplicación (Ver figura 4) cuenta con una interfaz muy simple, que permite cargar las fotos desde la galería y mediante esta aplicación poder clasificar cada una de las imágenes, para poderles categorizarlas y clasificarlas según el grado de afectación en los pulmones en un paciente sano y posible de COVID-19.

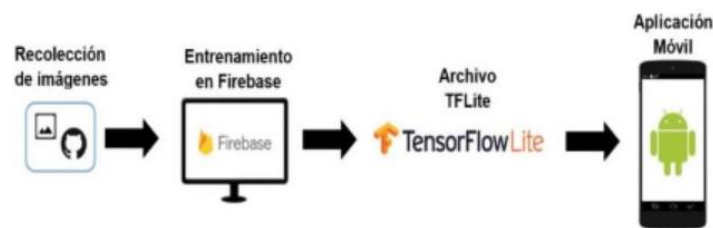


Figura 4. Arquitectura de entrenamiento realizada para la red neuronal [32].

2.2. Tos

Se puede definir la tos como un reflejo del cuerpo humano para mantener despejadas vías respiratorias, que ayuda al cuerpo a curarse o protegerse de las infecciones, puede originarse por diversas causas que pueden ser virus, bacterias, alergias o reacciones del cuerpo ante agentes externos, la tos también constituye un medio de propagación de algunas enfermedades respiratorias ya que se expulsan bio aerosoles que contienen microorganismos causantes de muchas enfermedades [33].

2.3. Voz humana

Es un sonido emitido por los seres humanos que se origina por el flujo de aire que se origina en los pulmones que hace que las cuerdas vocales choquen entre sí ajustando mediante sus vibraciones el tono y el timbre, en esto también se ven involucrados los articuladores del tracto vocal como la lengua, el paladar y los labios. Constituye grandes

rangos de sonido y su tono se puede modular para expresar emociones y comunicarse de una manera efectiva [34].

2.4. Temperatura corporal

Temperatura corporal es un dato personal relativo que es indicador del estado de salud del individuo, se caracteriza por su volatilidad y temporalidad, el rango de temperatura normal de los seres humanos va de los 36,5° a 37 ° C, depende del sexo, edad, nivel de esfuerzo, estado de salud, se mantiene en un rango normal mediante los mecanismos de termorregulación del sistema nervioso central [35].

2.5. Inteligencia artificial

Se puede considerar a la inteligencia artificial como una ciencia que intenta replicar y desarrollar inteligencia y procesos implícitos mediante computadoras, desarrollando dos tipos de sistemas, que piensan como humanos y que actúan como humanos centrados en la racionalidad, abarca una gran variedad de subcampos y automatiza tareas usando algoritmos que son capaces de aprender de los datos y utilizar lo aprendido para tomar decisiones y desarrollar tareas tal como lo haría un ser humano. La ventaja de estos sistemas es que al ser máquinas no necesitan descansar y pueden procesar grandes volúmenes de información a la vez [36].

2.6. Redes neuronales

Son sistemas que están diseñados para imitar el funcionamiento de las redes neuronales de los organismos vivos mediante un conjunto de neuronas conectadas entre sí que trabajan en conjunto, reforzando estas conexiones para desarrollar un modelo de aprendizaje que queda establecido en el tejido al igual que la inteligencia artificial son sistemas entrenables que pueden ser perfeccionados para tareas de predicción y clasificación [37].

2.7. Deep learning

El Deep Learning es una rama del aprendizaje automático o machine learning que se basa en redes neuronales artificiales, las cuales, al igual que el cerebro humano, tienen la capacidad de aprender grandes cantidades de datos. Esta técnica utiliza algoritmos no lineales para modelar datos y reconocer patrones. Para su funcionamiento, el Deep

Learning utiliza cascadas de capas con unidades de procesamiento que permiten la extracción y transformación de variables. [38].

2.8. Tensor Flow (sistema de aprendizaje automático)

TensorFlow es una biblioteca de aprendizaje automático de código abierto, desarrollada por Google, que se utiliza para construir y entrenar redes neuronales en tareas como la clasificación y detección de patrones, similares al proceso de aprendizaje humano. Esta herramienta es compatible con múltiples GPUs y sistemas, desde los más básicos hasta los más avanzados, y se puede utilizar con casi cualquier sistema operativo y lenguaje de programación. [39].

2.9. Keras

Keras es una biblioteca de código abierto para redes neuronales basada en Python. Se utiliza junto con Tensor Flow y está especialmente diseñada para permitir la experimentación rápida con redes de aprendizaje profundo. Esta biblioteca proporciona un sistema de programación amigable al usuario que permite la creación de modelos de aprendizaje automático en dispositivos inteligentes y computadoras. [40].

2.10. Espectrograma

Cuando se produce el sonido se almacena la forma de onda. Esta puede ocupar menor memoria, puede ser escucharlo después. Esta representación nace de forma matemática puede ser un vector unidimensional, es necesario procesar esta información de la onda, se representa en 2 dimensiones en el eje “x” el tiempo y todas frecuencias aparecen en el eje “y”[41].

Tipos de espectrogramas

- **Espectrograma:** Esta basada en la aplicación de la transformada de Fourier FFT en el tiempo.
- **Logaritmo del espectrograma:** En el eje de las ordenadas (y), se puede representación de las frecuencias bajas.
- **Espectrograma de Mel:** En este se obtiene el cálculo del logaritmo del espectrograma[41].
- **Escalograma.** - Esta basada en Wavelets.

- **MFCC.** - Son coeficientes cepstrales representados en el as frecuencias Mel[41].

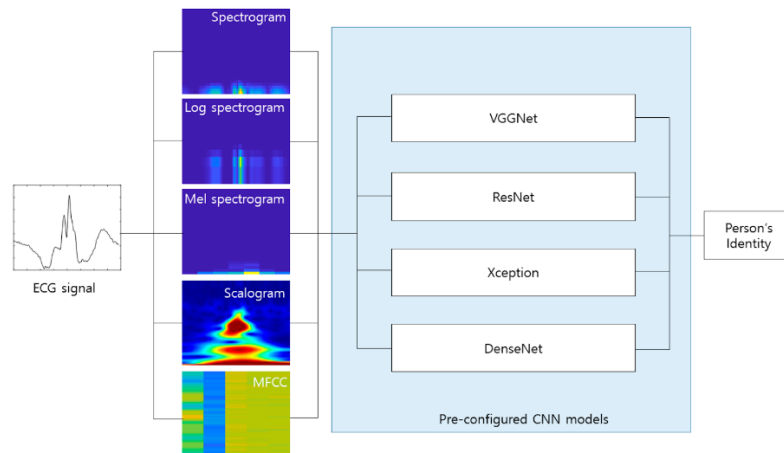


Figura 5.- Tipos de espectrogramas [41]

2.11. Materiales

A continuación, se presentará los materiales utilizados dentro del proyecto

En la Tabla 1 encontramos las características más relevantes del Controlador Raspberry Pi-4

En la Tabla 2 las características de la Cámara térmica MLX90640-D55.

En la Tabla 3 las características de la tarjeta de sonido Hi-Fi Sound

En la Tabla 4 las características del sensor de proximidad APDS-9930

2.11.1. Controlador Raspberry Pi – 4

Tabla 1.- Descripción de características de Raspberry Pi – 4(más ver Anexo 2)

. Nombre del material	Controlador Raspberry Pi - 4
Código de quipo	Modelo 4 B
Imagen del material	
	
Especificaciones técnicas	
Procesador	ARM Cortex-A72
Frecuencia de reloj	1,5 GHz
GPU	VideoCore VI (con soporte para OpenGL ES 3.x)
MEMORIA	1 GB / 2 GB / 4 GB LPDDR4 SDRAM
CONECTIVIDAD	Bluetooth 5.0, Wi-Fi 802.11ac, Gigabit Ethernet
PUERTOS	GPIO 40 pines 2 x micro HDMI 2 x USB 2.0 2 x USB 3.0 CSI (cámara Raspberry Pi) DSI (pantalla tácil) Micro SD Conector de audio jack USB-C (alimentación)
Almacenamiento	Tarjeta microSD
Partes del material	
Bluetooth 5.0 2.4 /5 GHz Wirless	
Micro Sd Card Slot	
2-línea de MIPI DSI puerto de display	
Puerto de poder usb - c 5v /3A	
Micro puerto HDMI	
USB 2.0	
USB 3.0	
Puerto Gigabit Ethernet	
Descripción	
<p>La Raspberry Pi 4 Modelo B es una computadora de escritorio compacta que tiene el tamaño de una tarjeta de crédito. Para utilizarla, se necesita un monitor, teclado, ratón y una tarjeta de memoria flash compacta con el sistema operativo Raspbian instalado. Al ser una computadora de escritorio completamente funcional, es una plataforma ideal para trabajar en proyectos como Tensorflow, PiHole, Minecraft o Kodi. Esto la convierte en una opción excelente para aquellos que estén interesados en experimentar con estos proyectos o incluso crear sus propios proyectos personalizados.</p>	
Funciones	
– Filtrado de señal	
– Conversor analógico Digital	
– Computador	
– Base de datos	

2.11.2. Cámara térmica MLX90640-D55.

Tabla 2.- Descripción de características de MLX90640-D55(más ver Anexo 3)

Nombre del material	Cámara térmica
Modelo	MLX90640-D55
imagen del material	
	
Especificaciones técnicas	
Voltaje de funcionamiento	3.3V / 5V
Corriente de funcionamiento	23mA
Interfaz de comunicación:	I2C
Temperatura de funcionamiento	4085
Temperatura objetivo	40300
Frecuencia de actualización	0.5 Hz ~ 64 Hz
Dimensiones	28 mm × 16 mm
Tamaño del orificio	2.0mm
Características	
Matriz de sensores térmicos de infrarrojo	
Comunicación a través de la interfaz I2C	
Diferencia de temperatura equivalente al ruido	
Descripción	
Cámara termográfica de matriz IR de tamaño pequeño, sin contacto y de bajo costo, con una resolución de 16 × 12 píxeles. Detectará la distribución IR de los objetos en el campo de visión, convertirá los datos en la temperatura de la superficie de los objetos por cálculo y luego generará imágenes térmicas. Este módulo ha sido diseñado para una fácil integración en aplicaciones industriales o de control inteligente [43].	
Funciones	
Sensor de temperatura adquisición de datos mediante I2C que es un protocolo síncrono que usa solo 2 cables, uno para el reloj (SCL) y otro para el dato (SDA) [43] . Los datos son adquiridos por la Raspberry pi para la creación de la base de datos.	

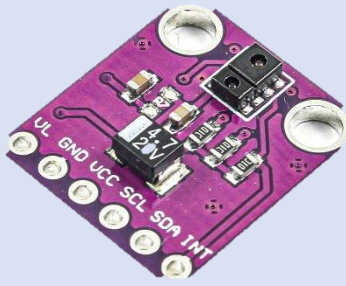
2.11.3. Hi-Fi Sound Card HAT

Tabla 3.- Descripción de características de Hi-Fi Sound (más ver Anexo 4)

Nombre del material	Módulo de sonido
Modelo	Hi-Fi Sound Card HAT
Imagen del material	
	
Especificaciones técnicas	
CODEC	WM8960
Fuente de alimentación	5 V
Tensión lógica	3,3 V
Interfaz de control	I2C
Interfaz de audio	I2S
Relación señal-ruido DAC	98dB
Relación señal-ruido ADC	94dB
Características	
Cabezal de extensión GPIO de 40 pines estándar de Raspberry Pi	
Integra CODEC estéreo de baja potencia WM8960, se comunica a través de la interfaz I2S	
Integra micrófono dual de silicona MEMS de alta calidad, admite grabación de canales dobles izquierdo y derecho	
Interfaz de altavoz de doble canal integrada, controla directamente los altavoces	
Admite efectos de sonido como estéreo, entorno 3D, etc.	
Botón programable en GPIO 17	
Descripción	
<p>La tarjeta de sonido Hi-Fi diseñada para Raspberry Pi permite la grabación y reproducción de audio de alta calidad. El HAT incluye un par de altavoces de 5 W y se caracteriza por su bajo consumo de energía, así como por la reproducción/grabación Hi-Fi, codificación/descodificación estéreo y control directo de los altavoces para la reproducción de sonidos. Además, en la placa se encuentra un botón vinculado al GPIO 17. El micrófono de silicio MEMS integrado de alta calidad permite la grabación de canales izquierdo y derecho, mientras que el conector de 3,5 mm permite la reproducción a través de auriculares si se prefiere. [44].</p>	
Funciones	
Adquirir los datos sonoros (Voz y tos y grabarlos para el análisis posterior)	

2.11.4. Sensor APDS-9930

Tabla 4.- Descripción de características de Sensor APDS-9930 (más ver Anexo 5)

Nombre del material	Sensor proximidad
Modelo	APDS-9930
imagen del material	
	
Especificaciones técnicas	
Voltaje operacional	3.3 V
Luz de ambiente	5 V
Tensión lógica	3,3 V
próxima sensibilidad	si
Rango de operación	4-8 pulgadas
Interfaz	I2C
Características	
Detector de ALS, IR, LED y de proximidad en un módulo óptico	
Detección de luz ambiental (ALS)	
Detección de proximidad	
Temporizador de espera programable	
Descripción	
<p>El sensor de luz ambiental (ALS) es una interfaz digital compatible con I2C que también cuenta con un sensor de proximidad con LED IR, todo en un solo paquete de 8 pines. Este sensor utiliza fotodiodos duales para lograr una respuesta similar a la del ojo humano, con un rendimiento excepcional de 0,01 lux. Además, el sensor de proximidad está totalmente calibrado para detectar objetos en un rango cercano, lo que evita la necesidad de calibrar el equipo o el subconjunto en fábrica.</p>	
Funciones	
Detectar al individuo previo a la toma de temperatura y datos de sonido A.	
Accionar el programa de adquisición de datos de temperatura y audio.	

2.12.PROGRAMAS UTILIZADOS

2.12.1. Python

Raspberry Pi cuenta con cuatro lenguajes de programación preinstalados de los cuales se utilizará Python ya que soporta parcialmente la orientación a objetos, programación imperativa y, en pequeña medida además cuenta con programación funcional. Es un lenguaje interpretado, dinámico y multiplataforma [46].

Este lenguaje será utilizado para desarrollar el sistema de adquisición de datos y el sistema de procesamiento con el que se obtendrán los resultados del análisis de los datos de pacientes COVID.

Funciones.

- Adquirir datos cuantitativos
- Definición y procesamiento de variables
- Condicionales
- Programación de bucles For
- Programación de bucles While
- Definición de listas
- Interfaz de sistema

2.12.2. Base de Datos.

2.12.2.1. MySQL

El servidor MySQL proporciona un sistema de gestión de bases de datos con capacidades de consulta y conectividad, así como la capacidad de tener una excelente estructura de datos e integración con muchas plataformas diferentes. Puede manejar grandes bases de datos de forma fiable y rápida en entornos de producción muy exigentes [47].

MySQL se integra de manera muy confiable a la Raspberry Pi y únicamente necesita el siguiente Hardware.

- Tarjeta SD

- Fuente de alimentación
- Cable Ethernet o Módulo Wifi.

Instancia de base de datos MySQL, el límite máximo de capacidad de almacenamiento establecido por el servidor alcanza un máximo de 16 terabytes. Esto se debe al uso de espacios de fila tabla por tabla de InnoDB [47] .

Se utiliza el My SQL como base de datos para el registro de los detalles resultantes de los pacientes para esto se tiene 3 rangos específicos que son ítem (numeración automática), detalle (Fecha y hora), diagnóstico.

2.12.2.2. Google drive.

Google Drive es una solución de almacenamiento en la nube que permite guardar archivos en línea y acceder a ellos en cualquier lugar desde cualquier smartphone, tableta u ordenador [48].

La plataforma nos da gratis 15 GB para ser utilizado en el momento de la grabación de los sonidos de voz, tos e imagen térmica, actualmente todavía esta plataforma puede ser utilizado gratuitamente porque no se ha sobrepasado el límite de capacidad gratuita, en el caso de llegar a pasar es necesario adquirir la base de datos de paga paquetes que ayuden en el registro de más datos.

Para el proyecto se establece una base de datos sencilla que recopila todas las muestras de audio e imágenes térmicas de modo que el algoritmo Deep learning pueda acceder en tiempo real, también sirvió como integración entre el sistema de procesamiento y la página web en la que se presentan los resultados.

CAPÍTULO III

3. METODOLOGÍA

3.1. Tipo de investigación

Durante el desarrollo de la investigación se implementó un sistema de detección de Covid-19 que utiliza patrones sonoros y temperatura. Este sistema fue comparado con el método de pruebas PCR que se lleva a cabo en el hospital, y se realizó una investigación de campo y exploratoria. El objetivo principal de este sistema es brindar apoyo al personal médico para la detección temprana de posibles casos positivos de la enfermedad, evitando así contratiempos innecesarios.

3.2. Enfoque de la investigación

La investigación busca obtener mediciones características sobre la imagen térmica y los atributos de audio de voz y tos en los pacientes COVID-19, por lo que se planteó la recolección de datos y el análisis para responder la pregunta de investigación, este enfoque se basa en el estudio estadístico profundo en la medición de estos parámetros logrando una representación gráfica y numérica que permite la retroalimentación del sistema para lograr una clasificación efectiva.

3.3. Alcance de la investigación

En el estudio se plantearon variables dependientes e independientes para establecer los atributos característicos de las imágenes térmicas y el audio para determinar diferencias entre pacientes COVID-19, pacientes con gripe y personas sanas, de este modo se puede establecer un sistema tecnológico que permita la detección de potenciales contagiados mejorando el tiempo de respuesta del personal de salud evitando demoras en los laboratorios por pruebas PCR que resultan más costosas y suponen un mayor riesgo de contagio.

Se partió de una investigación documental apoyada en trabajos previos realizados respecto al tema en donde se identificó la metodología que se debe seguir para consolidar el sistema de predicción.

3.4. Diseño de la investigación

La investigación es netamente aplicada, se busca generar conocimiento en la resolución directa de un problema de la sociedad como es la proliferación del virus SARS-COV-2 la investigación se basa en hallazgos que parten de investigaciones previas estableciendo una relación entre teoría y producto. El fin es crear nuevos conocimientos que se enfoca en mejorar la vida de la sociedad en este caso se busca mejorar la respuesta del sistema de salud.

Se busca que el presente trabajo tenga un impacto positivo y pueda ser aplicado en situaciones similares por parte de otros investigadores, resolviendo situaciones que se presentan en la realidad.

3.5. Métodos y técnicas de la investigación.

3.5.1. Métodos de la Investigación

- **Científico.** - el proceso de recolección de datos y procesamiento de la información tendrá una secuencia lógica bajo un diseño cuasiexperimental, el cual podrá ser verificado mediante herramientas estadísticas y de precisión en la detección del sistema automático para su validación [49].
- **Estudio de caso.** - en la presente investigación se inicia de un problema analizado, a través de una investigación profunda de fuentes bibliográficas, en donde es necesario el uso de sistemas tecnológicos para la pronta y efectiva detención de pacientes posibles de casos Covid-19.
- **Cuali-cuantitativo.** - En el proceso de la investigación se analiza los patrones sonoros (sonido de tos y voz) e imágenes térmicas de pacientes, los cuales son analizados de manera grafica; donde se evidencia parámetros de amplitud, frecuencia y tonalidades de color característicos; así obteniendo valores predominantes correspondientes a cada tipo de paciente (Sano, Gripe, Covid-19)

3.5.2. Técnicas de recolección de datos

Los datos serán recolectados mediante observación [49] de este modo se recolectaron muestras de audio de voz y tos y temperatura, el sistema planteado se ubicó en una dependencia del hospital general Puyo en donde se tomaron datos de posibles contagiados en distintos periodos de tiempo.

El sistema de adquisición de datos comprende sensores primarios (cámara térmica y micrófonos) integrados en una computadora Raspberry Pi en donde se programó un algoritmo que guarda la información de temperatura en forma de imagen térmica y las muestras de audio como grabaciones en formato WAV y MP3.

La recolección de datos para la etapa de entrenamiento del sistema de detección comprende muestras confirmadas de personas sanas, pacientes con gripe y COVID-19 que servirán de referencia para el algoritmo de clasificación.

3.6. Instrumentos de recolección de datos

Los instrumentos de recolección de datos fueron los sensores de audio y la cámara térmica, la tarjeta de audio es de la clase WM-8969 y recolecta muestras de audio en alta fidelidad en canales mono y estéreo para la investigación se adoptó un formato de audio WAV a 16 kHz tanto para la etapa de entrenamiento como procesamiento.

Por otro lado, para la imagen térmica se utilizó una cámara térmica de la serie MLX90640 que tiene un rango de medición entre 0 y 272°C con esto se adquiere una imagen básica con la colorimetría específica según la temperatura

Todos los instrumentos funcionan en conjunto con el microcomputador Raspberry Pi-4 que adquiere los datos para enviarlos a los repositorios digitales

Los elementos electrónicos se ensamblaron en una estructura de acrílico desmontable que integra todos los componentes electrónicos además de una pantalla táctil consolidando un dispositivo compacto, funcional y de fácil uso.

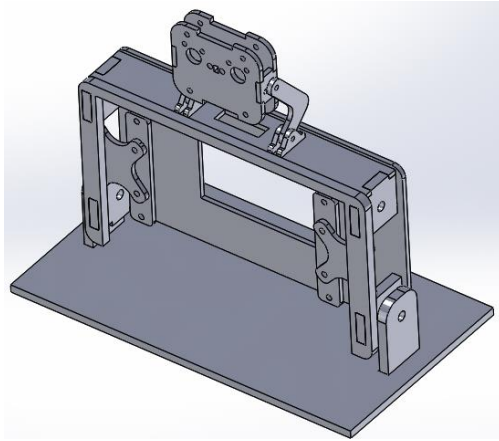


Figura 6. Dispositivo de adquisición de audio basado en Raspberry Pi-4

3.7. Población y muestra

3.7.1. Población

La población de estudios son los datos obtenidos de los patrones sonoros y temperatura generados por los pacientes que asisten a la zona de triaje del Hospital General Puyo en un número aproximado de 1590 personas.

3.7.2. Muestra

3.7.2.1. Cálculo de la muestra

Para conocer la cantidad de grabaciones e imágenes térmicas se tomó en cuenta la siguiente fórmula.

Ecuación 1. Cálculo de la muestra.

$$n = \frac{NZ^2(pq)}{(e)^2(N - 1) + Z^2(pq)}$$

Donde:

N: Población total

Z: Parámetro estadístico del nivel de confianza.

he: Error esperado

p: Probabilidad de ocurrencia del evento estudiado.

q: Probabilidad de no ocurrencia ($1 - p$)

$$n = \frac{(1590)(1,96)^2(0,33)(0,67)}{(0,05)^2(1590 - 1) + (1,96)^2(0,33 * 0,67)}$$

$$n = 280$$

Se calculó una muestra de 280 de cada variable a recolectar: patrones sonoros (voz y tos) y temperatura (imágenes térmicas)

3.8.HIPOTESIS Y VARIABLES

3.8.1. Hipótesis nula Ho:

No existe una correlación entre los resultados de la prueba PCR y el sistema de detección de Covid-19 construido.

3.8.2. Hipótesis alterna Ha:

Existe una correlación entre los resultados de la prueba PCR y el sistema de detección de Covid-19 construido.

3.8.3. Operacionalización de variables

Tabla 5. Operacionalización de variables.

Variables dependientes	Concepto	Indicadores	Instrumentos
Detección de casos positivos del Sistema	Cantidad de número de pacientes positivos Covid-19 resultantes del análisis del sistema.	Nivel de detención	Modelo Chi-cuadrado entre el sistema y las estadísticas del hospital
		Nivel de correlación	Test de Kendall
Variables independientes	Concepto	Indicadores	Instrumentos
Patrones sonoros y temperatura	El sonido acústico de la tos es generado por las contracciones de los músculos respiratorios. Se compone de tres fases importantes de donde se puede extraer información propia del tipo de tos.	Amplitud del sonido de la tos	<ul style="list-style-type: none"> • Tarjeta de audio (micrófono dual) • Software Python
		Intensidad Duración Frecuencia	
		La voz, es un sonido que emite el ser humano a través de las cuerdas bucales, así mismo posee elementos diferenciadores que permiten reconocer si la persona sufre de una enfermedad o se encuentra sin problemas.	Frecuencia
	La temperatura corporal es también un indicador importante en el diagnóstico de enfermedades, permite confirmar o establecer si una persona está atravesando un cuadro clínico de alguna enfermedad o si su organismo se encuentra en condiciones favorables.	Temperatura	<ul style="list-style-type: none"> • Cámara térmica.

3.9.PROCESAMIENTO Y ANÁLISIS.

El sistema desarrollado se compone de dos partes principales:

Sistema de adquisición de datos: Recolecta las muestras del sonido de la voz y la tos de las personas a través de micrófonos y la temperatura corporal con la cámara térmica.

Sistema de procesamiento de datos: Consta de dos fases principales, la fase de entrenamiento donde se recopilan las muestras de referencia del sonido de la voz y la tos con patrones sonoros a través de su espectrograma MEL, en las cuales el algoritmo Deep learning genera los criterios de clasificación y la fase de procesamiento donde el sistema toma las muestras aleatorias de la base de datos clasificando a los pacientes COVID-19 de las personas sanas y con gripe.



Figura 7. Proceso de entrenamiento

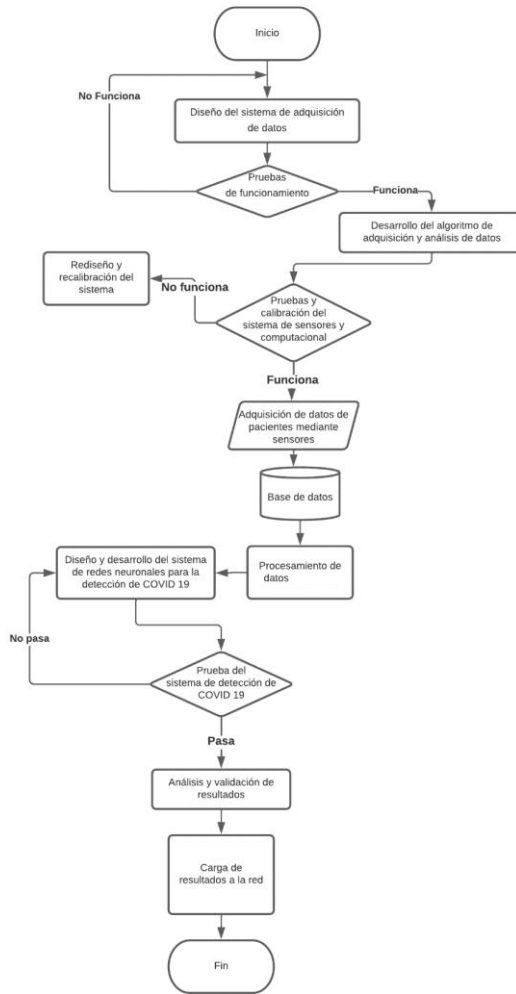


Figura 8. Diagrama de flujo de algoritmo de Deep learning

Se utilizó el código principal desarrollado en Python para clasificar los patrones de voz, tos y temperatura mediante el modelo de aprendizaje (ver Figura 8). Posteriormente, se analizó la información de los patrones característicos de los sonidos de la voz y la tos mediante espectrogramas en la escala MEL, la cual imita la percepción de audio del oído humano.

3.9.1. Análisis y extracción de características de patrones sonoros (audio voz y tos)

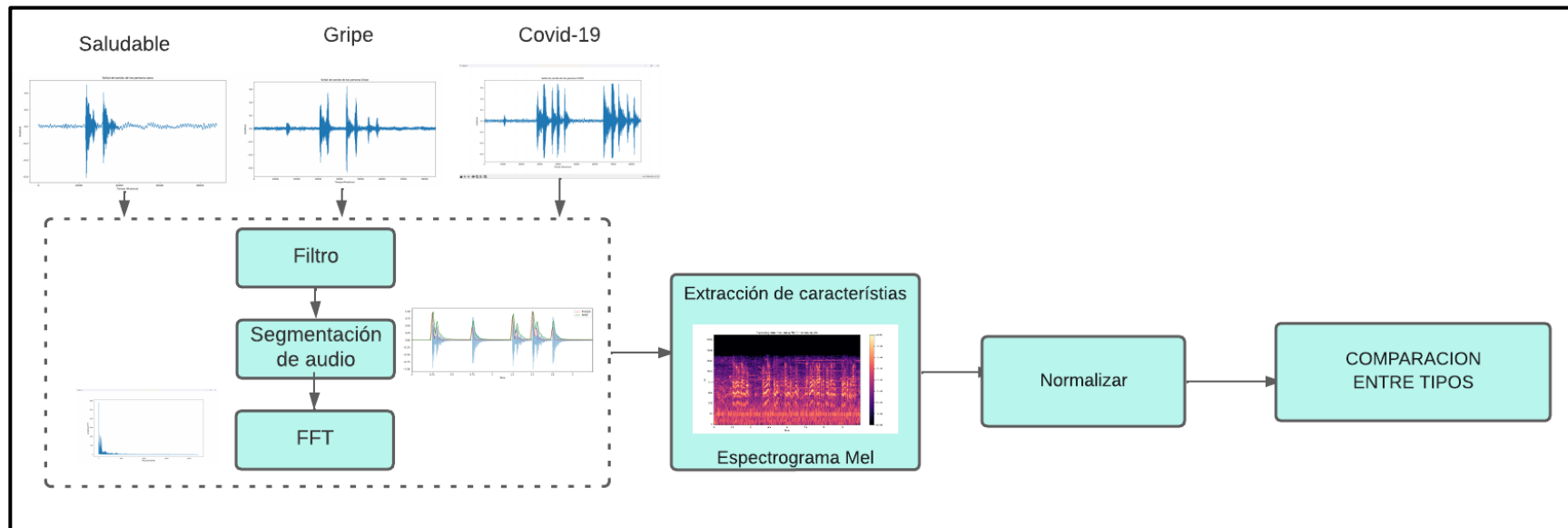


Figura 9.- Diagrama de bloques de análisis de audio

En la Figura 9 muestra un diagrama de bloques que presenta de manera organizada el proceso de análisis para obtener las características del sonido de voz y tos de pacientes saludables, con síntomas de gripe y pacientes con COVID. Cada una de estas señales es obtenida del instrumento de adquisición de datos (Raspberry Pi-4 y sensores) y pasa por un filtro pasabanda de 16kHz para eliminar el ruido. Luego, se procede con su respectiva segmentación para obtener la energía y RMSE (desviación estándar de los valores residuales). Estas señales segmentadas se analizan en el dominio de la frecuencia utilizando el algoritmo FFT para extraer las características de la frecuencia de la señal, representada por el espectrograma Mel (ver sección 2.10.). Finalmente, la señal de salida del espectrograma se normaliza para extraer características de cada tipo de señal (señales patrón que se utilizan para comparar las nuevas señales obtenidas del equipo de adquisición de datos). Es importante destacar que en el hospital donde se realizó la investigación se contó con el respaldo de una patóloga que facilitaba la información de cada paciente para su uso en el entrenamiento y análisis de cada señal.

A continuación, se detalla la recolección de sonidos de voz y tos de los pacientes.

Sonido de la voz y tos

Luego de realizar las grabaciones correspondientes se recopilaron grabaciones de voz tanto para el entrenamiento como para el procesamiento, las grabaciones de voz captadas por el sensor WM-8960 tienen una duración de 12 segundos y corresponden a la grabación de la pronunciación de un texto holo-alfabético con la siguiente denominación “El veloz murciélago hindú comía feliz cardillo y kiwi, la cigüeña tocaba el saxofón en un palenque de paja” esta frase contiene todas las letras posibles del alfabeto español y permite que el sistema reconozca todos los sonidos posibles de la voz.

Para el sonido de la tos se estableció una duración de 4 segundos en este caso el sensor adquiere únicamente una muestra simple de tos, durante el tiempo en el que el dispositivo desarrollado estuvo en la casa de salud se obtuvieron muestras de cada tipo, los audios recolectados son de formato mono con una frecuencia de 16 kHz, lo cual facilitó la manipulación de los archivos al tener un tamaño compacto que posibilita la carga en la base de datos de manera rápida.

Para el entrenamiento se consideraron muestras 270 individuos, 90 confirmadas de pacientes COVID, 90 personas sanas y 90 con gripe, mientras que para el procesamiento las muestras fueron aleatorias

Análisis del sonido de tos persona sana

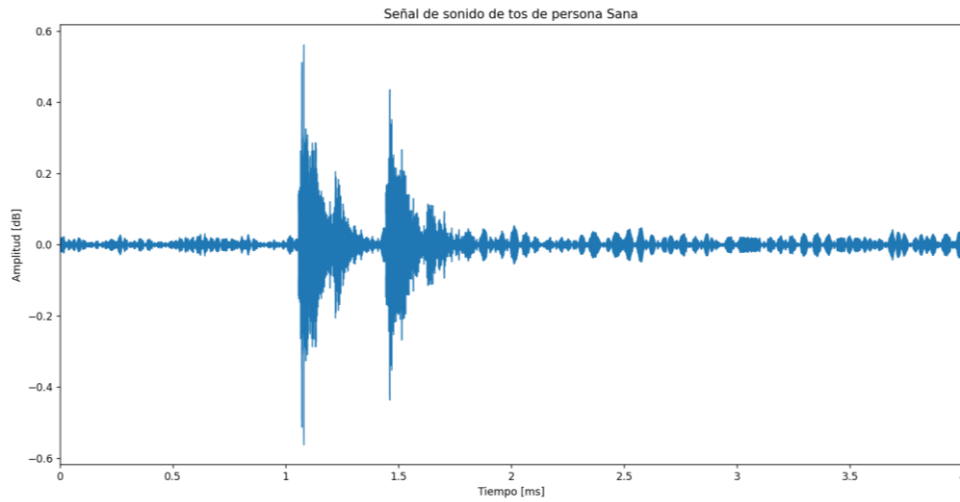


Figura 10. Señal temporal de sonido de tos persona sana filtrada.

Como se puede evidenciar en la Figura 10, está representada la señal temporal de sonido de tos filtrada de una persona saludable. En el eje horizontal "x", se muestra el periodo de grabación de la tos, que va desde 0 a 4 ms, mientras que en el eje vertical "y" se muestra la amplitud en dB. A simple vista, no se pueden observar valores representativos en la gráfica, por lo que se hace necesario realizar el proceso de segmentación de la onda de sonido. Este proceso se muestra en la Figura 10.

Onda de sonido tos Energía y RMSE

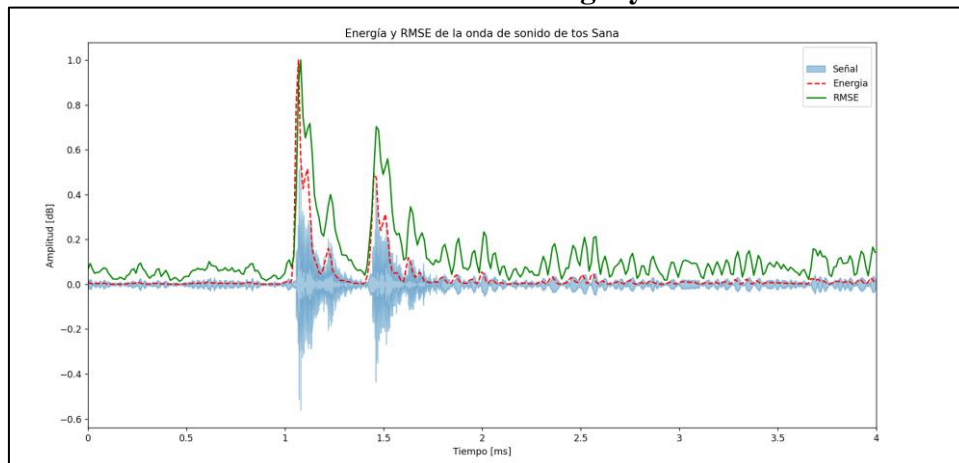


Figura 11. Energía y RMSE de la onda de sonido de tos de persona saludable

En la Figura 11, se puede apreciar el comportamiento de la señal de energía de color rojo con líneas entrecortadas. Se observa que dicha señal mantiene un comportamiento constante desde 0 a 1.033 ms, pero después de este tiempo, la señal se incrementa hasta alcanzar una amplitud

de 1 dB. Posteriormente, comienza a decrecer en 1.069 ms hasta llegar a 0.43 dB, y vuelve a crecer hasta 0.513 dB en el tiempo de 1.113 ms. La señal vuelve a decrecer en 0.059 dB y sigue la forma de la señal captada. En 1.22 ms, la amplitud llega hasta 0.154 dB y luego baja para mantenerse constante y pegada a la señal captada con una amplitud de 0.004 dB hasta 1.41 ms. Posteriormente, la señal comienza a crecer 0.494 dB, y en el tiempo de 1.486 ms, la señal baja a una amplitud de 0.248 dB. La señal vuelve a crecer en 0.312 dB en 1.509 ms, pero luego comienza a decrecer hasta 0.068 dB en 1.53 ms y sigue decreciendo hasta 0.021 dB, manteniéndose constante hasta 1.604 ms. En 1.627 ms, la señal crece nuevamente hasta 0.125 dB, pero finalmente vuelve a decrecer en 1.655 ms con una amplitud de 0.035 dB y se mantiene constante en el tiempo.

Por otro lado, la señal RMSE, representada de color verde, muestra la desviación estándar de los valores residuales (errores de predicción). Dicha señal se mantiene constante con una amplitud de 0.083 dB, pero crece hasta 1.098 dB en 1.079 ms. Luego, la señal decrece hasta 0.664 dB en 1.103 ms, y en 1.125 ms crece a 0.724 dB. A partir de ahí, la señal comienza a decrecer constantemente hasta llegar a 0.22 dB en 1.19 ms, pero luego vuelve a crecer hasta 0.404 dB en 1.231 ms. La señal decrece a 0.137 dB en 1.288 ms y sigue decreciendo constantemente al seguir la forma de onda original captada hasta 0.045 dB, pero luego vuelve a crecer la señal hasta 0.709 dB en 1.465 ms. En 1.499 ms, la amplitud decrece a 0.492 dB y vuelve a crecer a 0.572 dB en 1.521 ms. La señal vuelve a decrecer en 0.111 dB en 1.603 ms, siguiendo constantemente la forma de la onda, pero crece en 1.638 ms a 0.338 dB. Finalmente, la señal decrece en 0.1725 dB.

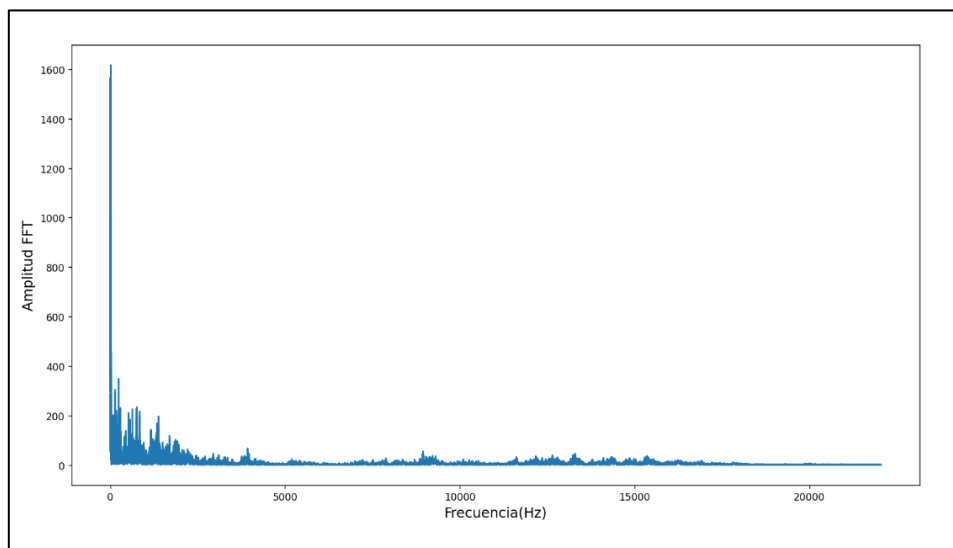


Figura 12.- Transformada de Fourier de sonido de tos persona saludable

Se muestra en Figura 12 la transformada de Fourier del sonido de tos de una persona saludable. En el eje horizontal se representa la frecuencia en Hz y en el eje vertical la amplitud obtenida de la transformada de Fourier. Se puede observar que el primer armónico tiene una magnitud de amplitud de FFT de 1600. Además, entre las frecuencias de 230 Hz y 350 Hz, se aprecia una amplitud de 350.

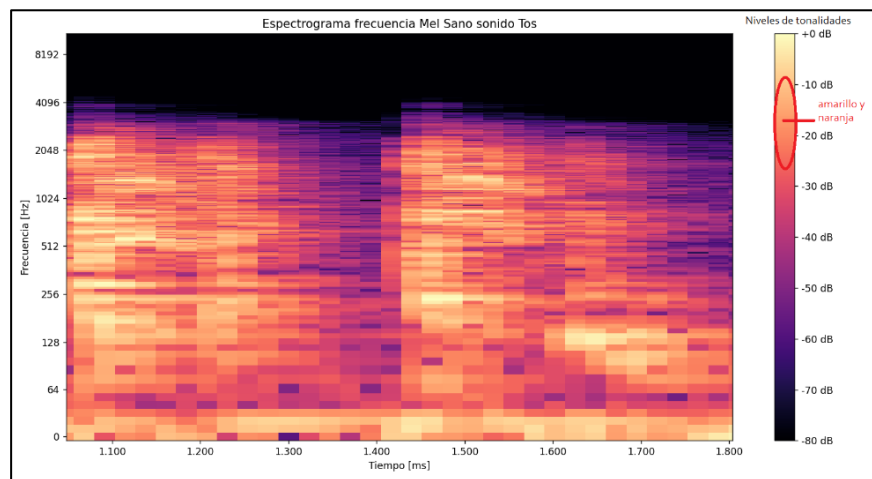


Figura 13. Espectrograma MEL de sonido de tos de persona saludable

El espectrograma de frecuencia del sonido de tos de un paciente saludable se muestra en la Figura 13. En el eje x se indica el tiempo de captura de sonido, en este caso, desde 1.048 ms hasta 1.804 ms. Los colores predominantes son tonos amarillos y naranjas, variando de -18 dB a -35 dB, y cubren el rango de 0 Hz a 2570 Hz. Las tonalidades moradas y negras (-62 dB hasta -80 dB) representan los momentos de silencio, es decir, la ausencia de la señal del sonido de la tos del paciente, y se encuentran en el rango de frecuencias de 2571 Hz a 4096 Hz.

Análisis del espectrograma con software Wavepad

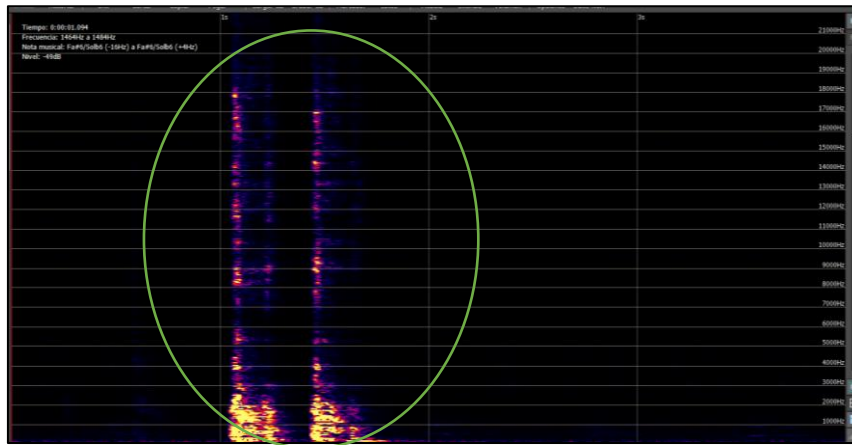


Figura 14. Espectrograma de sonido de tos sana en software

Se observa que en la Figura 14 se muestra el espectrograma obtenido mediante el software Wavepad. Se puede apreciar que, al igual que en la figura anterior, la sección de tiempo capturada va desde 1.048 ms hasta 1.804 ms. En esta sección, la tonalidad predominante es amarilla, lo que indica que los niveles de decibelios oscilan entre -20 dB y -48 dB, y que las frecuencias van desde 40 Hz hasta 2560 Hz

Análisis del sonido de voz persona saludable

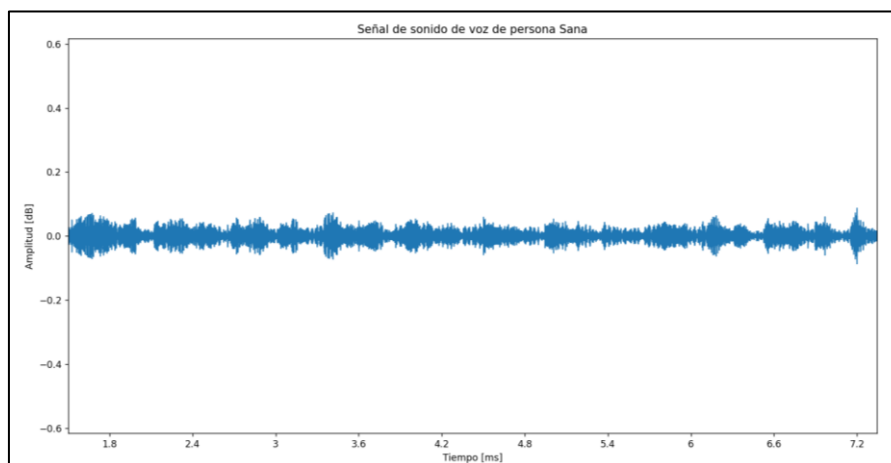


Figura 15.- Amplitud vs tiempo del sonido de la voz de persona saludable

En la Figura 15 se muestra la representación temporal de la grabación de la voz de un paciente sano. El eje "x" representa el período de tiempo de la grabación, que va desde 1.51 ms hasta 7.27 ms, mientras que el eje "y" representa la amplitud en dB. A simple vista, no se pueden distinguir claramente los valores representativos de la señal de grabación del paciente. Por lo tanto, es necesario realizar el proceso de segmentación de la señal para obtener su nivel de energía y RMSE, los cuales se presentan en la Figura 15.

Onda de sonido voz Energía y RMSE

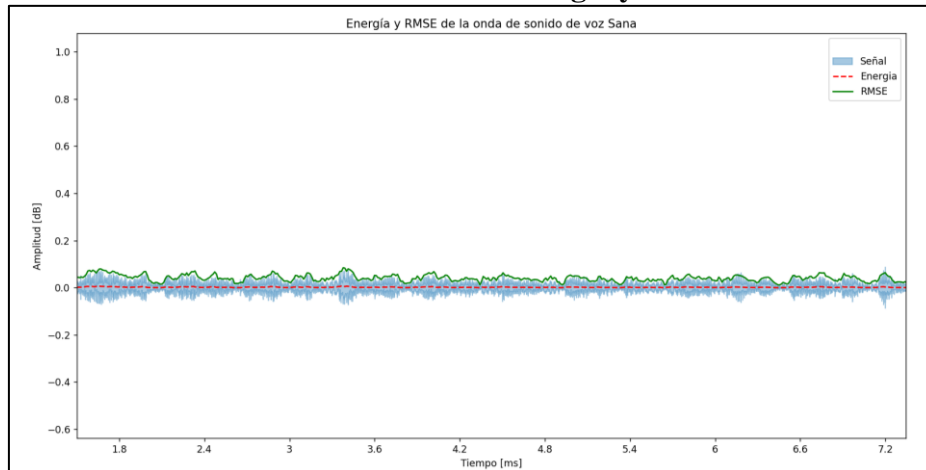


Figura 16. Onda de sonido de voz con Energía y RMSE

Se muestra en la Figura 16, la onda de sonido de voz de una persona sana. La energía de la gráfica se representa en color rojo y se ha normalizado a cero, manteniéndose constante en el tiempo. Por otro lado, la gráfica de color verde representa el trazo RMSE y se puede observar que sigue la trayectoria encima de la onda original, variando entre 0.019 dB y 0.081 dB.

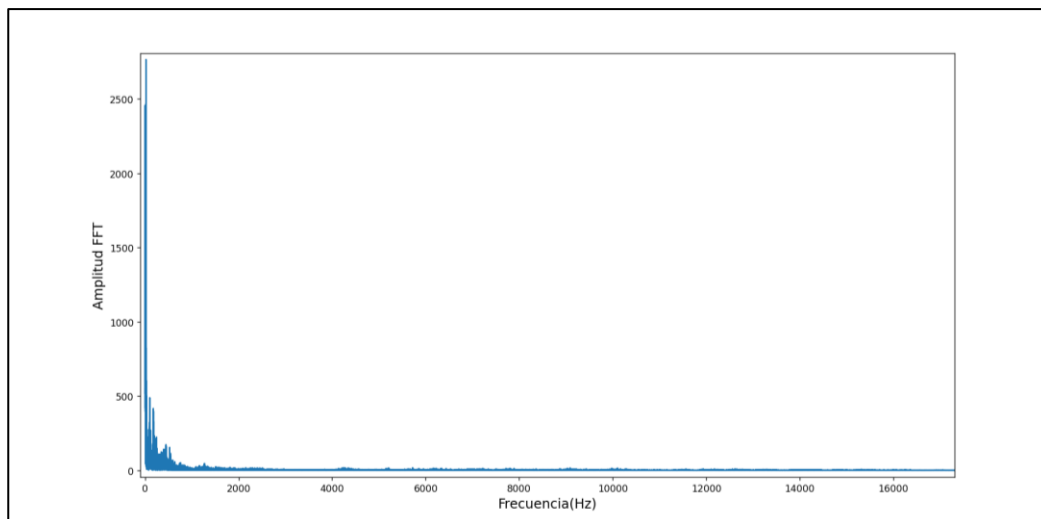


Figura 17. Transformada de Fourier FFT de sonido de voz de persona sana

Observamos que en la Figura 17, se representa la transformada de Fourier del sonido de la voz de una persona saludable. El eje "x" corresponde a la frecuencia en Hz, mientras que el eje "y" indica la amplitud obtenida de la transformada de Fourier. Se puede observar que la primera amplitud obtenida es mayor a 2500 amplitudes FFT. Luego, los siguientes armónicos se encuentran entre 50 Hz y 510 Hz, con una amplitud FFT promedio de 480.

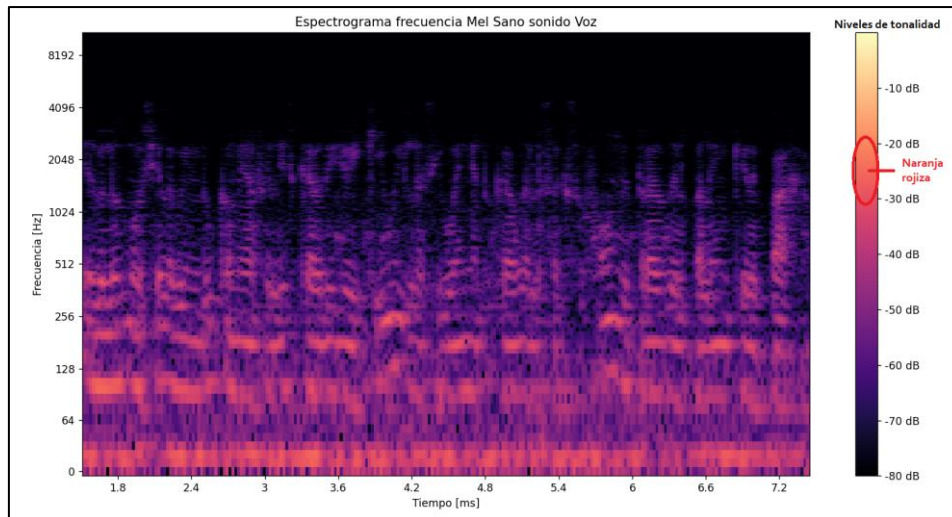


Figura 18. Espectrograma MEL de sonido de voz de persona saludable

Dada la Figura 18 donde se representa el espectrograma de frecuencia de la voz de un paciente sano. En el eje x se muestra la variación del tiempo de captura de voz, que en este caso corresponde a un intervalo de 1.511 ms a 7.449 ms. Los colores predominantes son de tonalidad naranja-rojiza, y varían desde -26 dB hasta -36 dB, en un rango de frecuencia de 0 Hz a 510 Hz. Las tonalidades moradas y negras, con amplitudes de -54 dB a -80 dB, indican la ausencia de señal de voz del paciente, y se encuentran en el rango de frecuencia de 513 Hz a 2054 Hz.

Análisis del espectrograma con software Wavepad

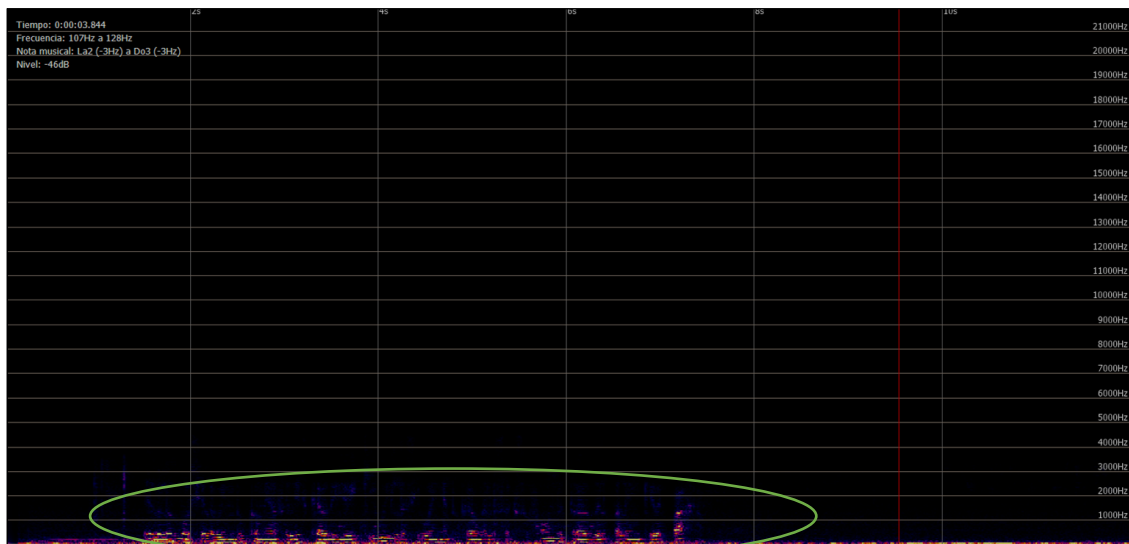


Figura 19. Espectrograma de sonido de voz de persona saludable con Software

Figura 19, se puede observar el espectrograma generado por el software Wavepad, el cual muestra gráficas similares a las obtenidas con el código de procesamiento de audio en Python. Las tonalidades amarillas se encuentran en el rango de variación de frecuencia de 48 Hz a 509 Hz, con una amplitud que oscila entre -25dB y -38 dB durante el tiempo en que la persona saludable produce la voz.

Análisis del sonido de tos persona con gripe

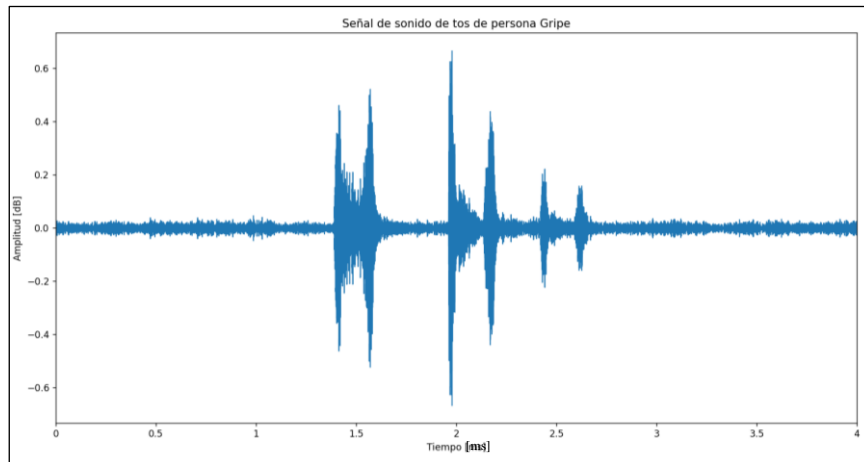


Figura 20. Señal temporal de sonido de tos persona con Gripe filtrada

Se observa en la Figura 20 la señal temporal del sonido de tos filtrada de una persona con gripe, en el eje “x” representa el periodo de grabación de sonido de tos esta varía entre 0 a 4ms, el eje de “y” en cambio es la amplitud en dB. En la gráfica no se puede evidenciar los valores representativos de la grabación por eso es necesario un proceso adicional de segmentación donde se podrá determinar valores y cambios en la señal, este proceso se lo presenta en la Figura 20.

Onda de sonido tos Energía y RMSE

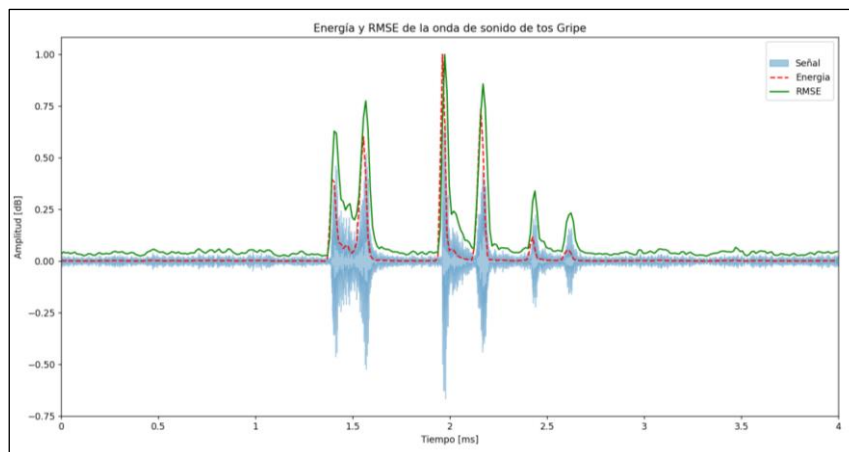


Figura 21. Onda de sonido de tos de persona con gripe, Energía y RMSE

En la Figura 21 se observa la onda de sonido de tos de una persona con gripe, la energía está representada de color rojo esta se puede normalizar, y se encuentra cercana a la onda original, desde 0 hasta 1.2 ms se mantiene en constante en a 0 , luego existe un incremento de amplitud que llega hasta 0.35 dB, después decrece hasta los 0.03 dB, en 1.6 ms nuevamente la señal vuelve a subir 0.68 dB, a continuación la amplitud baja hasta llega a 0 dB , se mantiene constante hasta 1.9 ms, comienza a crecer la señal hasta 0.998 dB, baja nuevamente hasta 0.058

dB se mantiene durante instante cerca de 0, a partir de 2.1 ms la energía sube hasta 0.737 dB , luego baja hasta 0, más adelante se observa unos pequeños pico de 0.112 dB. La señal RMSE desviación estándar de los valores residuales (errores de predicción), está representado de color verde se mantiene siguiendo la forma de la señal original de la grabación de tos de una persona con gripe, en el tiempo de 1.4 ms se observa un pico de 0.634 dB y luego baja la señal para a continuación se observa un pico de 0.782, luego en 2 ms la amplitud es de 1.003 dB al seguir la forma de la onda en los silencios sigue la trayectoria en forma horizontal cercana a 0, en 2.2 ms existe un pico de 0.862 dB, después de eso la señal sigue la forma de la onda de grabación de la tos de una persona con gripe.

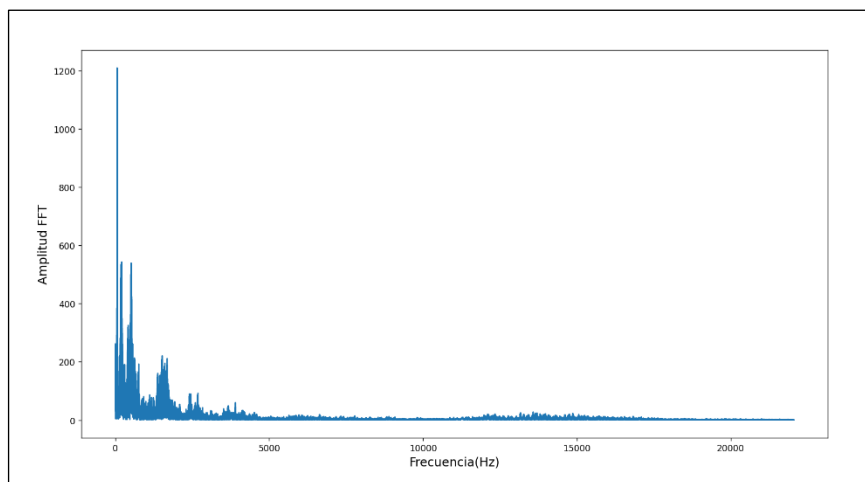


Figura 22. Transformada de Fourier FFT de sonido de tos Gripe

En la Figura 22, se presenta la transformada de Fourier de la grabación de tos de una persona con gripe. En el eje "x" se muestra la frecuencia en Hz y en el eje "y" se indica la amplitud obtenida de la transformada de Fourier. Podemos observar que al inicio la amplitud FFT es de 1200 y luego en el rango de 36 Hz a 75 Hz la amplitud FFT se mantiene en 580. Posteriormente, en el rango de 200 Hz a 250 Hz la amplitud FFT es de 200.

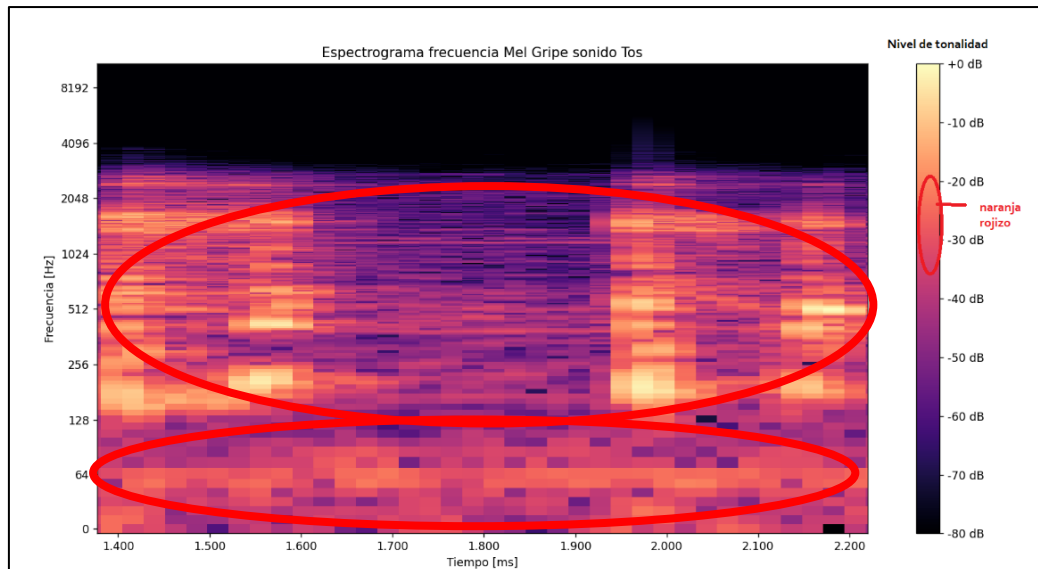


Figura 23. Espectrograma MEL de sonido de tos Gripe con Python

En la Figura 23 se muestra el espectrograma de frecuencia Mel del sonido de tos de un paciente con gripe. En el eje x, se indica el período de tiempo de captura de sonido, en este caso, desde 1.38 ms hasta 2.22 ms. Los colores predominantes son tonos naranja-rojizos, que varían desde -21 dB hasta -35 dB, correspondientes a frecuencias entre 0 Hz y 1848 Hz. Por otro lado, las tonalidades naranjas y moradas (-38 dB a -63 dB) representan los momentos de silencio, y se encuentran en el rango de frecuencias de 2048 Hz a 3283 Hz.

Análisis del espectrograma con software Wavepad

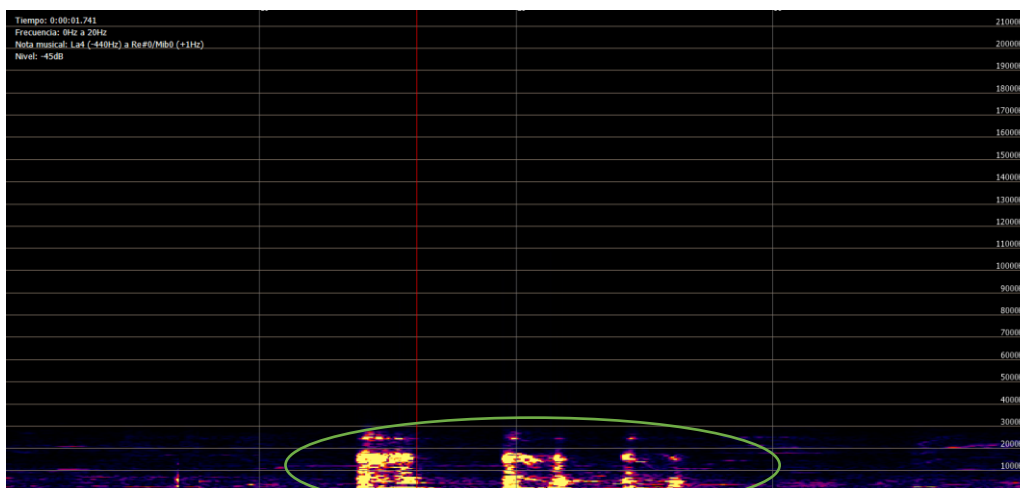


Figura 24. Espectrograma de sonido de tos de persona con Gripe en Software

La Figura 24 muestra el espectrograma de frecuencia obtenido con el software WavePad, el cual muestra un patrón similar al de la Figura 23, con cambios de tonalidad más pronunciados en los intervalos de tiempo de 1.3 ms a 1.6 ms y de 1.85 ms a 2.3 ms. En estos intervalos, la

amplitud varía de -21 dB a -38 dB y la frecuencia va desde 50 Hz hasta 1850 Hz, lo que corrobora que se trata de una grabación de tos de una paciente con gripe.

Análisis del sonido de voz persona con gripe

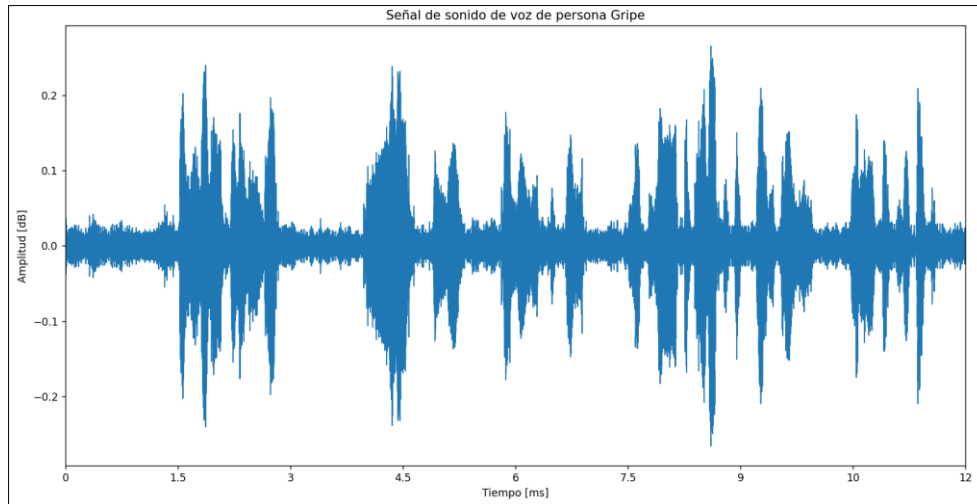


Figura 25. Señal temporal de sonido de voz Gripe

se muestra la señal temporal del sonido de voz filtrada de una persona con gripe en la Figura 25. En el eje “x” se representa el periodo de grabación de sonido de voz, que varía entre 0 y 12 ms, mientras que en el eje “y” se encuentra la amplitud en dB. Aunque en la gráfica no se pueden evidenciar valores representativos de la onda de señal, es necesario un proceso de segmentación para determinar dichos valores, proceso que se muestra en la Figura 25.

Onda de sonido voz Energía y RMSE

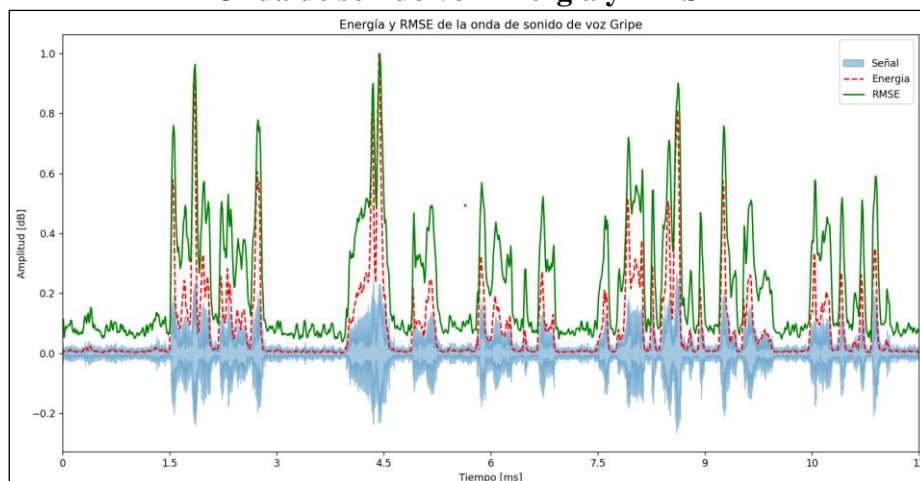


Figura 26. Onda de sonido de voz de persona con gripe, Energía y RMSE

Como se muestra en la Figura 26 está representada la onda de sonido de tos de una persona con gripe, donde la energía se representa en color rojo. Es posible normalizar la energía y se puede apreciar que se encuentra cercana a la onda original. La trayectoria de la señal del sonido de la

voz sigue desde 0 hasta 12 ms con picos de amplitud entre 0.765 dB y 0.989 dB, representados en color verde que indica la señal RMSE. Además, se puede observar que la forma de onda de sonido de voz de una persona con gripe se asemeja más a esta señal.

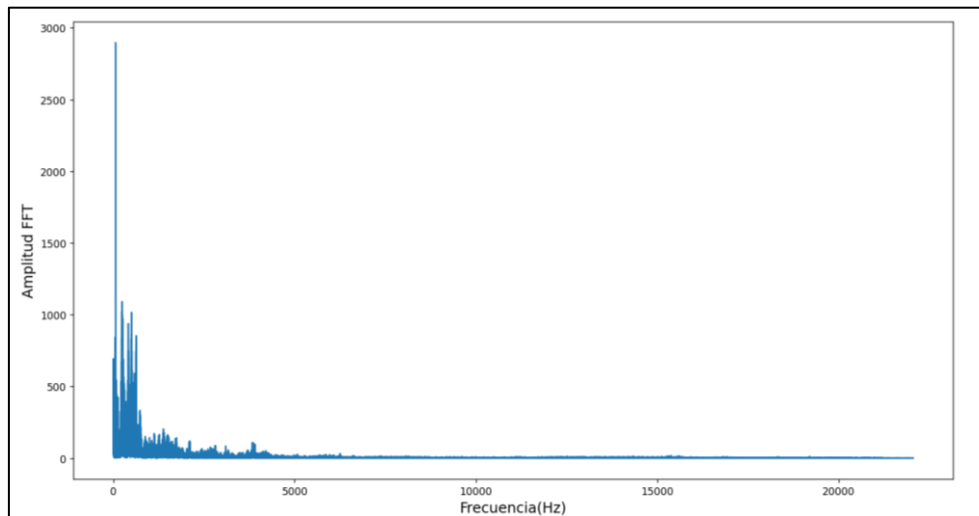


Figura 27. Transformada de Fourier de sonido de voz Gripe

En la Figura 27 está representado la transformada de Fourier del sonido de voz de una persona con gripe, el eje “x” es la frecuencia en Hz y el eje “y” la amplitud obtenida de la transformada de Fourier. Se observa que la amplitud FFT es de 2800, desde 25 Hz hasta 160 Hz mantiene una amplitud de 1050 y 1000 de amplitud FFT.

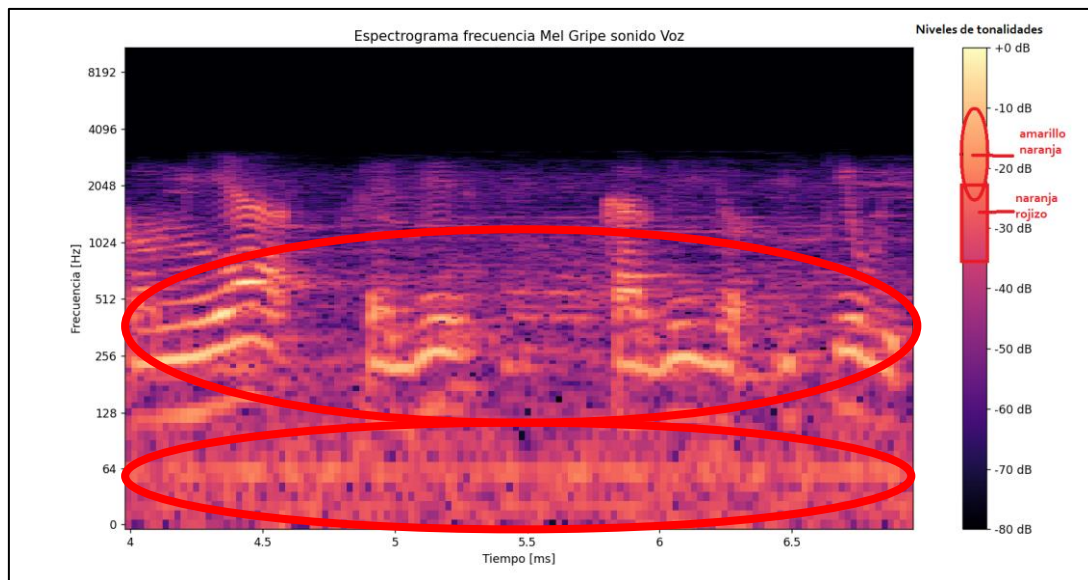


Figura 28. Espectrograma MEL de sonido de voz Gripe con Python

En la Figura 28, se muestra el espectrograma de frecuencia Mel del sonido de voz de un paciente con gripe. En el eje x, se indica la variación del período de tiempo de captura de sonido, en este caso, desde 3.98 ms hasta 6.958 ms. Los colores predominantes son de tonalidad naranja-rojiza; la variación de esta tonalidad va desde -25 dB hasta -34 dB, y se encuentra en

el rango de frecuencias de 0 Hz hasta 1648 Hz. Se observan pequeñas líneas de tonalidades amarillas y naranjas (-18 dB a -23 dB) en las frecuencias de 128 Hz, 256 Hz y 512 Hz. Las tonalidades moradas y oscuras representan el silencio del paciente.

Análisis del espectrograma con software Wavepad

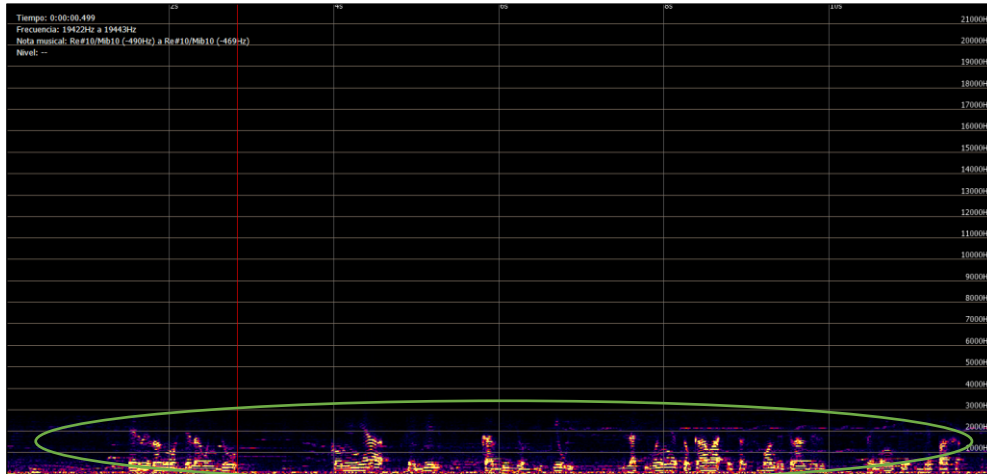


Figura 29. Espectrograma de sonido de voz Gripe en Software

Se obtuvo también la Figura 29, que es un espectrograma de frecuencia obtenido con el software WavePad. Como se puede ver, se obtiene una gráfica similar a la anterior, con cambios de tonalidades amarillas que van desde 0 Hz hasta 1648 Hz, lo que permite evaluar el desarrollo de la voz del paciente. La amplitud de estas tonalidades varía entre -25 y -36 dB.

Análisis del sonido de tos persona Covid

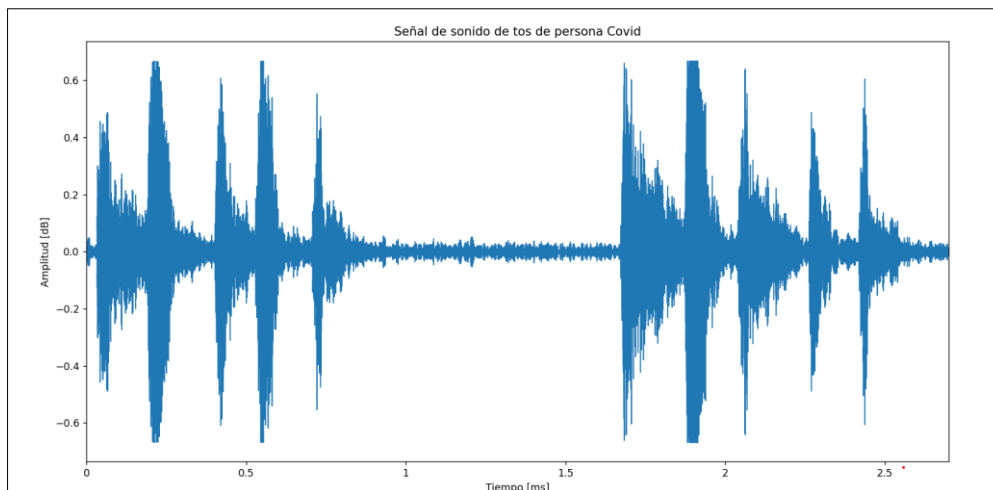


Figura 30. Señal temporal de sonido de tos Covid filtrada

En la Figura 30 se presenta la señal temporal filtrada del sonido de tos de una persona con Covid. En el eje "x" se representa el periodo de grabación de sonido de voz, que varía entre 0 y 2.74 ms, mientras que en el eje "y" se muestra la amplitud en dB. Sin embargo, en la gráfica no se pueden apreciar claramente los valores representativos de la onda de grabación, por lo que se requiere de un proceso de segmentación de la señal para obtener dichos valores. Este procedimiento se muestra en la Figura 30.

Onda de sonido voz Energía y RMSE

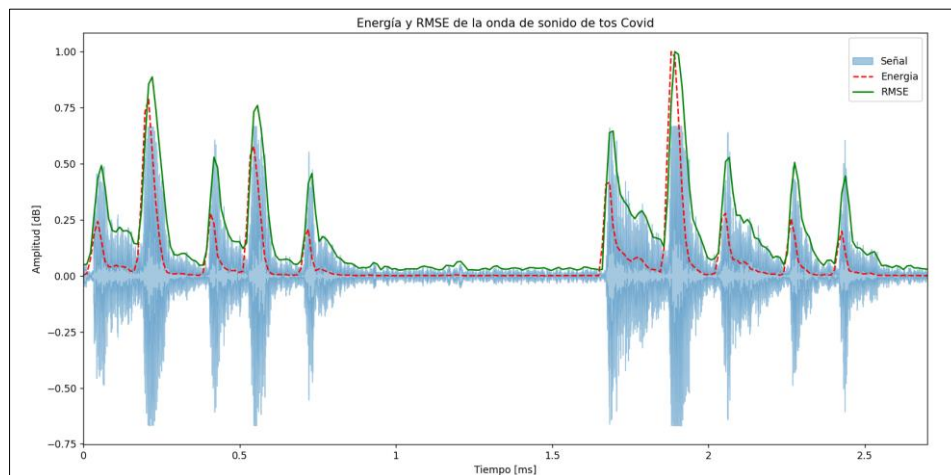


Figura 31. Onda de sonido de tos COVID, Energía y RMSE

En la Figura 31 se muestra la onda de sonido de tos filtrada de una persona con Covid. La energía se representa en color rojo, y aunque está desfasada de la onda original de sonido, sigue su forma. La señal comienza con un pico de 0.247 dB y después presenta otro pico de 0.783 dB. Luego, la amplitud baja hasta cero y en 0.41 ms vuelve a subir a 0.282 dB. Existen otros

picos de 0.586 dB y 0.196 dB, y después se evidencia el silencio del paciente ya que la señal se mantiene en cero durante un tiempo. En 1.7 ms se produce nuevamente un cambio en la amplitud que comienza con una amplitud de 0.414 dB, y en 1.9 ms la amplitud es de 1 dB. Después de estos cambios, aparecen picos de sonido de 0.272 dB. En la figura se observa una línea de color verde que representa el trazo RMSE, el cual sigue la trayectoria de la onda original muy cercanamente. Durante los picos de la señal, esta sigue esta trayectoria resaltando las tonalidades más altas de la señal original.

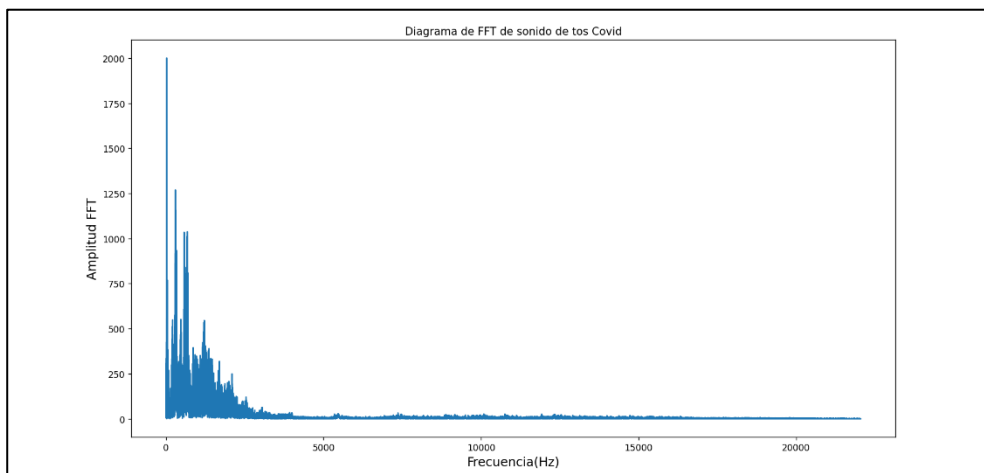


Figura 32. Transformada de Fourier FFT de sonido de tos de persona con Covid

En la Figura 32 está representado la transformada de Fourier del sonido de tos de una persona con Covid, el eje “x” es la frecuencia en Hz y el eje “y” la amplitud obtenida de la transformada de Fourier. Se observa que al comenzar tiene 2000 amplitud FFT, el siguiente armónico predominante está en una frecuencia aproximadamente 128 Hz se encuentra en una amplitud de 1250, a continuación, la frecuencia es de 258 Hz con una amplitud de 1000.

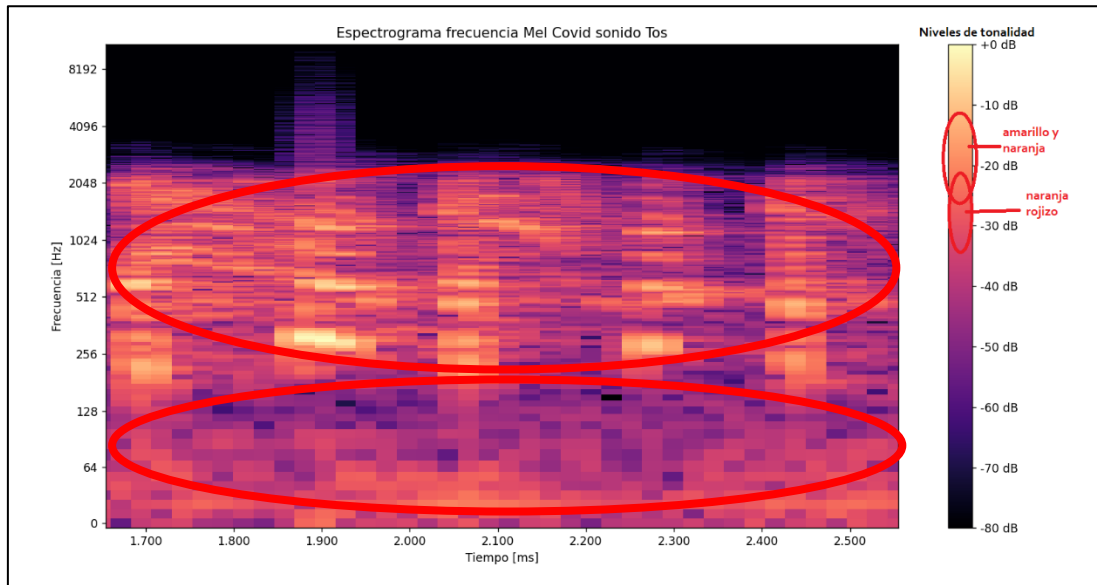


Figura 33. Espectrograma MEL de sonido de tos Covid con Python

En la Figura 33 se muestra el espectrograma de frecuencia Mel del sonido de tos de una paciente con Covid. Durante el período de grabación de 1.65 a 2.7 ms, las tonalidades naranja-rojizas se extienden desde 0 Hz hasta un promedio de 1867 Hz. Es importante destacar que los valores de decibeles oscilan entre -27 dB y -37 dB en la banda de frecuencia de 50 Hz a 123 Hz, mientras que en la banda de frecuencia de 301 Hz a 1867 Hz se observan cambios de tonalidades amarillas y naranjas con valores que van desde -15 dB hasta -28.5 dB. Las tonalidades moradas y negras indican el silencio del paciente.

Análisis del espectrograma con software Wavepad

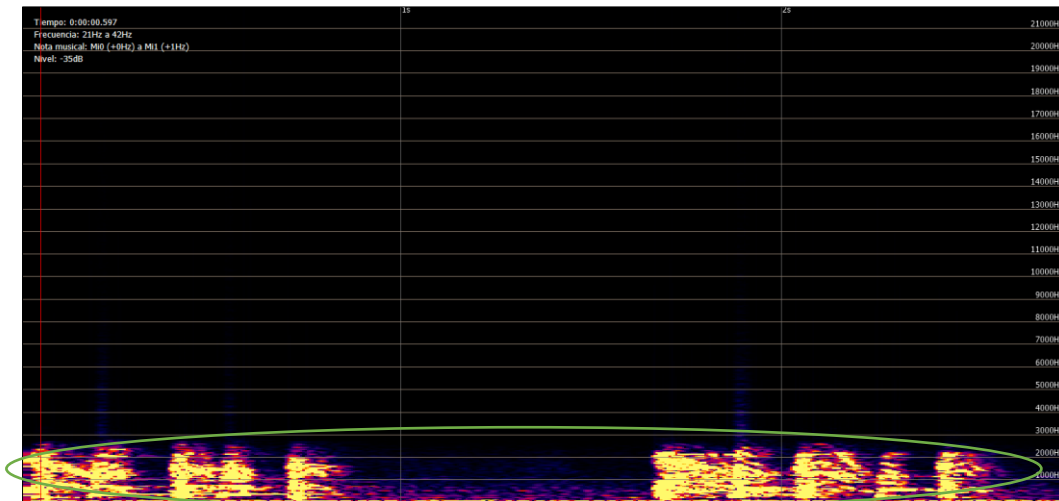


Figura 34. Espectrograma de sonido de tos Covid en Software

En la Figura 34, podemos observar el espectrograma generado por el software Wavepad. Se puede notar que las gráficas son similares a las obtenidas con el procesamiento del audio en Python, ya que se encuentra en el mismo rango de frecuencia de 0 Hz a 1869 Hz, con una mayor acentuación visual y niveles que varían entre -15 dB y -36 dB. También se observa que hay tonalidades amarillas más pronunciadas en comparación con pacientes sanos y aquellos que tienen gripe.

Análisis del sonido de voz persona Covid

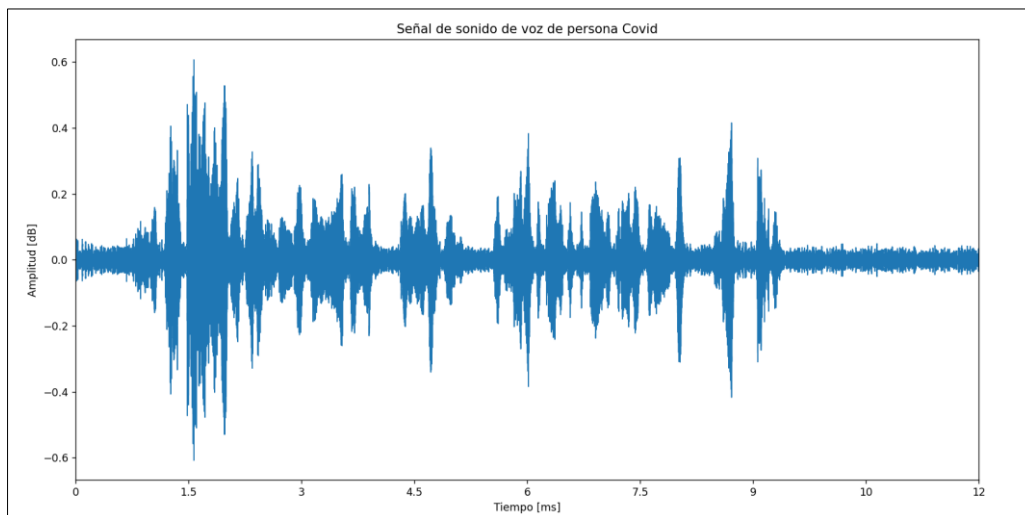


Figura 35. Señal temporal de sonido de voz Covid filtrada

En la Figura 35 se muestra la señal temporal del sonido de voz filtrado de una persona con Covid. En el eje “x” se representa el período de grabación de sonido de voz, que varía entre 0 y 12 ms, mientras que en el eje “y” se representa la amplitud en dB. Aunque en la gráfica se puede visualizar la forma general de la onda de grabación, no es posible distinguir los valores

representativos y los cambios de esta. Por lo tanto, es necesario realizar un proceso de segmentación de la señal para obtener dichos valores. Este proceso se muestra en la Figura 35.

Onda de sonido voz Energía y RMSE

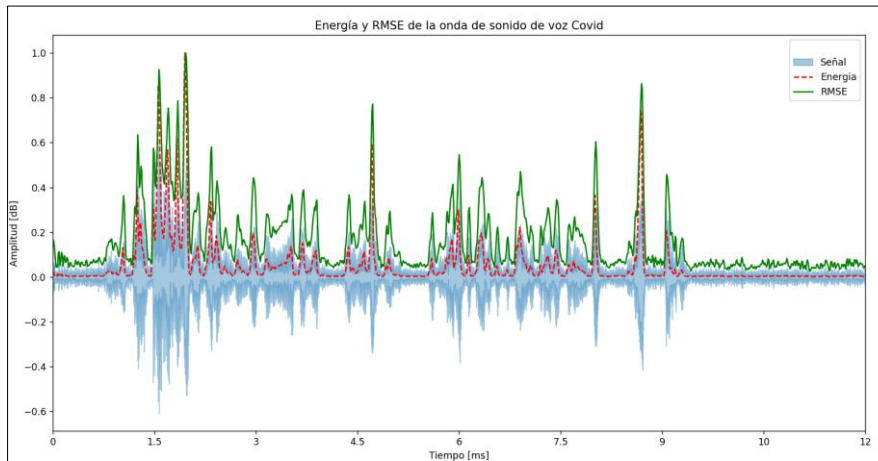


Figura 36. Onda de sonido de voz de persona con COVID, Energía y RMSE

En la figura 36, se presenta la onda de sonido de voz de una persona con Covid. La energía se muestra en rojo y se encuentra normalizada, lo que permite observar los picos altos de desplazamiento que oscilan entre 0.054 dB y 0.989 dB. Por otro lado, la gráfica de color verde representa el trazo RMSE, el cual muestra que la onda de sonido de voz se encuentra por encima de la de energía, sobresaliendo en los picos más altos de la señal de voz.

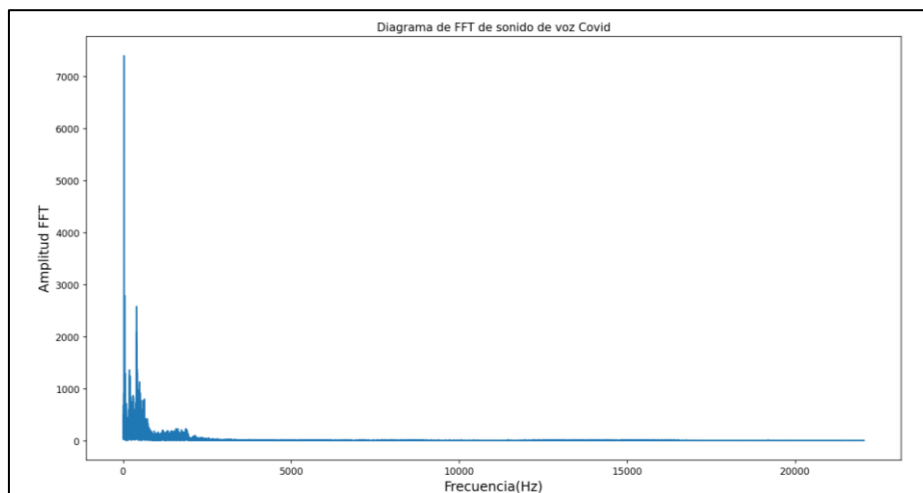


Figura 37. Transformada de Fourier FFT de sonido de voz de persona con Covid

En la Figura 37, se representa la transformada de Fourier del sonido de voz de una persona con Covid, donde el eje “x” corresponde a la frecuencia en Hz y el eje “y” a la amplitud obtenida de la transformada de Fourier. Se puede observar que el primer armónico tiene una amplitud

FFT de alrededor de 7800, y a continuación, se aprecia otro armónico con una amplitud FFT de 2870 en una frecuencia específica.

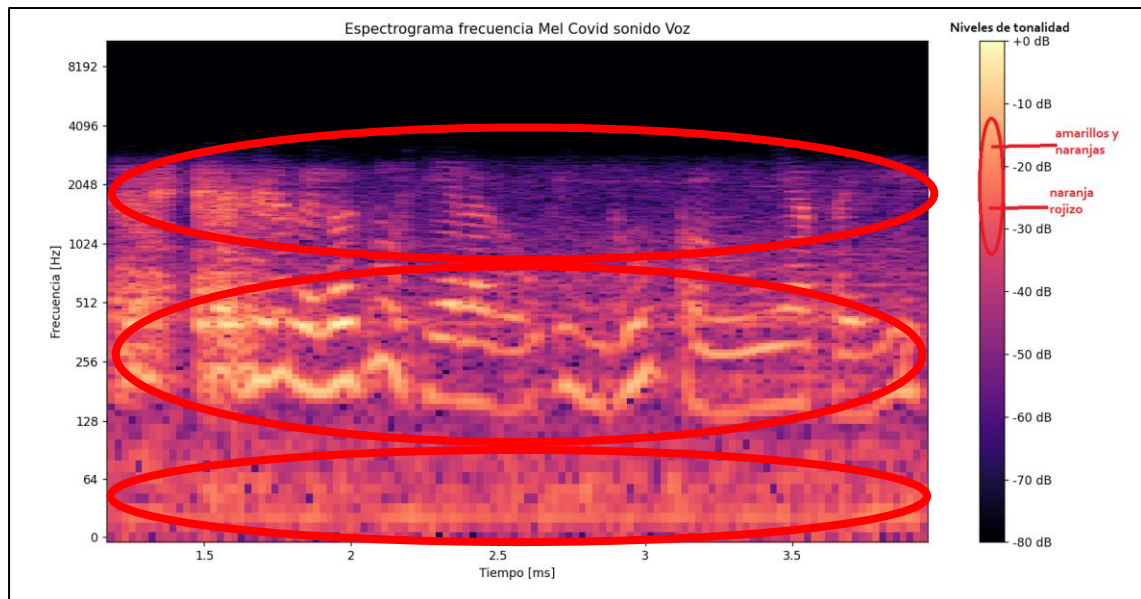


Figura 38. Espectrograma MEL de sonido de voz de persona Covid con Python

En la Figura 38 se muestra el espectrograma de frecuencia Mel del sonido de voz de un paciente con diagnóstico positivo de Covid. El eje x representa el periodo de tiempo de captura de sonido, que varía entre 1.16 ms y 3.93 ms. Se observa una predominancia de tonalidades naranja-rojizas con una variación en los niveles de -26 dB a -34 dB, en un rango de frecuencia de 0 Hz a 135 Hz. En el rango de frecuencia de 137 Hz a 597 Hz, las tonalidades predominantes son amarillas y naranjas, con una variación de nivel entre -19dB y -24dB. Por último, en el rango de frecuencia de 598 Hz a 3087 Hz, las tonalidades predominantes son rojizo-moradas, con una variación de nivel entre -38 dB y -49 dB. Las tonalidades moradas y negras representan el silencio del paciente.

Análisis del espectrograma con software Wavepad

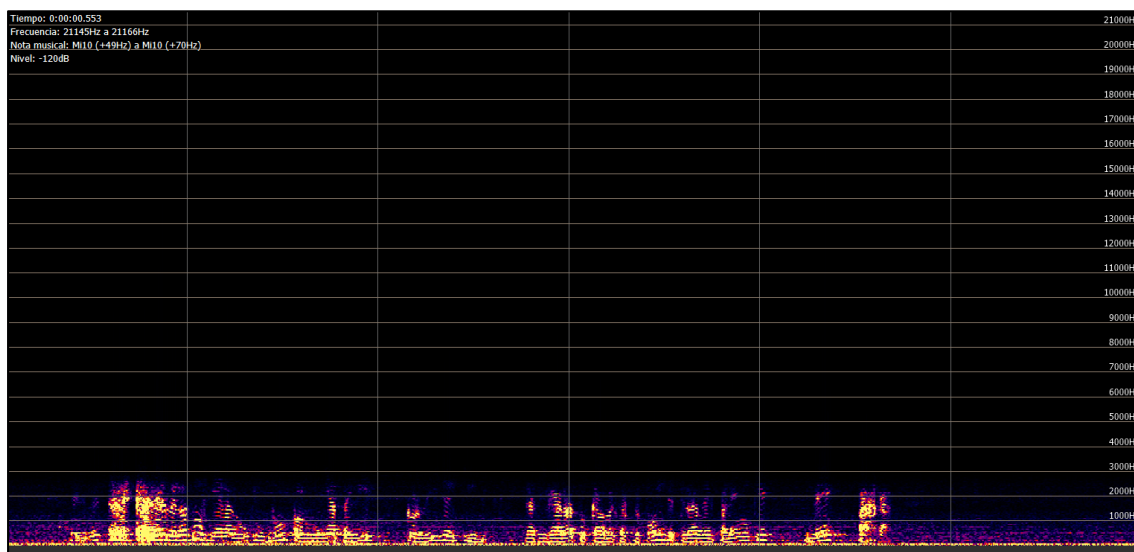


Figura 39. Espectrograma de sonido de voz de persona con Covid en Software

En la Figura 39 se muestra el espectrograma del sonido de la voz de una persona con COVID-19 obtenido mediante el software Wavepad. Se puede observar que predominan las tonalidades amarillas, las cuales se repiten de manera constante en un rango de frecuencias de 0 Hz a 3090 Hz y varían en amplitud desde -34 dB hasta -65 dB.

COMPARACION DE GRAFICAS DE SONIDO DE TOS

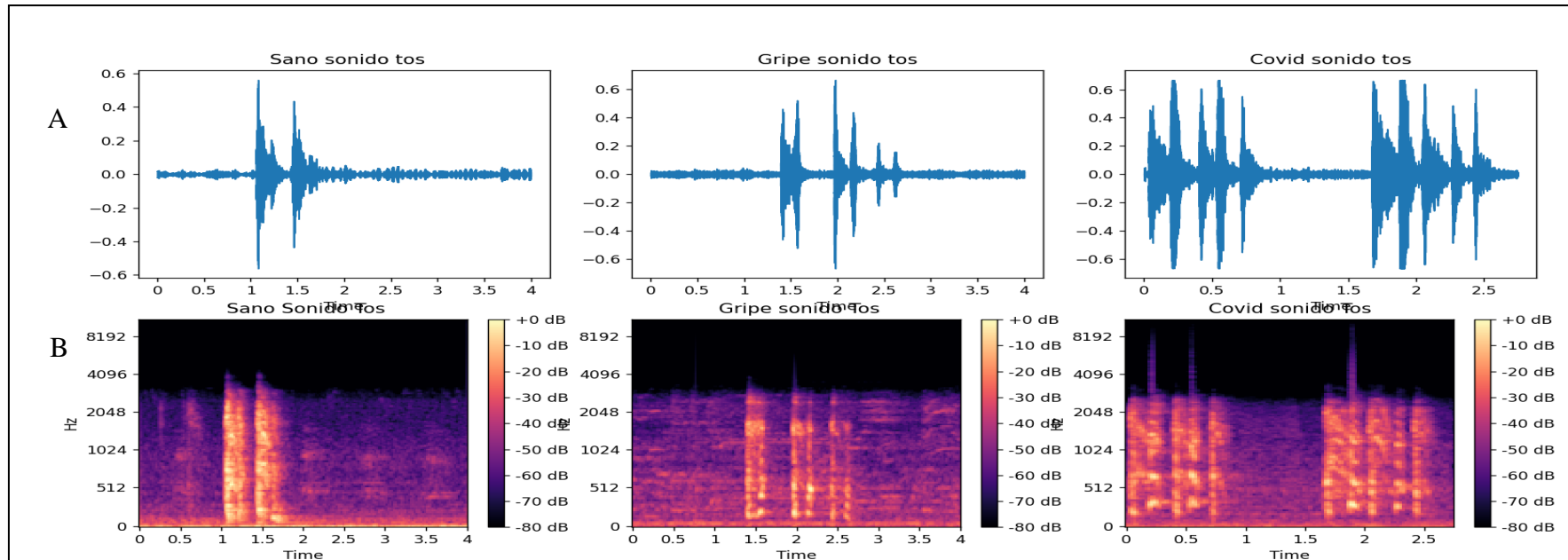


Figura 40.- Representación de señales de pacientes saludables, Gripe y Covid (A) muestra las señales en el dominio del tiempo; (B) muestra el espectrograma Mel de tiempo-frecuencia representación.

En la Figura 40 se muestran las comparativas de las gráficas de las señales de grabación de voz de los tres tipos de pacientes analizados, junto con sus respectivas gráficas de espectrograma Mel. Los valores representativos de estas gráficas se presentan en la Tabla 6.

Tabla 6. Comparativa entre parámetros del sonido de tos sano, gripe, Covid

Parámetro	Sano	Gripe	Covid
Colores Valores	Anaranjados y amarillos, fondo de voz morado	Aparición más frecuente anaranjados, con más repetición y aparición de colores naranjas	Anaranjados, amarillos repetición más acentuada y repetitivas
Amplitud en dB	[-30.45061 -27.815445 -32.95953 -41.147934 -35.05474 -38.36967 -40.285477 -31.865595 -31.108242 -38.253384 -36.52863 -35.875393 -42.324566 -32.409702 -33.449677 -60.546013 -35.753983 -30.072363 -35.90115 -38.884003 -39.429768 -40.723995 -31.773874 -30.963799 -33.53553 -40.75844 -43.463272 -39.455162 -38.67892 -29.07648 -32.52402 -31.683119 -33.40011 -41.241505 -38.28524 -32.872112 -32.40395 -35.191097 -45.165436 -36.029408 -31.730917 -33.772915 -37.001096 -41.631886 -38.273094 -32.70226 -18.829891 -13.363326 -33.201244 -41.600506 -33.286575 -30.267666 -34.96084 -41.413475 -34.816216 -33.502655 -32.038166 -43.25437 -39.54487 -44.505867 -34.90644 -38.778595 -34.209892 -42.735264 -43.47489 -38.005287 -35.19571 -35.71763 -49.53974 -42.12881 -41.067024 -41.284885 -37.98562 -35.616806 -30.816275 -38.433453 -45.20713 -37.375 -34.681454 -35.205357 -62.04471 -40.747593 -32.536594 -37.453873 -38.06269 -32.816097 -31.607016 -35.073788 -33.089096 -39.286503 -37.298813 -37.058784 -40.52158 -36.800724 -35.43248 -48.125847 -46.688007 -32.727448 -33.866108 -34.627373 -34.738934 -46.89222 -43.000908 -35.92238 -34.83573 -35.313206 -33.574684 -44.03859 -35.25467 -36.954887 -55.08637 -42.614235 -37.68679 -46.736633 -49.417587 -40.458794 -53.415627 -37.868427 -50.900047 -40.216347 -35.069263 -36.30852 -47.021973 -32.92662 -36.40363 -39.774162 -36.624508 -35.959778 -35.47469 -30.766457 -33.635715]	[-43.68583 -43.998257 -55.514114 -47.834373 -40.368576 -41.653633 -49.4888 -44.208664 -40.960037 -44.025936 -56.36121 -45.59784 -42.061714 -41.310913 -36.935658 -38.20776 -41.50642 -46.65078 -53.2171 -54.415344 -52.437256 -42.914776 -47.568832 -50.279106 -40.864452 -40.387966 -45.79062 -47.92315 -42.855965 -47.5096 -52.51188 -43.950264 -47.63617 -39.270844 -39.09795 -44.67342 -41.087112 -48.196266 -45.712532 -43.13724 -54.41957 -58.278557 -40.845173 -38.800648 -39.508938 -45.598686 -49.420563 -42.86088 -38.46696 -37.53447 -39.698696 -43.561985 -52.37218 -47.053474 -41.338757 -43.366367 -43.83867 -42.445568 -42.11784 -38.748775 -35.381012 -41.87917 -41.034527 -43.938454 -42.609497 -43.577187 -47.932774 -51.37641 -48.66285 -49.466972 -49.47775 -40.525272 -53.489647 -43.43138 -44.139393 -57.696312 -39.100063 -27.530184 -26.134096 -36.062447 -38.505646 -39.95002 -38.536236 -36.16851 -42.3517 -52.6018 -46.967358 -51.356135 -48.637 -57.68216 -50.19079 -45.965256 -43.04497 -49.346146 -51.343933 -56.444393 -44.687096 -38.361065 -39.21464 -47.397507 -46.767513 -43.48375 -41.428253 -36.238617 -37.670994 -39.310394 -48.93111 -47.12092 -46.447502 -43.561153 -41.428013 -41.82498 -48.516884 -37.624584 -38.282536 -52.975994 -46.604897 -45.57268 -56.230644 -48.89457 -47.064705 -52.563934 -44.638996 -41.689842 -39.68485 -38.455605 -38.943275 -40.831905 -48.819324 -44.558144 -44.874786 -48.44205 -37.74072 -38.770466 -41.75229 -49.70894 -42.332134]	[-39.11642 -36.19102 -32.520767 -32.043167 -36.700996 -37.199455 -39.509575 -53.105583 -43.061004 -44.983154 -41.10397 -37.667164 -40.007603 -43.433464 -46.128525 -51.11739 -46.809845 -43.046173 -35.816055 -35.50159 -39.005554 -37.735687 -44.003616 -47.98613 -52.882675 -45.53731 -45.496723 -53.2689 -46.478138 -42.23358 -47.78842 -31.531967 -32.756844 -54.5367 -48.54441 -52.3012 -55.911926 -48.988 -42.837425 -40.59764 -42.560978 -40.583862 -42.924786 -59.81067 -43.101234 -42.04631 -48.847965 -55.59355 -42.83469 -57.13386 -49.32598 -48.06531 -44.1788 -38.795555 -43.207096 -43.333878 -42.30701 -51.007935 -43.262405 -50.17672 -43.34935 -40.970085 -49.641796 -43.079243 -43.360546 -45.558456 -41.65113 -40.064766 -43.047516 -40.30215 -40.33308 -46.568962 -50.336506 -44.05083 -40.262222 -42.71429 -49.628353 -45.14571 -42.450127 -40.953358 -57.557262 -43.94275 -42.3922]
Valor máximo de amplitud dB	-8.030655	-26.134096	-31.531967
Valor mínimo de amplitud	-62.04471	-58.278557	-59.81067
Valor de variación de frecuencia	0 Hz a 2570 Hz	0 Hz a 1848 Hz	0 Hz a 1867 Hz

En la Tabla 6, se presenta de manera resumida los valores comparados entre los diferentes tipos de pacientes, resaltado las variaciones de frecuencias.

COMPARACION DE GRAFICAS DE SONIDO DE VOZ

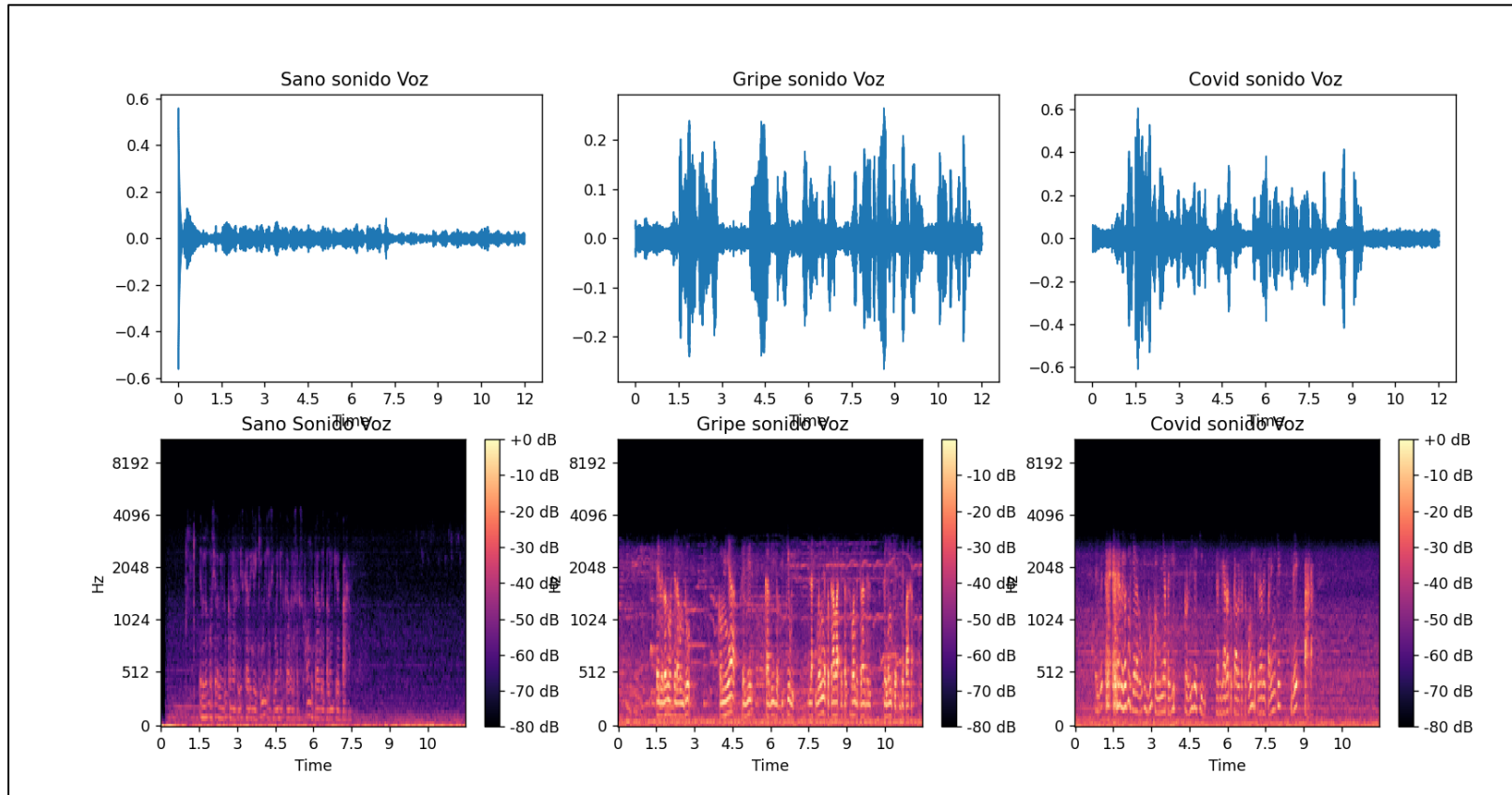


Figura 41. Representación de señales de tos de pacientes saludables, Gripe y Covid (A) muestra las señales en el dominio del tiempo; (B) muestra el espectrograma Mel de tiempo-frecuencia representación.

En la Figura 41 se muestran las comparativas de las señales de grabación de voz de los tres tipos de pacientes analizados, junto con sus correspondientes gráficas de espectrograma Mel. En la Tabla 7 se presentan los valores representativos de estas gráficas.

Tabla 7. Comparativa entre parámetros de espectrogramas MEL sonido de voz sano, gripe, Covid

Parámetro	Sano	Gripe	Covid
Colores Valores	Anaranjados y amarillos, fondo de voz morado	Aparición más frecuente anaranjados, amarillos, con más repetición y aparición de colores rojizos	Anaranjados, amarillos repetición más acentuada, rojizos anaranjados.
Amplitud en dB	-40.295265 -36.26315 -36.263817 -46.272266 -39.109867 -39.46923 -36.734436 -46.003395 -31.485226 -38.07277 -42.0505 -43.324528 -53.27384 -45.52301 -39.395687 -39.95853 -47.95316 -51.04316 -40.280163 -43.936684 -42.69934 -48.838573 -40.3379 -34.49397 -41.388992 -42.98378 -40.82373 -57.653877 -47.688854 -45.37421 -54.51364 -40.534935 -41.134247 -43.736485 -54.263336 -41.10674 -45.224194 -41.949852 -61.97799 -42.293247 -41.294464 -42.328545 -38.339516 -39.934597 -48.294422 -39.021893 -37.286198 -40.674877 -37.058628 -44.649597 -44.601074 -40.519352 -53.71657 -43.226936 -40.266335 -41.11582 -34.1741 -34.678337 -42.432453 -38.519066 -45.619724 -40.007347 -47.611927 -41.698788 -41.843307 -42.845867 -48.50339 -47.775444 -42.42855 -57.336807 -53.73746 -45.75621 -48.026222 -47.86224 -41.04278 -41.386158 -41.219364 -43.238117 -41.041664 -47.15297 -41.272423 -52.761017 -53.67755 -48.000446 -39.032032 -39.47229 -42.97559 -43.549976 -35.20547 -47.22106 -38.534782 -40.237797 -54.9106 -39.050743 -40.93804 -52.20984 -45.11135 -40.268417 -37.289177 -35.81177 -33.483047 -31.761335 -31.487299 -44.71671 -35.801056 -33.658894 -39.125202 -47.58568 -45.807938 -36.88073 -45.128242 -50.614975 -44.762375 -41.86145 -46.160473 -51.117226 -38.154587 -50.330757 -37.665737 -42.551075 -45.529114 -43.332664 -43.058353 -41.2048 -41.743526 -41.48766 -40.612026 -39.847233 -40.54287 -41.15789 -40.627487 -43.5383 -51.67021 -50.886463 -50.467216 -42.466972 -36.863045 -43.55569 -42.71433 -41.17361 -47.518738 -41.496662 -43.808105 -44.88957 -43.483818 -42.946163 -49.50219 -40.124577 -39.13817 -44.83658 -41.93213 -41.52056 -44.605778 -44.23811 -41.16445 -41.292698 -42.39668 -39.881042 -41.19174 -47.345047 -41.703377 -43.753498 -37.366447 -40.129242 -51.81614 -44.359993 -37.20626 -42.034622 -52.41999]	-27.865818 -24.408281 -22.993046 -25.380228 -27.91266 -29.765402 -34.69561 -31.627293 -35.654583 -41.60815 -40.935757 -38.751137 -41.45446 -33.907707 -31.014267 -31.498201 -30.566727 -27.204319 -29.828766 -37.47297 -37.19087 -34.19281 -36.856216 -39.214878 -48.851288 -54.33952 -37.797047 -29.94019 -28.607777 -33.07225 -46.363575 -42.542046 -39.42062 -34.040134 -32.573288 -34.16609 -34.25497 -32.800377 -34.90907 -31.575134 -33.132923 -38.231556 -28.081942 -28.328695 -31.751514 -33.5717 -34.44715 -34.873085 -41.31225 -46.73258 -42.51606 -47.288273 -38.177013 -38.127403 -42.3199 -38.04009 -35.72485 -43.687405 -37.228706 -45.305977 -37.66486 -34.40019 -36.98194 -31.09348 -28.873024 -33.066925 -37.211433 -36.95629 -37.73596 -40.554207 -44.367245 -38.6163 -34.64442 -31.017607 -30.9621 -33.90247 -33.895008 -24.994091 -26.095531 -35.061104 -40.720646 -40.91276 -45.76613 -34.304855 -29.873821 -30.408749 -30.724575 -32.33493 -33.251037 -36.116367 -45.531616 -38.087933 -42.085403 -45.983936 -47.904716 -53.563435 -39.849297 -32.455242 -31.302874 -34.092655 -38.697186 -39.11818 -44.303352 -35.932533 -30.916067 -30.785803 -36.436047 -70.377396 -51.553444 -46.729084 -36.054005 -32.467255 -36.024498 -30.828796 -39.82282 -32.904213 -40.628345 -30.455856 -40.639442 -37.274986 -30.966557 -42.981316 -51.947815 -36.659138 -46.584877 -37.952072 -31.832766 -26.305462 -26.455442 -35.40235 -42.175823 -38.555103 -39.358448 -28.726875 -26.784172 -30.050814 -36.950733 -37.317577 -38.611546 -39.450886 -45.501396 -37.213806 -32.526 -35.841698 -36.326107 -29.427961 -42.35789 -30.59781 -34.691242 -40.17642 -38.234562 -37.25473 -32.663486 -29.741913 -29.069555 -33.14789 -50.21392 -56.74711 -36.47902 -27.67337 -25.229113 -25.018734 -25.91674 -30.009785 -29.564594 -27.142796 -28.898874 -32.940975 -32.982914 -32.290394 -30.190914 -29.816002 -28.620802 -29.312796 -34.991352 -29.899887 -24.98339 -25.73042 -31.48999 -39.865055 -47.63501 -45.515875 -35.840755 -29.692142 -30.289362 -29.627459 -29.014555 -32.010475 -39.822083 -53.45958 -41.59807 -37.37024 -37.57168 -40.70627 -43.698517 -51.162487 -46.455505 -42.458477 -42.60229 -40.86512 -39.423687 -39.40703 -43.600685 -51.489372 -37.529026 -34.560886 -38.11103 -49.610622 -48.224327 -43.245235 -48.23802]	-45.224194 -41.949852 -61.97799 -42.293247 -41.294464 -42.328545 -38.339516 -39.934597 -48.294422 -39.021893 -37.286198 -40.674877 -37.058628 -44.649597 -44.601074 -40.519352 -53.71657 -43.226936 -40.266335 -41.11582 -34.1741 -34.678337 -42.432453 -38.519066 -45.619724 -40.007347 -47.611927 -41.698788 -41.843307 -42.845867 -48.50339 -47.775444 -42.42855 -57.336807 -53.73746 -45.75621 -48.026222 -47.86224 -41.04278 -41.386158 -41.219364 -43.238117 -41.041664 -47.15297 -41.272423 -52.761017 -53.67755 -48.000446 -39.032032 -39.47229 -42.97559 -43.549976 -35.20547 -47.22106 -38.534782 -40.237797 -54.9106 -39.050743 -40.93804 -52.20984 -45.11135 -40.268417 -37.289177 -35.81177 -33.483047 -31.761335 -31.487299 -44.71671 -35.801056 -33.658894 -39.125202 -47.58568 -45.807938 -36.88073 -45.128242 -50.614975 -44.762375 -41.86145 -46.160473 -51.117226 -38.154587 -50.330757 -37.665737 -42.551075 -45.529114 -43.332664 -43.058353 -41.2048 -41.743526 -41.48766 -40.612026 -39.847233 -40.54287 -41.15789 -40.627487 -43.5383 -51.67021 -50.886463 -50.467216 -42.466972 -36.863045 -43.55569 -42.71433 -41.17361 -47.518738 -41.496662 -43.808105 -44.88957 -43.483818 -42.946163 -49.50219 -40.124577 -39.13817 -44.83658 -41.93213 -41.52056 -44.605778 -44.23811 -41.16445 -41.292698 -42.39668 -39.881042 -41.19174 -47.345047 -41.703377 -43.753498 -37.366447 -40.129242 -51.81614 -44.359993 -37.20626 -42.034622 -52.41999]
Valor máximo de amplitud dB	-28.982485	-22.47654	-29.982485
Valor mínimo de amplitud	-66.26341	-70.377396	-59.81067
Valor de variación de frecuencia	0 Hz a 510 Hz	0 Hz hasta 1648 Hz.	0 Hz a 3087 Hz

En la Tabla 7, se presenta de manera resumida los valores comparados entre los diferentes tipos de pacientes, resaltado las variaciones de frecuencias.

Análisis de Imagen térmica

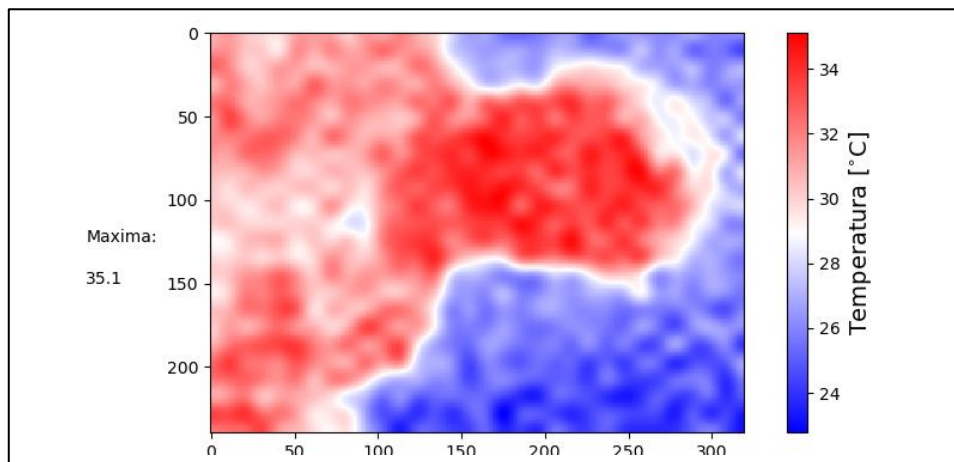
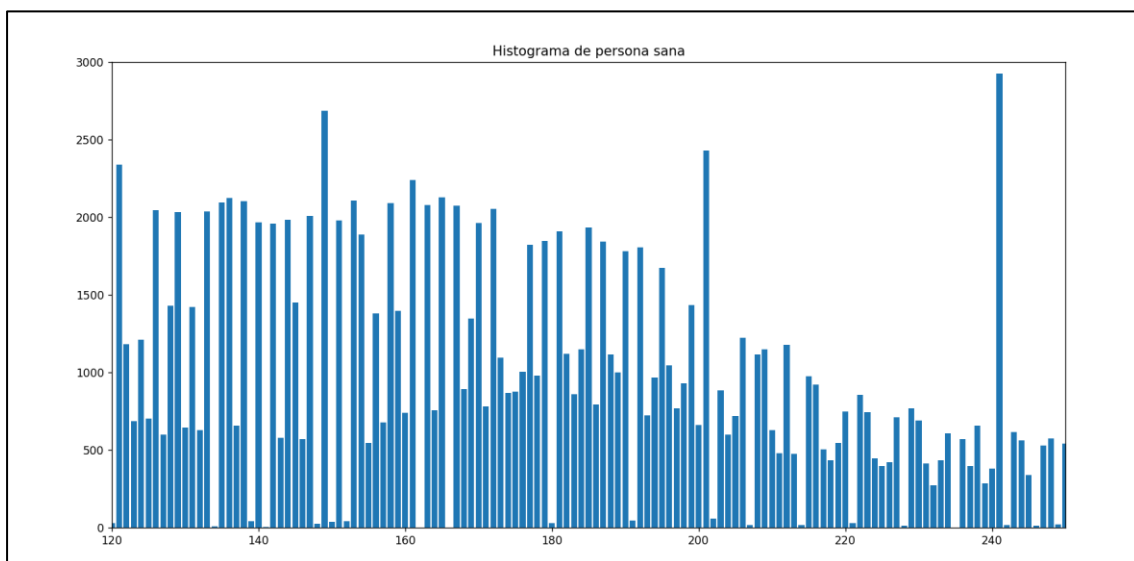


Figura 42. Imagen térmica de paciente saludable

La Figura 42 muestra la imagen térmica de una paciente saludable, donde en la parte izquierda se puede observar la temperatura corporal registrada de este paciente, la cual es de 35.1° C.

Figura 43. Histograma persona sana



La Figura 42 muestra el histograma de la imagen térmica de, donde el eje horizontal representa el rango de valores de píxeles que va desde 120 a 245, mientras que el eje vertical representa el número de bits que varía desde 650 a 2800. Se observa una tendencia gradual de crecimiento y decrecimiento en la relación entre el número de píxeles y el número de bits.

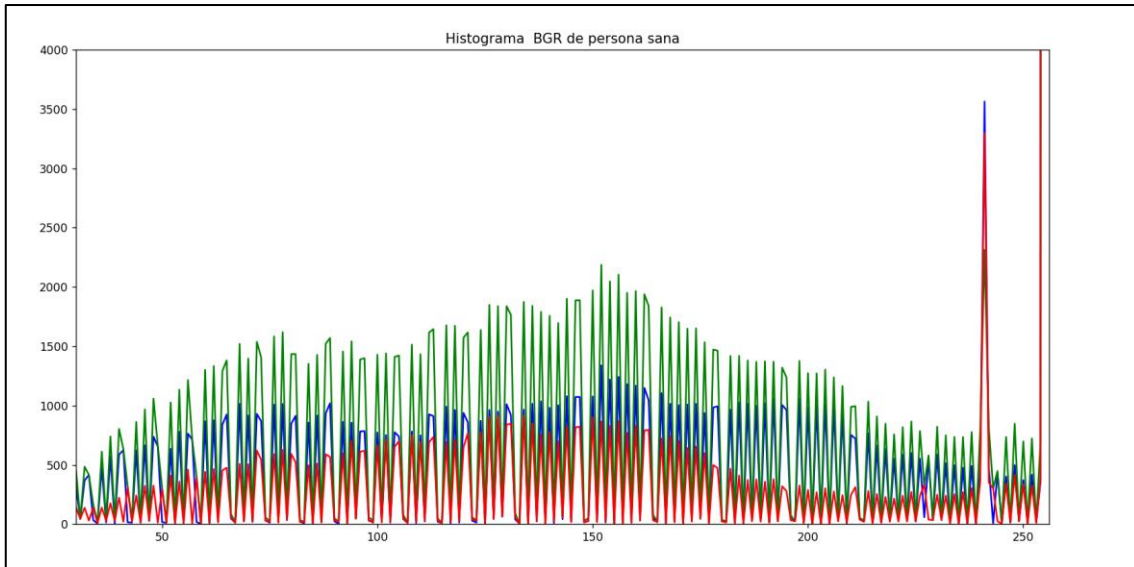


Figura 44. Histograma BGR de persona saludable

En la Figura 44 se observa que los píxeles más frecuentes se encuentran en el rango de 0 a 250 píxeles. Además, se puede notar que el color rojo es el de menor amplitud, con un máximo de 650 bits. Por otro lado, el azul ocupa el segundo lugar en frecuencia, con una amplitud que varía desde 500 bits hasta un máximo de 1200 bits. Finalmente, el color verde es el que presenta la mayor amplitud, con valores que oscilan entre 500 y 2400 bits.

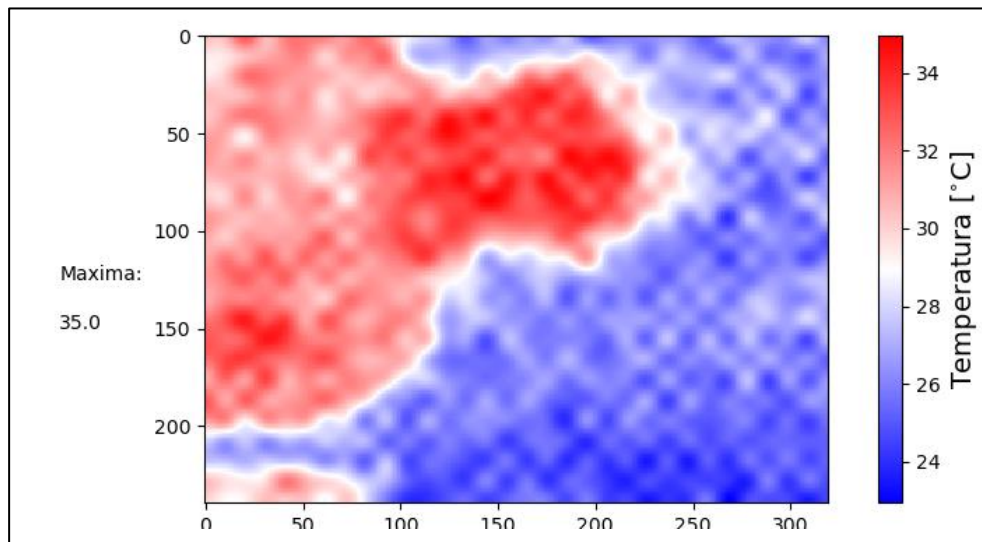


Figura 45. Imagen térmica de paciente Gripe

La Figura 45 muestra la imagen térmica de una paciente con Gripe, donde en la parte izquierda se puede observar la temperatura corporal registrada de este paciente, la cual es de 35 ° C.

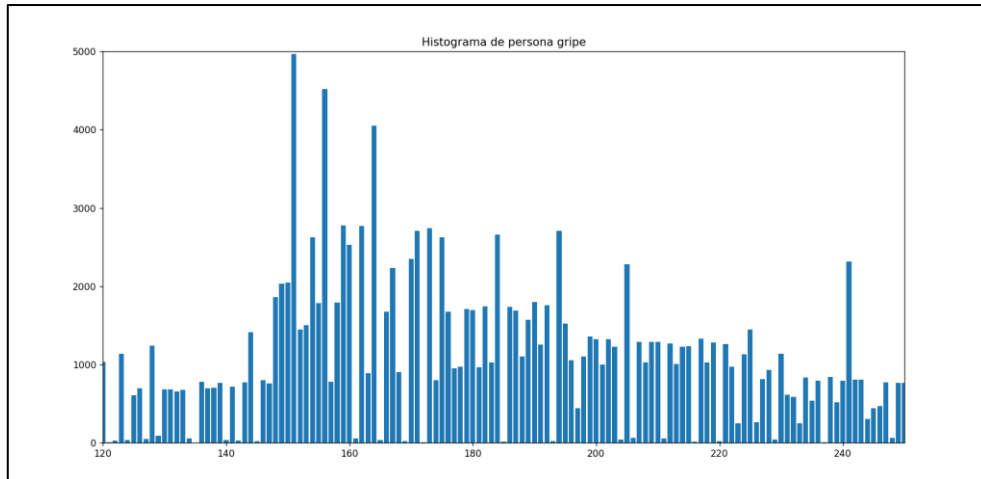


Figura 46. Histograma de colores grises persona gripe

En la Figura 46 se muestra el histograma que va desde 120 píxeles a los 245 píxeles. Al inicio, no se observan incrementos notables de bits. A partir del píxel 145, se evidencia un crecimiento gradual hasta alcanzar un máximo de 1500 bits. Posteriormente, se observa un decrecimiento simétrico y periódico. En el píxel 155, se presenta un pico muy alto cercano a los 50000 bits, luego de lo cual el decrecimiento continuo de forma simétrica y periódica.

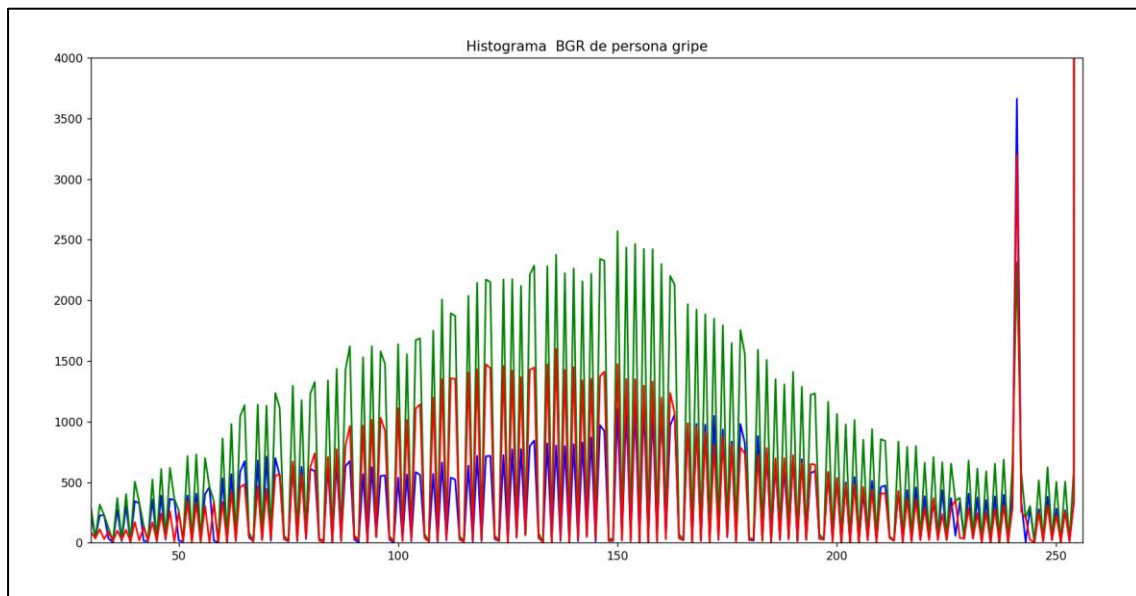


Figura 47. Histograma BGR de persona con Gripe

En la presente Figura 47 observamos que los píxeles más representativos van desde 0 píxeles a los 250 píxeles, observamos que el color azul es más abajo y está creciendo y decreciendo entre los valores de 250 bits hasta los 1000 bits, con respecto a la color rojo este puede variar desde 250 bits hasta 2400 bits, después de eso se evidencia que decrece de forma simétrica teniendo una forma de campana, el color verde evidenciamos que el crecimiento es constante

dese 250 bits hasta los 2500 bits se observar que igual forma una onda en forma de campana pues llega a su máximo y luego vuelve a decrecer.

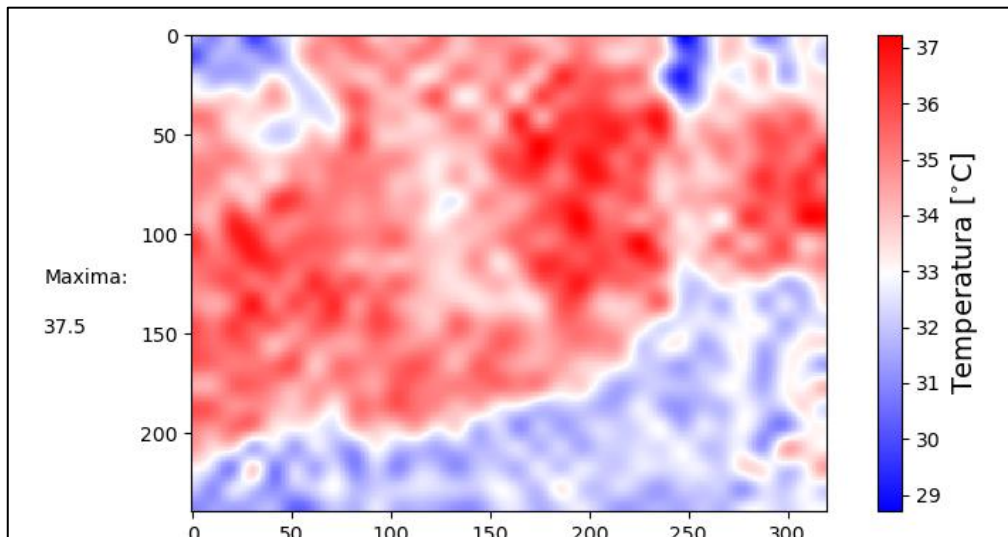


Figura 48. Imagen térmica de paciente Covid

La Figura 48 muestra la imagen térmica de una paciente Covid, donde en la parte izquierda se puede observar la temperatura corporal registrada de este paciente, la cual es de 37.5° C.

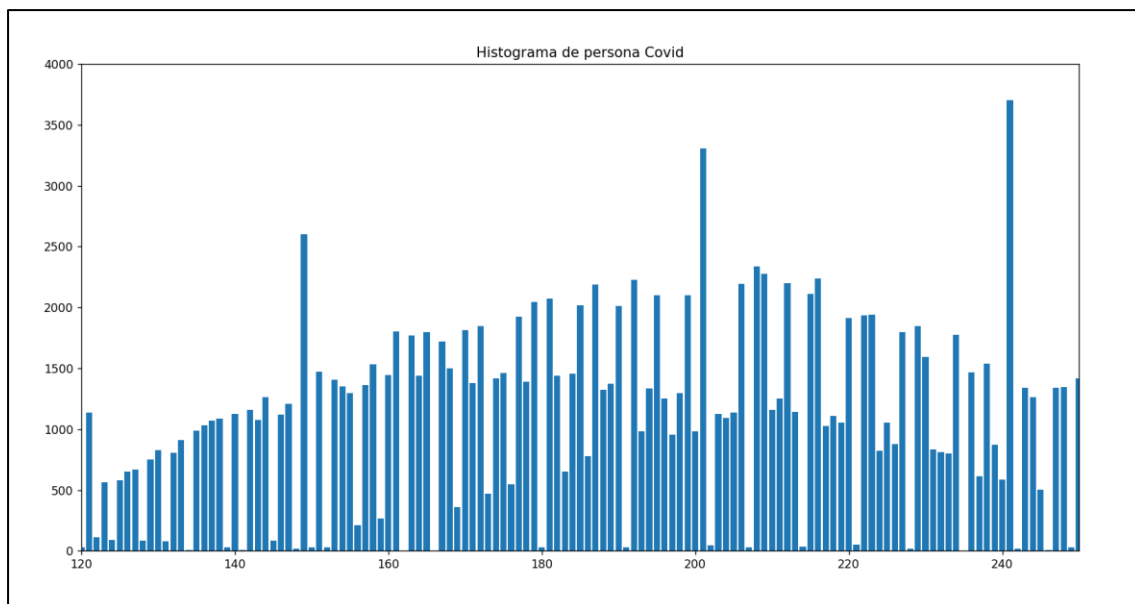


Figura 49. Histograma de colores grises persona Covid

En la figura 49 se evidencia el histograma que va desde 120 pixeles a los 245 pixeles, observamos que al comienzo tiene un crecimiento periódico pues va desde 50 bits hasta 2555 bits para luego volver a decrecer y mantenerse simétrica y continua entre 1600 bits hasta 2100 bits, en 200 pixeles llega un pico de 3300 bits, luego va decreciendo periódicamente desde 2500 hasta los 1500 bits, finalmente nuevamente crece a 3700 bits.

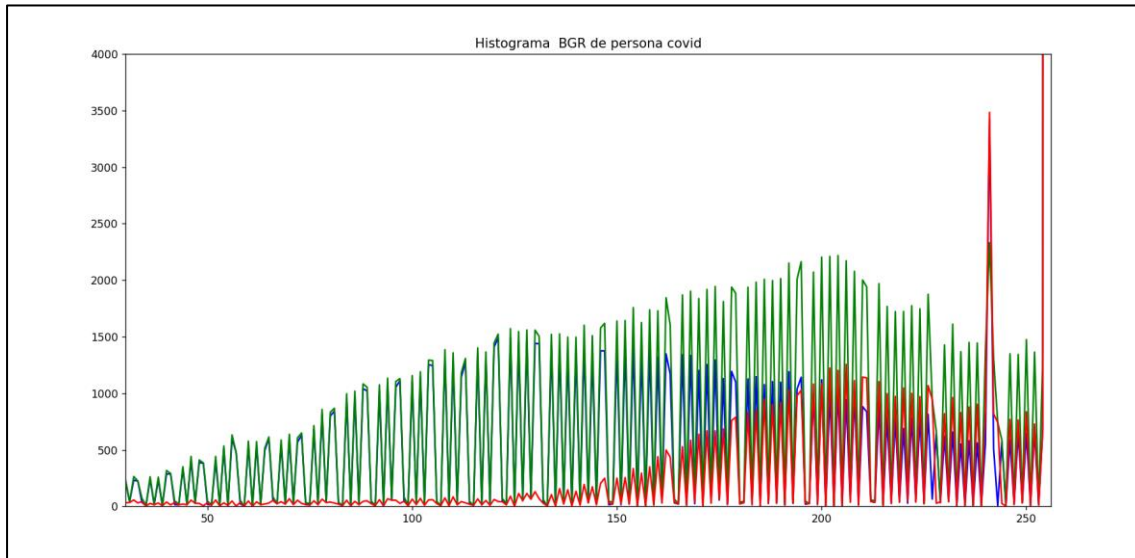


Figura 50. Histograma BGR de persona con Covid

En la Figura 50 se observa que los pixeles más representativos van desde 0 pixeles a los 250 pixeles, observamos que el color azul se presentándolo desde 160 pixeles hasta 250 pixeles se encuentra entre ente 500 bits hasta 1150 bits , con el color rojo observamos que al comienzo casi su aparición es nula pero a partir de los 150 pixeles comienza a crecer de forma periódica dese los 500 bits hasta 989 bits luego decrece hasta los 250 pixeles y tenemos unos pico muy altos de 3500 bits y 4000 bits , con el colore verde también observamos que el color verde va creciendo de forma simétrica y periódica desde 100 bits hasta 2200 bits , llega a su máximo valor para luego ir bajado simétricamente hasta 1300 bits.

CAPÍTULO IV

4. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

En este dispositivo se exponen los resultados que se obtuvieron con la implementación del sistema de detección de COVID-19 propuesto. Los resultados se dividen en dos grandes grupos:

- análisis de imágenes térmicas
- análisis audio de voz y tos.

Para la adquisición de datos se llevó a cabo mediante un sistema compuesto por sensores y una interfaz gráfica (Ver Figura 51) que permite mostrar mensajes al usuario.

Cabe indicar, para el procesamiento se utiliza el programa desarrollado en Python que integra herramientas de redes neuronales y Deep learning.



Figura 51. Interfaz de usuario propuesta para la adquisición de datos.

4.1. Desarrollo del algoritmo de respuesta.

4.1.1. Diagramas de convolución de sonido de tos

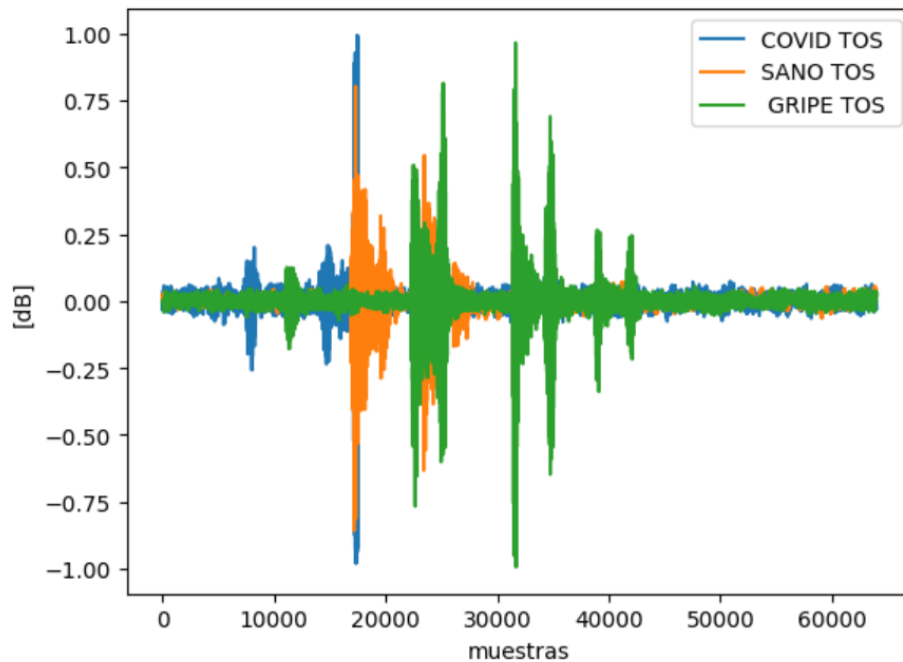


Figura 52. Convolución de sonido de tos de personas COVID-Sano-gripe

En la Figura 52 se presentan los diagramas de convolución de sonido de la tos de pacientes COVID (azul) personas con gripe (verde) y personas sanas (naranja) se aprecia que en las muestras de voz de pacientes COVID se tiene un nivel sonoro más elevado respecto al tiempo, el nivel relativo alcanza casi 1 dB (eje y) y tiene variaciones significativas respecto al tiempo, los resultados se asemejan a la gráfica del sonido de la tos en pacientes con gripe aunque en este último caso el nivel de variación no es muy significativo, existen diferencias notables respecto a las muestras de pacientes sanos donde la curva de color amarillo indica que no existen variaciones tan amplias de sonido respecto al tiempo.

4.1.2. Diagrama de convolución de grabaciones de pacientes del sonido de la voz

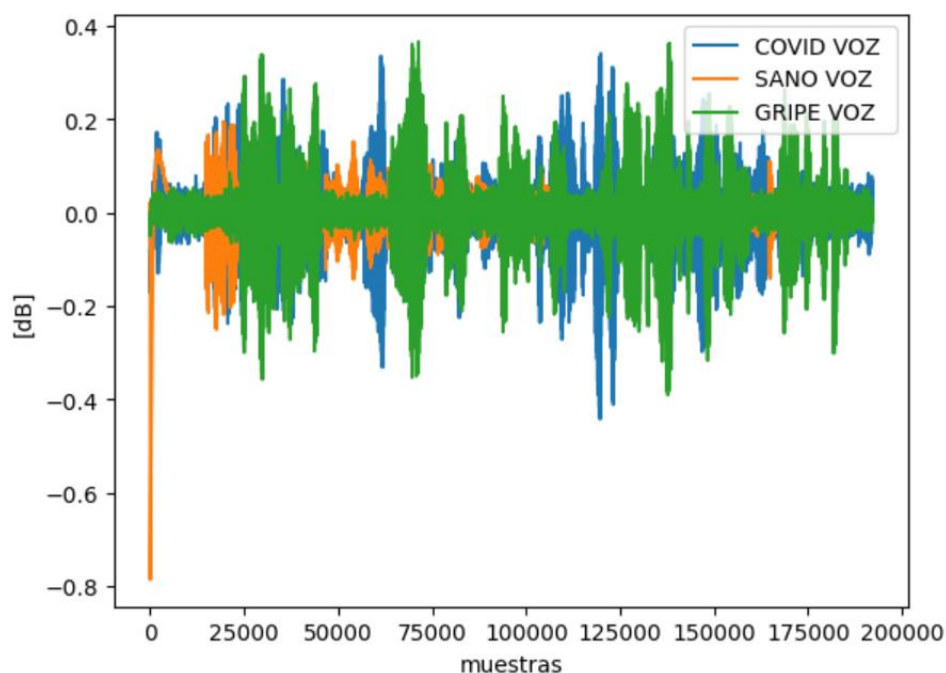


Figura 53. Convolución sonido de la voz COVID-Sano-gripe

En la figura 53 se observa la convolución de tipos de muestras de voz recolectada, la curva de color azul corresponde al sonido de la voz de un paciente COVID, se notan claras diferencias con las muestras de pacientes con gripe, (Curva verde) y las personas sanas (curva naranja), en este caso la variación en el tiempo (eje x) es más notoria que en la tos debido a la duración del audio y el tipo de sonido, la voz de pacientes COVID llega aproximadamente a los 0,4 dB muy resaltante.

La siguiente etapa del algoritmo de detección de COVID-19 consiste en descomponer la señal de audio mediante la transformada rápida de Fourier que permite analizar el contenido de frecuencia de esta. Las señales adquiridas son no periódicas. Y se requiere de una forma de representar el espectro de estas señales a medida que varían con el tiempo. Internamente el algoritmo calcula la transformada rápida de Fourier en segmentos de ventana superpuestos de la señal obteniendo un espectrograma.

Esto es una forma de representar visualmente la sonoridad, o amplitud, de una señal a medida que varía con el tiempo en diferentes frecuencias. En el cálculo del espectrograma se producen algunos detalles adicionales. El eje Y se convierte en una escala logarítmica, y la dimensión de color se convierte en decibelios. Los humanos sólo pueden percibir una gama muy pequeña y concentrada de frecuencias y amplitudes, pero los sensores y equipos

usados en el proyecto pueden percibir estas señales de manera más profunda de modo que se puede establecer un análisis confiable mediante programación.

4.1.3. Espectrograma MEL

Consiste en una unidad de tono tal que distancias iguales en el tono sonaran igualmente distantes para el oyente. Internamente el programa realiza una operación matemática sobre las frecuencias para convertirlas a la escala MEL que tiene parámetros analizables mediante algoritmos Deep learning como Tensor Flow o Keras.

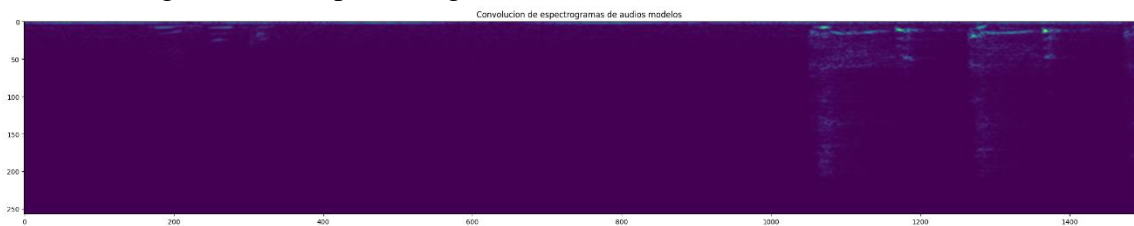


Figura 54. Convolución de espectrogramas de audio

4.1.4. Pérdida

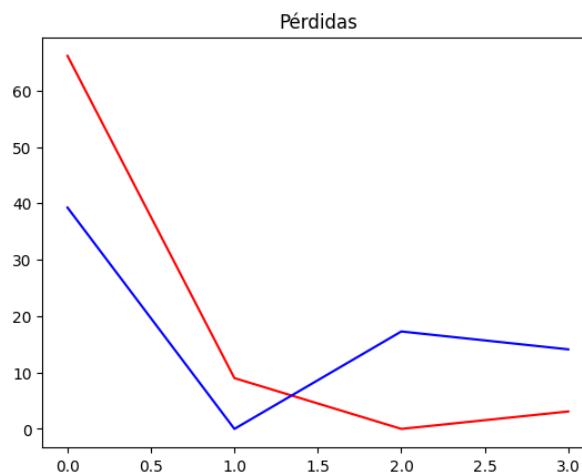


Figura 55. Pérdida de entrenamiento del algoritmo

Cuando termina la etapa de entrenamiento el algoritmo empieza la etapa de clasificación en la figura 55 se observa que la pérdida de entrenamiento (Curva Roja) y la de validación (curva azul) disminuyen rápidamente hasta alcanzar en algún punto la estabilidad, esto depende de la cantidad de muestras que ingresen en el programa de clasificación. La figura expresa que las métricas del modelo de predicción probablemente sean buenas ya que las curvas están en decrecimiento.

4.1.5. Precisión

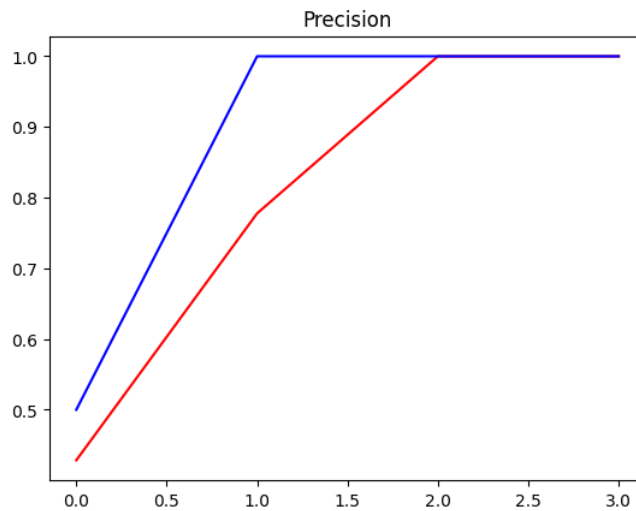


Figura 56. Precisión entre el algoritmo de aprendizaje y clasificación.

En cuanto a la precisión del sistema (Ver Figura 56) de detección de COVID-19 se tienen dos curvas crecientes que llegan a una convergencia, la curva de precisión en entrenamiento (curva roja) y la de validación (curva azul) tienden a crecer hasta alcanzar la estabilidad, del mismo modo que en las curvas de pérdidas mientras más muestras se ingresen en el algoritmo de entrenamiento mayor será la precisión del algoritmo para identificar potenciales casos de COVID-19.

4.1.6. Tasa de recuento de datos.

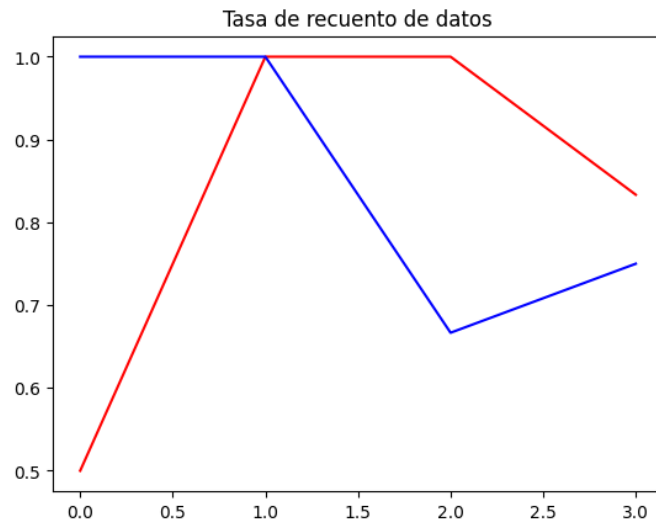


Figura 57. Curvas de recuento de muestras en las etapas de aprendizaje y análisis

La Figura 57 muestra la precisión y el recuento de muestras del modelo de Deep Learning utilizado en el aprendizaje y procesamiento. El sistema clasifica los valores absolutos estableciendo estimaciones verdaderas/falsas positivas/negativas. En este caso, se han asignado valores numéricos para cada caso (COVID, gripe y sano) en el conjunto de validación utilizado como referencia por el modelo de aprendizaje para la clasificación. Estos valores permiten tomar decisiones sobre posibles modificaciones en el algoritmo, especialmente en lo que respecta al valor de comparación que se utiliza en la práctica de clasificación.

4.2. INTERPRETACIÓN Y ANÁLISIS DE LOS DATOS

4.2.1. Resultados del algoritmo de procesamiento de datos

El producto final del algoritmo es la clasificación de las muestras identificadas con marcas temporales, el programa asigna el número 0 cuando se trata de personas sanas, el número 1 corresponde a pacientes sospechosos de COVID-19 y el 2 paciente con gripe; de este modo se pueden asignar textos obteniendo el producto final que será cargado a la página web en tiempo real.

Mediante la función mostrada en la Figura 58 el algoritmo muestra los resultados en formato CSV (Tabla 8) que es útil para generar una base de datos útil para mostrar los resultados en la página web.

```
with open('resultados.csv', 'w', newline='') as f:
    writer = csv.writer(f, delimiter=',')
    #writer.writerow(['Muestra', 'Diagnóstico COVID'])
    for key, value in postprocessed.items():
        writer.writerow([key, value])
```

Figura 58. Función generadora de resultados en formato CSV.

Tabla 8. Resultados obtenidos a través del algoritmo de clasificación por redes neuronales. (Ver anexos tabla completa)

Marca temporal	Identificador	Diagnóstico
2022-06-11 203708.300254	1	POSIBLE COVID-19
2022-06-11 090435.77365	2	GRIPE
2022-06-08 155058.206260	0	SANO

En la tabla 8, se evidencia las marcas temporales emitidas al finalizar el procesamiento de las señales de datos. En la marca temporal contiene los datos de la fecha de la muestra recolectada como el año, el mes el día y la hora exacta.

El identificador está representado datos numéricos entre 0 a 2 donde cada uno de estos indicadores ya fueron mencionados anteriormente.

Finalmente tenemos el diagnóstico donde se representa de forma escrita el tipo de diagnóstico del paciente según el identificador.

4.2.2. Modelo matemático:

Ecuación 1. Modelo matemático para la validación de hipótesis.

$$\text{Diagnóstico PCR} = \text{Diagnóstico Deep learning}; \text{Ha: Diagnóstico PCR} \\ \neq \text{Diagnóstico Deep learning}$$

4.2.3. Nivel de significancia

El intervalo de confianza seleccionado es del 95%; por lo tanto, el nivel de significancia es del 5% que corresponde a un valor de probabilidad P de 0,05

4.2.4. Grados de libertad.

Ecuación 2. Grados de libertad para la validación de la hipótesis

$$v = n1 + n2 - 2 \\ v = 25 + 25 - 2 \\ v = 48$$

Los grados de libertad se calculan en función de los datos disponibles para comparar los resultados de las pruebas PCR con los del sistema de detección en este caso se comparó con 280 resultados de pruebas PCR en el transcurso en el que el sistema de adquisición de datos estuvo en la casa de salud.

4.2.5. Prueba de chi cuadrado

Tabla 9. Prueba chi-cuadrado

Pruebas de chi-cuadrado	Valor	gl	Sig. asintótica (bilateral)	Sig. exacta (bilateral)	Sig. exacta (unilateral)
Chi-cuadrado de Pearson	172,852	1	0,000		
Corrección por continuidad	169,724	1	0,000		
Razón de verosimilitudes	197,47	1	0,000		
Estadístico exacto de Fisher				0,000	0,000
Asociación lineal por lineal	172,235	1	0,000		
N de casos válidos	280				

a. 0 casillas (0,0%) tienen una frecuencia esperada inferior a 5. La frecuencia mínima esperada es 69,00.

b. Calculado sólo para una tabla de 2x2.

La tabla 11 representa el valor del chi cuadrado, corrección de por continuidad, razón de verosimilitudes. asociación lineal por lineal, donde el valor del chi-cuadrado por los casos detectados PCR y datos del sistema se obtiene un valor de 172,852.

Según la tabla 11 de la prueba de chi-cuadrado, se observa que el nivel de significancia asintota (bilateral es $0,000 < 0,05$ es decir se rechaza la hipótesis nula H_0 y se acepta la hipótesis alternativa que dice que existe una correlación directa entre las pruebas PCR tomadas del hospital con los resultados del sistema de detección de Covid-19

4.2.6. Coeficiente de contingencia

Ecuación 4. Coeficiente de contingencia

$$Cc = \sqrt{\frac{X^2}{N + X^2}} * 100\%$$

- χ^2 es el estadístico chi-cuadrado,
- N es el número total de casos u observaciones en nuestro análisis/estudio,
- Cc es el coeficiente de contingencia.

$$CC = \sqrt{\frac{172,852}{280 + 172,852}} * 100\%$$

$$CC = 61,78\%$$

Análisis. - El valor calculado es 61,78% se deduce que la existen una relación directa entre las pruebas PCR y el sistema de detección construido.

Tabla 10. Coeficiente de correlación de Kendall

Medidas simétricas	Valor	Error típ. asint.	T aproximada	Sig. aproximada
Ordinal por ordinal Tau-b de Kendall	,786	,037	21,249	0,000
N de casos válidos	280			

a. Asumiendo la hipótesis alternativa.

b. Empleando el error típico asintótico basado en la hipótesis nula.



Figura 59. Valores de interpretación del coeficiente de correlación

Análisis. – El valor obtenido de la correlación de Kendall entre las pruebas de PCR y el sistema de detección de Covid-19 es de 0,773 dentro de la regla de interpretación este valor se encuentran en un tipo de correlación positiva fuerte, se puede interpretar que existe relación muy fuerte y se deduce que existe una concordancia muy fuerte entre los resultados de la prueba PCR y del sistema

Análisis de la precisión diagnóstica del dispositivo

La sensibilidad es la capacidad de una prueba para identificar correctamente a las personas que tienen la enfermedad o condición que se está buscando. Es decir, la sensibilidad mide la proporción de verdaderos positivos, es decir, de personas que tienen la enfermedad y que la prueba ha identificado correctamente como positivas.

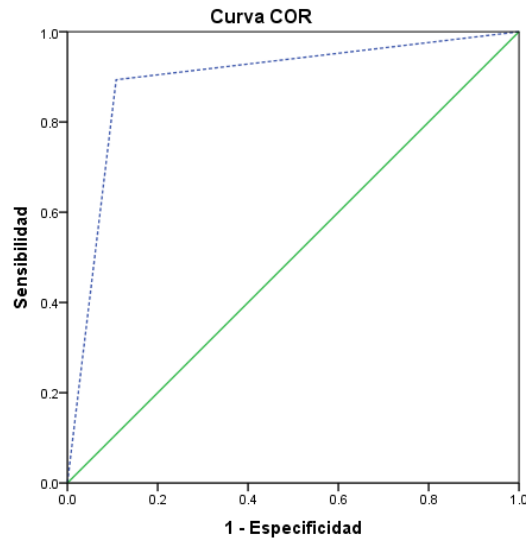
La especificidad, por otro lado, es la capacidad de una prueba para identificar correctamente a las personas que no tienen la enfermedad o condición que se está buscando. Es decir, la especificidad mide la proporción de verdaderos negativos, es decir, de personas que no tienen la enfermedad y que la prueba ha identificado correctamente como negativas.

En general, una prueba diagnóstica ideal tendría una sensibilidad y especificidad del 100%. Sin embargo, en la práctica, esto es raro y la mayoría de las pruebas tienen un cierto grado de sensibilidad y especificidad imperfectas.

Por ejemplo, si una prueba tiene una sensibilidad del 90% y una especificidad del 95%, esto significa que la prueba identificará correctamente al 90% de las personas que tienen la enfermedad (verdaderos positivos) y al 95% de las personas que no tienen la enfermedad (verdaderos negativos). Sin embargo, hay una pequeña proporción de falsos negativos (personas que tienen la enfermedad pero que la prueba ha identificado incorrectamente como negativas) y falsos positivos (personas que no tienen la enfermedad pero que la prueba ha identificado incorrectamente como positivas).

En resumen, la sensibilidad y la especificidad son medidas importantes para evaluar la precisión de una prueba diagnóstica y determinar su utilidad clínica.

Estadísticos de prueba



Los segmentos de diagonal se generan mediante empates.

Figura 60. Curva ROC del sistema de detección Covid-19

Tabla 11.- Cálculo de área bajo la curva con respecto Curva ROC

Variables de resultado de prueba:	CASOS POSITIVOS SISTEMA			
	95% de intervalo de confianza asintótico			
área	Error estándar	Significancia asintótica	Límite inferior	Límite superior
,893	,021	,000	,851	,935

Tabla 12.- Cálculo coordenadas de la curva

Variables de resultado de prueba: Positivo si es mayor o igual que	CASOS POSITIVOS SISTEMA	
	Sensibilidad	1 - Especificidad
-1,00	1,000	1,000
,50	,894	,108
2,00	0,000	0,000

Como se puede observar en la Tabla 11 se muestra los resultados de un análisis de área bajo la curva (AUC) para las variables de resultado de prueba "CASOS POSITIVOS SISTEMA". El AUC es una medida de la precisión de una prueba diagnóstica para distinguir entre los casos positivos y negativos. En la tabla el AUC es de 0.893, con un error estándar de 0.021 y una significación asintótica de 0.000 ($p < 0.05$). Esto significa que la prueba tiene una buena

precisión para distinguir entre los casos positivos y negativos, con una AUC cercana a 1. El intervalo de confianza asintótico del 95% indica que el verdadero valor del AUC se encuentra entre 0.851 y 0.935.

Sin embargo, la última fila de la tabla indica que las variables de resultado de prueba tienen, como mínimo, un empate entre el grupo de estado real positivo y el grupo de estado real negativo, lo que podría indicar un sesgo en los datos o una posible falta de validez en la prueba. Además, la significación asintótica se basa en el supuesto no paramétrico y la hipótesis nula es que el área verdadera es de 0.5, lo que sugiere que hay cierta incertidumbre en los resultados.

En resumen, la tabla indica que la prueba tiene una buena precisión para distinguir entre los casos positivos y negativos, pero es importante tener en cuenta el posible sesgo en los datos y la necesidad de una validación adicional de la prueba.

4.3. Página Web.

Finalmente se desarrolló una página web con HTML, Java script, php y MySQL a la cual se accede mediante el siguiente enlace <http://detencioncovid19puyo.great-site.net> esta conecta el resultado en tiempo real de la última muestra y los resultados históricos generados en el archivo CSV luego del análisis de todas las muestras identificadas con una marca temporal de fecha y hora.

La interfaz de la página web (figura 61) tiene dos botones, el botón procesar analiza la última muestra proporcionando un diagnóstico en tiempo real, y el botón informe muestra los resultados históricos de todas las muestras.

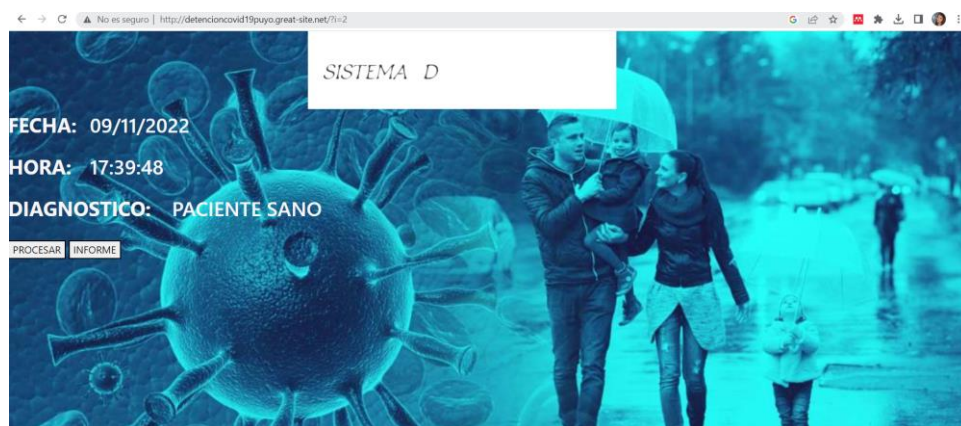


Figura 61. Página web para la socialización de los resultados

CAPÍTULO V

5. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

5.1. CONCLUSIONES

- Se ha desarrollado un sistema de detección de COVID-19 para el Hospital General Puyo mediante el procesamiento de patrones sonoros y temperatura. El análisis de sonido de la voz y la tos, con sus respectivos espectrogramas, junto con las imágenes térmicas de los pacientes, permitió evidenciar las diferentes tonalidades y frecuencias generadas por el sonido y así detectar la presencia del virus. Los resultados obtenidos por el sistema de detección propuesto se compararon con las pruebas PCR realizadas en el hospital por el personal especializado, lo que permitió concluir que existe una correlación muy fuerte entre los datos, el sistema tiene una buena precisión para distinguir entre los casos positivos y negativos.
- Para la construcción y entrenamiento de la red neuronal se utilizaron librerías de machine learning como Tensor Flow y Keras dentro de Python. El diseño de la red neuronal se basó en la necesidad de entrenarla con 270 muestras, las cuales se dividieron en 90 pacientes confirmados con COVID-19, 90 pacientes confirmados con gripe y 90 personas con cuadros saludables diferentes a enfermedades respiratorias. Una vez entrenado el sistema, se logró comprobar su funcionamiento con la toma de 280 muestras para comparar los resultados del sistema desarrollado con las pruebas PCR del hospital.
- Para la detección de los patrones, el sistema de predicción de pacientes sospechosos de COVID-19 se trabajó con una cámara térmica MLX90640 de características básicas y una tarjeta de sonido Hi-Fi Sound Card HAT. Se obtuvieron resultados favorables para el sistema, y el tiempo de respuesta es de alrededor de 10 minutos para mostrar una predicción efectiva de todas las muestras asignadas. El tiempo también depende de la cantidad de muestras que ingresen en la base de datos, y la recopilación se realiza en tiempo real.
- Los resultados finales son presentados en una página web diseñada para el personal de salud. En esta página se muestran los resultados del algoritmo y se identifica o descarta a los individuos que han sido infectados con COVID-19.

5.2.RECOMENDACIONES

- Es recomendable que el sistema tenga una mayor cantidad de muestras de entrenamiento de aproximadamente 1000, ya que esto ayudará a reducir los errores al momento de proporcionar resultados sobre los pacientes.
- Si el sistema es utilizado durante un largo periodo de tiempo, se hace necesario emplear programas que permitan la recolección y almacenamiento en la nube para garantizar la capacidad de almacenamiento necesario.
- Se recomienda realizar un mantenimiento y retroalimentación mensual del sistema para garantizar la fiabilidad de los resultados y que pueda integrarse correctamente con el sistema médico.
- Para una mejor recolección y análisis de los datos de sonido de voz, tos e imágenes térmicas, es necesario contar con instrumentos eléctricos de mejor capacidad de recolección y almacenamiento, como un módulo sensor acústico y una cámara termográfica. Con una mejor calidad de audio y una imagen térmica más detallada, los resultados de cada paciente podrían ser más precisos y útiles en el ámbito médico.
- Antes de ejecutar los programas, es importante verificar las especificaciones del ordenador, ya que se utilizan algoritmos y librerías que requieren una buena capacidad de procesamiento y memoria. El ordenador debe tener un almacenamiento de disco sólido de al menos 500 GB o superior a este valor y una tarjeta gráfica Nvidia de al menos 4 GB.

BIBLIOGRAFÍA

- [1] G. Pascarella *et al.*, “COVID-19 diagnosis and management: a comprehensive review,” *J Intern Med*, vol. 288, no. 2, pp. 192–206, 2020, doi: 10.1111/joim.13091.
- [2] J. E. Corral *et al.*, “COVID-19 polymerase chain reaction testing before endoscopy: an economic analysis,” *Gastrointest Endosc*, vol. 92, no. 3, pp. 524-534.e6, Sep. 2020, doi: 10.1016/J.GIE.2020.04.049.
- [3] A. Shoeibi *et al.*, “Automated Detection and Forecasting of COVID-19 using Deep Learning Techniques: A Review,” Jul. 2020, doi: 10.48550/arxiv.2007.10785.
- [4] Organización Panamericana de la Salud, “La COVID-19 afectó el funcionamiento de los servicios de salud para enfermedades no transmisibles en las Américas - OPS/OMS | Organización Panamericana de la Salud.” <https://www.paho.org/es/noticias/17-6-2020-covid-19-afecto-funcionamiento-servicios-salud-para-enfermedades-no> (accessed Dec. 05, 2022).
- [5] U. Nations, “Enfermedad del coronavirus (COVID-19) | Naciones Unidas”.
- [6] C. Martínez-Anaya, P. Ramos-Cervantes, and R. Vidaltamayo, “Coronavirus, diagnosis and epidemiological strategies against COVID-19 in Mexico,” *Educacion Quimica*, vol. 31, no. 2, pp. 12–22, 2020, doi: 10.22201/fq.18708404e.2020.2.75378.
- [7] C. Salamea-Palacios, T. Sánchez-Almeida, X. Calderón-Hinojosa, J. Guaña-Moya, P. Castañeda-Romero, and J. Reina-Trávez, “Modelos de aprendizaje automático para caracterizar la señal de la tos de pacientes con COVID-19,” *Proceedings of the LACCEI international Multi-conference for Engineering, Education and Technology*, vol. 2022-July, 2022, doi: 10.18687/LACCEI2022.1.1.145.
- [8] prototipadoLAB, “¿Qué es un sensor? Tipos y diferencias – PrototipadoLAB.” <https://prototipadolab.com/2018/05/05/que-son-los-sensores/> (accessed Dec. 05, 2022).
- [9] Epidemix Studies, “COVIDAir: Una nueva tecnología para detectar pacientes COVID-19 «EpidemiXs Studies.” <https://studies.epidemixs.org/proyecto/covidair-una-nueva-tecnologia-para-detectar-pacientes-covid-19/> (accessed Dec. 05, 2022).
- [10] M. A. Palmer *et al.*, “Standards for ecologically successful river restoration,” *Journal of Applied Ecology*, vol. 42, no. 2, pp. 208–217, Apr. 2005, doi: 10.1111/J.1365-2664.2005.01004. X.
- [11] T. Zitek, “The Appropriate Use of Testing for COVID-19,” *Western Journal of Emergency Medicine*, vol. 21, no. 3, p. 470, 2020, doi: 10.5811/WESTJEM.2020.4.47370.

- [12] V. Despotovic, M. Ismael, M. Cornil, R. M. Call, and G. Fagherazzi, "Detection of COVID-19 from voice, cough and breathing patterns: Dataset and preliminary results," *Comput Biol Med*, vol. 138, 2021, doi: 10.1016/j.compbimed.2021.104944.
- [13] P. Suppakitjanusant *et al.*, "Identifying individuals with recent COVID-19 through voice classification using deep learning," *Sci Rep*, vol. 11, no. 1, pp. 1–7, 2021, doi: 10.1038/s41598-021-98742-x.
- [14] C. R. Rodriguez, D. Angeles, R. Chafloque, F. Kaseng, and B. Pandey, "Deep Learning Audio Spectrograms Processing to the Early COVID-19 Detection," *Proceedings - 2020 12th International Conference on Computational Intelligence and Communication Networks, CICN 2020*, pp. 429–434, 2020, doi: 10.1109/CICN49253.2020.9242583.
- [15] M. Loey and S. Mirjalili, "COVID-19 cough sound symptoms classification from scalogram image representation using deep learning models," *Comput Biol Med*, vol. 139, no. September, p. 105020, 2021, doi: 10.1016/j.compbimed.2021.105020.
- [16] M. D. A. Rahman, M. S. Hossain, N. A. Alrajeh, and B. B. Gupta, "A multimodal, multimedia point-of-care deep learning framework for COVID-19 diagnosis," *ACM Transactions on Multimedia Computing, Communications and Applications*, vol. 17, no. 1s, 2021, doi: 10.1145/3421725.
- [17] K. Feng, F. He, J. Steinmann, and I. Demirkiran, "Deep-learning based approach to identify covid-19," *Conference Proceedings - IEEE SOUTHEASTCON*, vol. 2021-March, pp. 17–20, 2021, doi: 10.1109/SoutheastCon45413.2021.9401826.
- [18] S. Ghrabli, M. Elgendi, and C. Menon, "Challenges and Opportunities of Deep Learning for Cough-Based COVID-19 Diagnosis: A Scoping Review," *Diagnostics*, vol. 12, no. 9, pp. 1–17, 2022, doi: 10.3390/diagnostics12092142.
- [19] H. Abdelfatah and I. Shahin, "Covid 19 detections System Using Recurrent Neural Networks," *University of Sharjah*, pp. 1–5, 2020.
- [20] J. Andreu-Perez *et al.*, "A Generic Deep Learning Based Cough Analysis System from Clinically Validated Samples for Point-of-Need Covid-19 Test and Severity Levels," *IEEE Trans Serv Comput*, vol. 15, no. 3, pp. 1220–1232, 2022, doi: 10.1109/TSC.2021.3061402.
- [21] J. Laguarda, F. Hueto, and B. Subirana, "COVID-19 Artificial Intelligence Diagnosis Using only Cough Recordings," *IEEE Open J Eng Med Biol*, vol. 1, pp. 275–281, 2020, doi: 10.1109/OJEMB.2020.3026928.

- [22] A. Aprendiendo, “Electrónica, Sensores, Actuadores y Periféricos | Aprendiendo Arduino.” <https://aprendiendoarduino.wordpress.com/2016/11/06/electronica-sensores-actuadores-y-perifericos/> (accessed Nov. 22, 2022).
- [23] H. Coppock, A. Gaskell, P. Tzirakis, A. Baird, L. Jones, and B. Schuller, “End-to-end convolutional neural network enables COVID-19 detection from breath and cough audio: A pilot study,” *BMJ Innov*, vol. 7, no. 2, pp. 356–362, 2021, doi: 10.1136/bmjinnov-2021-000668.
- [24] M.-O. R. Oswaldo, C.-M. M. Arturo, P.-L. G. Adolfo, and S.-F. C. Arturo, “Generación de señales para sistemas radio sobre fibra basados en combinación óptica,” *Ingeniería, Investigación y Tecnología*, vol. 16, no. 4, pp. 585–598, oct. 2015, doi: 10.1016/J.RIIT.2015.09.010.
- [25] A. Koul, R. K. Bawa, and Y. Kumar, “Artificial Intelligence Techniques to Predict the Airway Disorders Illness: A Systematic Review,” *Archives of Computational Methods in Engineering 2022*, pp. 1–34, Sep. 2022, doi: 10.1007/S11831-022-09818-4.
- [26] J. A. Pandit, J. M. Radin, G. Quer, and E. J. Topol, “SmartphonNe apps in the COVID-19 pandemic,” *Nat Biotechnol*, vol. 40, no. 7, pp. 1013–1022, 2022, doi: 10.1038/s41587-022-01350-x.
- [27] A. Imran *et al.*, “AI4COVID-19: AI enabled preliminary diagnosis for COVID-19 from cough samples via an app,” *Inform Med Unlocked*, vol. 20, p. 100378, 2020, doi: 10.1016/j.imu.2020.100378.
- [28] G. Cavallaro, V. Di Nicola, N. Quaranta, and M. L. Fiorella, “Acoustic voice analysis in the covid-19 era,” *Acta Otorhinolaryngologica Italica*, vol. 41, no. 1, pp. 1–5, 2021, doi: 10.14639/0392-100X-N1002.
- [29] C. Robotti *et al.*, “Machine Learning-based Voice Assessment for the Detection of Positive and Recovered COVID-19 Patients,” *Journal of Voice*, Nov. 2021, doi: 10.1016/J.JVOICE.2021.11.004.
- [30] X. Liang, Y. Zhang, J. Wang, Q. Ye, Y. Liu, and J. Tong, “Diagnosis of COVID-19 Pneumonia Based on Graph Convolutional Network,” *Front Med (Lausanne)*, vol. 7, no. January, pp. 1–13, 2021, doi: 10.3389/fmed.2020.612962.
- [31] Q. Sanmartin and N. Douglas, “Desarrollo de una aplicación móvil, para el reconocimiento de covid 19 en imágenes de radiografía de tórax,” 2020.
- [32] A. Das, M. W. Ansari, and R. Basak, “Covid-19 Face Mask Detection Using,” pp. 4–8, 2021.
- [33] C. Calleja, “La Tos,” *Farmacia Profesional*, vol. 18, no. 11, pp. 62–64, Dec. 2004.

- [34] F. Miyara and C. Preliminares, “La voz humana,” *Nombres: Revista de Filosofía*, vol. 0, no. 28, pp. 1–10, 2015.
- [35] S. Sampson, “Temperatura corporal: Rangos normales en adultos y niños.” <https://www.medicalnewstoday.com/articles/es/temperatura-normal-del-cuerpo> (accessed Dec. 05, 2022).
- [36] L. Rouhiainen, “Inteligencia artificial 101 cosas que debes saber hoy sobre nuestro futuro,” *Alienta editorial*, p. 22, 2008.
- [37] Xataka, “Las redes neuronales: qué son y por qué están volviendo.” <https://www.xataka.com/robotica-e-ia/las-redes-neuronales-que-son-y-por-que-estan-volviendo> (accessed Dec. 05, 2022).
- [38] Platzi, “Qué es el Deep Learning, cómo funciona y ejemplos prácticos.” https://platzi.com/blog/deep-learning-guia-ejemplos/?utm_source=google&utm_medium=cpc&utm_campaign=18798607679&utm_adgroup=&utm_content=&gclid=Cj0KCQiAyracBhDoARIsACGFcS7lcc87HrkYSvP2ofjRZhrzMP-gNFj02zjuZ-baw-kf14WQJGYdg9waAuxnEALw_wcB&gclsrc=aw.ds (accessed Dec. 05, 2022).
- [39] Incentro, “¿Qué es TensorFlow y para qué sirve?,” 2020. <https://www.incentro.com/es-ES/blog/que-es-tensorflow> (accessed Dec. 05, 2022).
- [40] Keras, “Keras: the Python deep learning API.” <https://keras.io/> (accessed Dec. 05, 2022).
- [41] “Mel Spectrogram | Curso de Ciencia de Datos,” 2018. <https://centicmurcia.github.io/curso-ciencia-datos/3.6-audio/1%20-%20Mel%20Spectrogram/> (accessed Jan. 22, 2023).
- [42] Raspberry pi, “Raspberry Pi 4 Model B – Raspberry Pi.” <https://www.raspberrypi.com/products/raspberry-pi-4-model-b/> (accessed Nov. 22, 2022).
- [43] Mouser electronics, “MLX90640 Far Infrared Thermal Sensor - Melexis | Mouser.” <https://www.mouser.ec/new/melexis/melexis-mlx90640-fir-sensor/> (accessed Nov. 22, 2022).
- [44] Waveshare, “WM8960 Audio HAT for Raspberry Pi, Hi-Fi, Stereo CODEC, Play/Record.” <https://www.waveshare.com/wm8960-audio-hat.htm> (accessed Nov. 22, 2022).
- [45] Octopart, “APDS-9930 Broadcom | Distributors, Price Comparison, and Datasheets | Sensor Devices | Octopart.” https://octopart.com/apds-9930-broadcom-71127187?gclid=Cj0KCQiAg_KbBhDLARIsANx7wAxDEzWhE0fr4jiFvqMi60FA7

- KmqwDNIRkoVDZAQkv__41TQzP1RrSYaAqFhEALw_wcB (accessed Nov. 22, 2022).
- [46] Python, “Welcome to Python.org.” <https://www.python.org/> (accessed Dec. 05, 2022).
- [47] MySQL, “MySQL.” <https://www.mysql.com/products/> (accessed Dec. 05, 2022).
- [48] Google, “Google drive Plataforma de almacenamiento personal en la nube y uso compartido de archivos - Google.” <https://www.google.com/intl/es/drive/> (accessed Nov. 22, 2022).
- [49] M. Wan, “Research Methods,” *CSR Image Discursive Construction of Banks and the Effects on Capital Markets*, pp. 69–86, 2022, doi: 10.1007/978-981-19-6012-3_4.

ANEXOS

Anexo I. Autorización para la toma de muestras en el hospital general puyo.

Puyo, agosto 10 del 2021


Ing.
Daniela Peralta
GERENTE GENERAL DEL HOSPITAL REGIONAL PUYO
Presente.-

De mi consideración:

Por medio de la presente hago llegar un cordial y atento saludo a la vez desearte toda clase de éxitos en sus funciones encomendadas en bien de la ciudadanía.



Yo, DAYANA MENAL Y LUZURIAGA MORAN, portadora de la cédula No. 1600482853, egresada de la Universidad Nacional de Chimborazo de la carrera de Ingeniería Electrónica y Telecomunicaciones, como es de su conocimiento para obtener el título profesional es necesario realizar el proyecto de investigación; por lo cual he visto importante y necesario el siguiente tema: **DISEÑO E IMPLEMENTACIÓN DE UNA APLICACIÓN MOVIL PARA LA DETECCIÓN TEMPRANA DEL COVID-19 EN EL HOSPITAL GENERAL PUYO**, por lo que solicito de la manera muy respetuosa me autorice tomar muestras del sonido de la voz y la tos de los pacientes que asiste a la estación que está ubicado junto a emergencia de esta institución, debo indicar que tomaré las medidas necesarias para evitar el contagio del virus; utilizaré un micrófono inalámbrico (protegido), portaré un traje de bioseguridad y el uso de alcohol permanentemente.


Quedaré muy agradecida por la atención que sabrá dar a mi presente.

Atentamente,

Menaly Luzuriaga
C.I. 1600482853
Cel. 0989635479

Adjunto: Copia del certificado de las dos dosis de la vacuna,
Copia de la constancia de la matrícula de titulación,
Copia de la cédula de identidad.

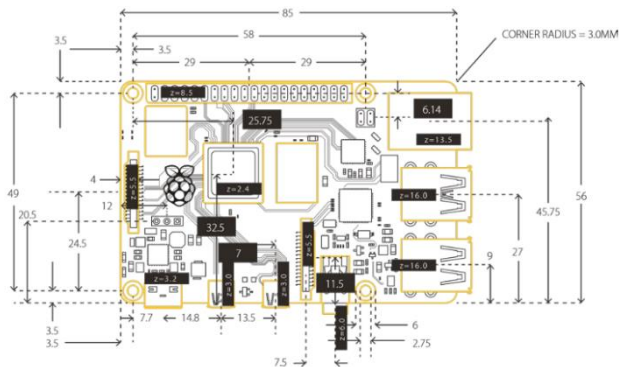
Para poder proceder con la autorización se requiere la presentación del protocolo autorizado por la Universidad.



CT 4821



RASPBERRYPI4

DATOS TÉCNICOS



ESPECIFICACIONES

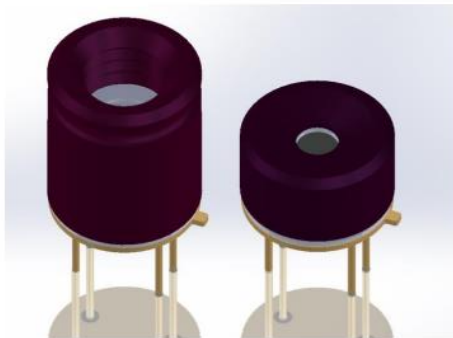
Procesador:	Broadcom BCM2711, Cortex-A72 de cuatro núcleos (ARM v8) con SoC de 64 bits a 1,5 GHz
Memoria:	LPDDR4 de 1 GB, 2 GB o 4 GB (según el modelo)
Conectividad:	inalámbrica IEEE 802.11b/g/n/ac de 2,4 GHz y 5,0 GHz LAN, Bluetooth 5.0, BLE Gigabit Ethernet 2 puertos USB 3.0 2 puertos USB 2.0
GPIO:	Conector macho GPIO de 40 contactos estándar (completamente compatible con versiones de placas anteriores)
Vídeo y sonido:	2 puertos micro HDMI (compatibilidad con hasta 4Kp60) Puerto para pantallas MIPI DSI de 2 vías Puerto para cámaras MIPI CSI de 2 vías Puerto para vídeo compuesto y audio estéreo de 4 polos
Multimedia:	H.265 (decodificación en 4Kp60) H.264 (decodificación en 1080p60, codificación en 1080p30), OpenGL ES, gráficos 3.0
Compatibilidad con tarjetas SD:	Ranura para tarjetas microSD para la carga del sistema operativo y el almacenamiento de datos
Alimentación de entrada:	Dc de 5 V a través de un conector USB-C (mínimo 3 A*) Dc de 5 V a través de un conector macho GPIO (mínimo 3 A*) Compatible con alimentación a través de Ethernet (PoE) (requiere un HAT para PoE independiente)
Entorno:	Temperatura de funcionamiento: 0-50 °C
Conformidad:	Para consultar la lista completa de productos locales y regionales homologados, visita https://www.raspberrypi.org/documentation/hardware/raspberrypi/conformity.md

MLX90640 32x24 IR array

Datasheet

1. Features and Benefits

- Small size, low cost 32x24 pixels IR array
- Easy to integrate
- Industry standard four lead TO39 package
- Factory calibrated
- Noise Equivalent Temperature Difference (NETD) 0.1K RMS @1Hz refresh rate
- I²C compatible digital interface
- Programmable refresh rate 0.5Hz...64Hz
- 3.3V supply voltage
- Current consumption less than 23mA
- 2 FOV options – 55°x35° and 110°x75°
- Operating temperature -40°C ÷ 85°C
- Target temperature -40°C ÷ 300°C
- Complies with RoHS regulations



2. Application Examples

- High precision non-contact temperature measurements
- Intrusion / Movement detection
- Presence detection / Person localization
- Temperature sensing element for intelligent building air conditioning
- Thermal Comfort sensor in automotive Air Conditioning control system
- Microwave ovens
- Industrial temperature control of moving parts
- Visual IR thermometers
- Driver software for MCU available at: <https://github.com/melexis/mlx90640-library.git>

3. Description

The MLX90640 is a fully calibrated 32x24 pixels thermal IR array in an industry standard 4-lead TO39 package with digital interface.

The MLX90640 contains 768 FIR pixels. An ambient sensor is integrated to measure the ambient temperature of the chip and supply sensor to measure the VDD. The outputs of all sensors IR, Ta and VDD are stored in internal RAM and are accessible through I²C.

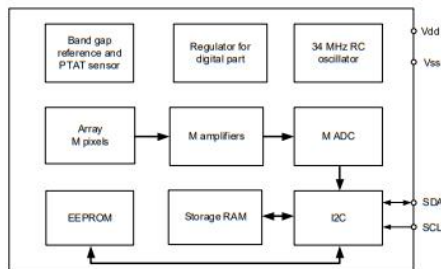
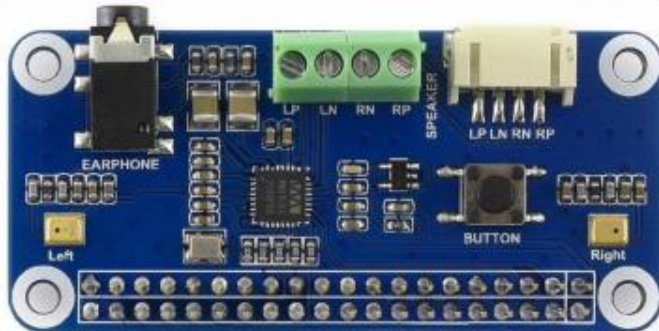


Figure 1 Block diagram

HARDWARE



LP, LN are positive polar and negative polar of the left speaker separately; RP, RN are positive polar and negative polar of the right speaker.

Pinout:

PIN	RaspberryPi (BCM)	RaspberryPi (Board)	Description
5V	5V	5V	5V
GND	GND	GND	Ground
SDA	P2/SDA	3	I2C Data input
SCL	P2/SDA	5	I2C Clock input
CLK	P18	12	I2S Bit clock input
LRCLK	P19	35	I2S Frame clock input
DAC	P21	40	I2S Data output
ADC	P20	38	I2S Data input
BUTTON	P17	11	Configurable

Anexo 5. Tabla de resultados completos de sistema

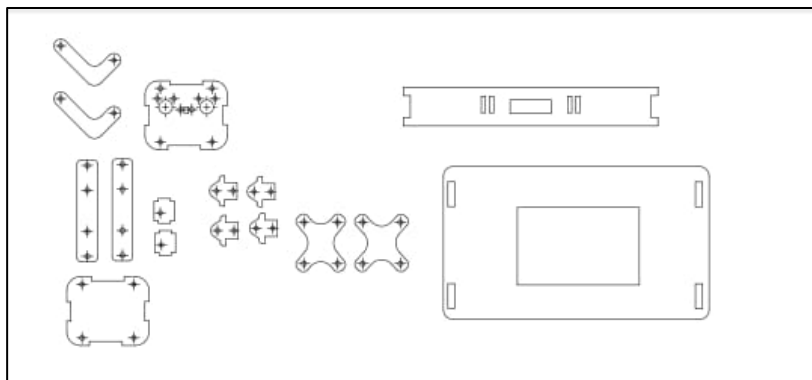
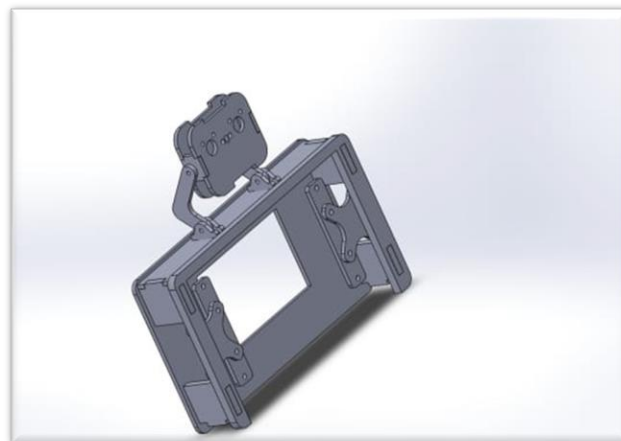
Marca temporal	Identificador	Diagnóstico
'2022-06-11 203708.300254_voz.mp3'	1	POSIBLE COVID-19
'2022-06-08 155058.206260_tos.mp3'	0	SANO
'2022-06-08 155058.206260_voz.mp3'	0	SANO
'2022-06-08 162442.837953_tos.mp3'	0	SANO
'2022-06-08 162442.837953_voz.mp3'	0	SANO
'2022-06-11 090435.773656_tos.mp3'	0	SANO
'2022-06-11 090435.773656_voz.mp3'	1	POSIBLE COVID-19
'2022-06-11 092939.652790_tos.mp3'	0	SANO
'2022-06-11 092939.652790_voz.mp3'	2	POSIBLE COVID-19
'2022-06-11 094241.750755_tos.mp3'	0	SANO
'2022-06-11 094241.750755_voz.mp3'	1	POSIBLE COVID-19
'2022-06-11 130324.672105_tos.mp3'	1	POSIBLE COVID-19
'2022-06-11 130324.672105_voz.mp3'	1	POSIBLE COVID-19
'2022-06-11 130359.214505_tos.mp3'	1	POSIBLE COVID-19
'2022-06-11 203708.300254_tos.mp3'	1	POSIBLE COVID-19
'2022-07-20 091443984064_voz.mp3'	1	POSIBLE COVID-19
'2022-07-01 094718.686690_tos.mp3'	1	POSIBLE COVID-19
'2022-07-01 094718.686690_voz.mp3'	1	POSIBLE COVID-19
'2022-07-19 083715426710_tos.mp3'	1	POSIBLE COVID-19
'2022-07-19 083715426710_voz.mp3'	1	POSIBLE COVID-19
'2022-07-19 083753161080_tos.mp3'	1	POSIBLE COVID-19
'2022-07-19 090439074415_tos.mp3'	1	POSIBLE COVID-19
'2022-07-19 090513593465_tos.mp3'	1	POSIBLE COVID-19
'2022-07-19 090513593465_voz.mp3'	1	POSIBLE COVID-19
'2022-07-19 164015020505_tos.mp3'	1	POSIBLE COVID-19
'2022-07-19 164015020505_voz.mp3'	2	GRIPE
'2022-07-19 164446685263_tos.mp3'	1	POSIBLE COVID-19
'2022-07-19 164446685263_voz.mp3'	1	POSIBLE COVID-19
'2022-07-19 164559633661_tos.mp3'	1	POSIBLE COVID-19
'2022-07-19 164559633661_voz.mp3'	1	POSIBLE COVID-19
'2022-07-20 090232.388332_tos.mp3'	1	POSIBLE COVID-19
'2022-07-20 090232388332_voz.mp3'	1	POSIBLE COVID-19
'2022-07-20 090310640634_tos.mp3'	1	POSIBLE COVID-19
'2022-07-20 090310640634_voz.mp3'	1	POSIBLE COVID-19
'2022-07-20 091443984064_tos.mp3'	1	POSIBLE COVID-19
'2022-09-15 125205.298380_voz.mp3'	0	SANO
'2022-09-15 110757.339207_tos.mp3'	0	SANO
'2022-09-15 110757.339207_voz.mp3'	0	SANO
'2022-09-15 111704.149714_tos.mp3'	0	SANO
'2022-09-15 111704.149714_voz.mp3'	1	POSIBLE COVID-19
'2022-09-15 120846.619990_voz.mp3'	0	SANO
'2022-09-15 122005.913452_tos.mp3'	0	SANO

'2022-09-15 122005.913452_voz.mp3'	0	SANO
'2022-09-15 122341.935851_voz.mp3'	0	SANO
'2022-09-15 122436.765248_tos.mp3'	0	SANO
'2022-09-15 122436.765248_voz.mp3'	1	POSIBLE COVID-19
'2022-09-15 123544.442689_tos.mp3'	1	POSIBLE COVID-19
'2022-09-15 123544.442689_voz.mp3'	0	SANO
'2022-09-15 124911.493059_voz.mp3'	0	SANO
'2022-09-15 125205.298380_tos.mp3'	0	SANO
'2022-11-09 173948.474079_vos.mp3'	0	SANO
'2022-10-19 115400.344867_vos.mp3'	0	SANO
'2022-10-19 115548.765383_vos.mp3'	1	POSIBLE COVID-19
'2022-10-19 115636.066815_vos.mp3'	0	SANO
'2022-10-19 115805.508958_vos.mp3'	0	SANO
'2022-10-19 124631.257166_tos.mp3'	0	SANO
'2022-10-19 124631.257166_vos.mp3'	1	POSIBLE COVID-19
'2022-11-08 074509.571916_tos.mp3'	1	POSIBLE COVID-19
'2022-11-08 074509.571916_vos.mp3'	1	POSIBLE COVID-19
'2022-11-08 074907.071959_tos.mp3'	1	POSIBLE COVID-19
'2022-11-08 074907.071959_vos.mp3'	1	POSIBLE COVID-19
'2022-11-08 084111.279985_tos.mp3'	1	POSIBLE COVID-19
'2022-11-08 084111.279985_vos.mp3'	1	POSIBLE COVID-19
'2022-11-08 111551.307540_tos.mp3'	1	POSIBLE COVID-19
'2022-11-08 111551.307540_vos.mp3'	1	POSIBLE COVID-19
'2022-11-08 115108.923701_tos.mp3'	1	POSIBLE COVID-19
'2022-11-08 115108.923701_vos.mp3'	1	POSIBLE COVID-19
'2022-11-08 115200.409670_tos.mp3'	1	POSIBLE COVID-19
'2022-11-08 115200.409670_vos.mp3'	1	POSIBLE COVID-19
'2022-11-08 120507.741417_tos.mp3'	0	SANO
'2022-11-08 120507.741417_vos.mp3'	1	POSIBLE COVID-19
'2022-11-08 125711.260255_tos.mp3'	0	SANO
'2022-11-08 125711.260255_vos.mp3'	1	POSIBLE COVID-19
'2022-11-08 153248.241514_tos.mp3'	1	POSIBLE COVID-19
'2022-11-08 153248.241514_vos.mp3'	0	SANO
'2022-11-08 182301.166499_tos.mp3'	1	POSIBLE COVID-19
'2022-11-08 182301.166499_vos.mp3'	1	POSIBLE COVID-19
'2022-11-08 182901.866551_tos.mp3'	1	POSIBLE COVID-19
'2022-11-08 182901.866551_vos.mp3'	1	POSIBLE COVID-19
'2022-11-08 183614.050152_tos.mp3'	1	POSIBLE COVID-19
'2022-11-08 183614.050152_vos.mp3'	1	POSIBLE COVID-19
'2022-11-08 183858.378447_tos.mp3'	0	SANO
'2022-11-08 183858.378447_vos.mp3'	1	POSIBLE COVID-19
'2022-11-08 184449.103542_vos.mp3'	1	POSIBLE COVID-19
'2022-11-08 184529.159185_tos.mp3'	1	POSIBLE COVID-19
'2022-11-08 184636.136151_tos.mp3'	1	POSIBLE COVID-19
'2022-11-08 184636.136151_vos.mp3'	1	POSIBLE COVID-19
'2022-11-09 084832.919116_tos.mp3'	1	POSIBLE COVID-19

'2022-11-09 084832.919116_vos.mp3'	1	POSIBLE COVID-19
'2022-11-09 084948.384471_tos.mp3'	1	POSIBLE COVID-19
'2022-11-09 084948.384471_vos.mp3'	1	POSIBLE COVID-19
'2022-11-09 085106.166593_tos.mp3'	1	POSIBLE COVID-19
'2022-11-09 085106.166593_vos.mp3'	1	POSIBLE COVID-19
'2022-11-09 085307.576160_tos.mp3'	1	POSIBLE COVID-19
'2022-11-09 085307.576160_vos.mp3'	1	POSIBLE COVID-19
'2022-11-09 085428.451365_tos.mp3'	1	POSIBLE COVID-19
'2022-11-09 085428.451365_vos.mp3'	1	POSIBLE COVID-19
'2022-11-09 085644.224897_tos.mp3'	1	POSIBLE COVID-19
'2022-11-09 085644.224897_vos.mp3'	1	POSIBLE COVID-19
'2022-11-09 085748.841137_tos.mp3'	1	POSIBLE COVID-19
'2022-11-09 085748.841137_vos.mp3'	1	POSIBLE COVID-19
'2022-11-09 090120.665463_tos.mp3'	1	POSIBLE COVID-19
'2022-11-09 090120.665463_vos.mp3'	1	POSIBLE COVID-19
'2022-11-09 090520.316848_tos.mp3'	1	POSIBLE COVID-19
'2022-11-09 090520.316848_vos.mp3'	1	POSIBLE COVID-19
'2022-11-09 090819.510375_tos.mp3'	1	POSIBLE COVID-19
'2022-11-09 090819.510375_vos.mp3'	1	POSIBLE COVID-19
'2022-11-09 091055.724541_tos.mp3'	1	POSIBLE COVID-19
'2022-11-09 091055.724541_vos.mp3'	1	POSIBLE COVID-19
'2022-11-09 091401.996257_tos.mp3'	1	POSIBLE COVID-19
'2022-11-09 091401.996257_vos.mp3'	1	POSIBLE COVID-19
'2022-11-09 091600.061294_tos.mp3'	1	POSIBLE COVID-19
'2022-11-09 091600.061294_vos.mp3'	1	POSIBLE COVID-19
'2022-11-09 091738.935023_tos.mp3'	1	POSIBLE COVID-19
'2022-11-09 091738.935023_vos.mp3'	1	POSIBLE COVID-19
'2022-11-09 091909.745717_tos.mp3'	1	POSIBLE COVID-19
'2022-11-09 091909.745717_vos.mp3'	1	POSIBLE COVID-19
'2022-11-09 092105.086580_tos.mp3'	1	POSIBLE COVID-19
'2022-11-09 092105.086580_vos.mp3'	1	POSIBLE COVID-19
'2022-11-09 092338.659013_vos.mp3'	1	POSIBLE COVID-19
'2022-11-09 092453.427909_tos.mp3'	1	POSIBLE COVID-19
'2022-11-09 092453.427909_vos.mp3'	1	POSIBLE COVID-19
'2022-11-09 092633.080312_tos.mp3'	1	POSIBLE COVID-19
'2022-11-09 092633.080312_vos.mp3'	1	POSIBLE COVID-19
'2022-11-09 092947.073529_vos.mp3'	1	POSIBLE COVID-19
'2022-11-09 093104.640087_tos.mp3'	1	POSIBLE COVID-19
'2022-11-09 093104.640087_vos.mp3'	1	POSIBLE COVID-19
'2022-11-09 093253.889568_tos.mp3'	1	POSIBLE COVID-19
'2022-11-09 093253.889568_vos.mp3'	1	POSIBLE COVID-19
'2022-11-09 093446.345446_tos.mp3'	1	POSIBLE COVID-19
'2022-11-09 093446.345446_vos.mp3'	1	POSIBLE COVID-19
'2022-11-09 093639.073057_tos.mp3'	1	POSIBLE COVID-19
'2022-11-09 093639.073057_vos.mp3'	1	POSIBLE COVID-19
'2022-11-09 093838.528148_tos.mp3'	1	POSIBLE COVID-19

'2022-11-09 093838.528148_vos.mp3'	1	POSIBLE COVID-19
'2022-11-09 094031.550640_tos.mp3'	0	SANO
'2022-11-09 094031.550640_vos.mp3'	1	POSIBLE COVID-19
'2022-11-09 094210.000740_tos.mp3'	1	POSIBLE COVID-19
'2022-11-09 094210.000740_vos.mp3'	1	POSIBLE COVID-19
'2022-11-09 104205.102639_tos.mp3'	1	POSIBLE COVID-19
'2022-11-09 104205.102639_vos.mp3'	1	POSIBLE COVID-19
'2022-11-09 104329.662312_tos.mp3'	1	POSIBLE COVID-19
'2022-11-09 104329.662312_vos.mp3'	1	POSIBLE COVID-19
'2022-11-09 104446.413314_tos.mp3'	1	POSIBLE COVID-19
'2022-11-09 104446.413314_vos.mp3'	1	POSIBLE COVID-19
'2022-11-09 104614.142890_tos.mp3'	0	SANO
'2022-11-09 104614.142890_vos.mp3'	1	POSIBLE COVID-19
'2022-11-09 104817.278467_tos.mp3'	1	POSIBLE COVID-19
'2022-11-09 104817.278467_vos.mp3'	1	POSIBLE COVID-19
'2022-11-09 104939.678046_tos.mp3'	1	POSIBLE COVID-19
'2022-11-09 104939.678046_vos.mp3'	1	POSIBLE COVID-19
'2022-11-09 105124.849571_tos.mp3'	0	SANO
'2022-11-09 105124.849571_vos.mp3'	1	POSIBLE COVID-19
'2022-11-09 105326.591326_tos.mp3'	1	POSIBLE COVID-19
'2022-11-09 105326.591326_vos.mp3'	1	POSIBLE COVID-19
'2022-11-09 105448.300015_tos.mp3'	1	POSIBLE COVID-19
'2022-11-09 105448.300015_vos.mp3'	1	POSIBLE COVID-19
'2022-11-09 105659.326906_tos.mp3'	1	POSIBLE COVID-19
'2022-11-09 105659.326906_vos.mp3'	1	POSIBLE COVID-19
'2022-11-09 173948.474079_tos.mp3'	0	SANO

Anexo 6. Diseño y ensamblaje de piezas de dispositivo de adquisición de datos



Anexo 7. Etapa de adquisición de datos.



Anexo 8. Estadísticas de COVID-19 mediante PCR, facilitados por el Hospital General Puyo.

202207114032

Historia: 0914870035
 Apellidos: CUEVA ESTRADA
 Nombre: PEDRO ALFONSO
 Género: Masculino
 Edad: 43 Años

Comentario

Entrevista

De La Historia

ETNIA	OTROS
DIRECCION	VIA TARQUI SECTOR HACHACASPI
TELEFONO	0987319906
OTROS	NO APLICA

De La Orden

MEDICO	NO APLICA
ORIGEN	HOSPITAL PUYO
PROCEDENCIA	EMERGENCIA
SERVICIOS	EMERGENCIAS (EM)
DISPENSARIO	HOSPITAL GENERAL PUYO
TURNO	TARDE
HABITACION	
MUESTRA RECHAZADA	
TIEMPO GESTACION	

Orden No.: 202207154034

Historia: 0604218990
 Apellidos: VIZUETE VIZUETA
 Nombre: ALEXANDRA CAROLINA
 Género: Femenino
 Edad: 31 Años

Comentario

Entrevista

De La Historia

ETNIA	OTROS
DIRECCION	RIOBAMBA
TELEFONO	0987545310
OTROS	NO APLICA

De La Orden

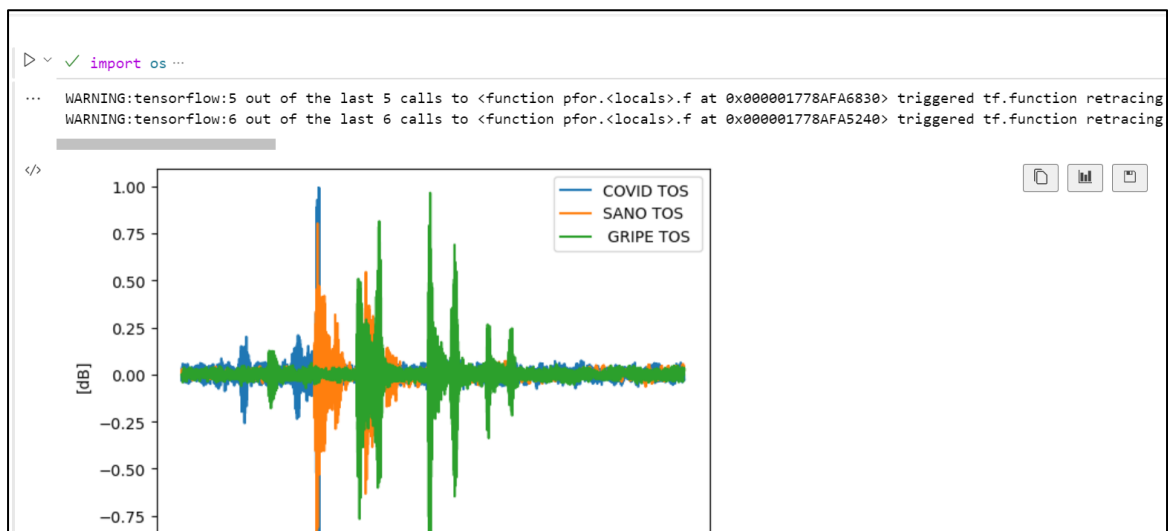
MEDICO	NO APLICA
ORIGEN	HOSPITAL PUYO
PROCEDENCIA	EMERGENCIA
SERVICIOS	EMERGENCIAS (EM)
DISPENSARIO	HOSPITAL GENERAL PUYO
TURNO	MAÑANA
HABITACION	
MUESTRA RECHAZADA	
TIEMPO GESTACION	

Anexo 9. Código de algoritmo de deeplearning para sistema de detección Covi-19

```

G: > Mi unidad > Análisis de audio-01 > Algoritmodeelearningcovid1.ipynb > cwave = load_wav_16k_mono(COVID_FILE)
+ Código + Markdown | Ejecutar todo | Borrar todas las salidas | Ir a | Reiniciar | Variables | Esquema ... Python
12_59... [2] ✓ 19.9s
12_59...
12_59...
54_17... COVID_FILE = os.path.join('CONV_02', 'Covid_clips', '2022-07-01 09_47_18.686690_tos_COVID.wav')
54_17... SANO_FILE = os.path.join('CONV_02', 'Sano_clips', '2022-06-08 15_12_59.490706_tos_SANO.wav')
54_17... GRIPE_FILE = os.path.join('CONV_02', 'Gripe_clips', '2022-07-01 09_54_17.862017_tos_GRIPE.wav')
54_17...
1704.1... COVID_FILE_V = os.path.join('CONV_02', 'Covid_clips_voz', '2022-07-01 09_47_18.686690_voz_COVID.wav')
2436.7... SANO_FILE_V = os.path.join('CONV_02', 'Sano_clips_voz', '2022-06-11 09_04_35.773656_voz.wav')
3544.4... GRIPE_FILE_V = os.path.join('CONV_02', 'Gripe_clips_voz', '2022-07-01 09_54_17.862017_voz_GRIPE.wav')
10640... [3] ✓ 0.0s
10640...
10640...
10640...
def load_wav_16k_mono(filename):
    # Cargar archivo wav
    file_contents = tf.io.read_file(filename)
    #
    wav, sample_rate = tf.audio.decode_wav(file_contents, desired_channels=1)
    #
    wav = tf.squeeze(wav, axis=-1)
    sample_rate = tf.cast(sample_rate, dtype=tf.int64)
    #
    wav = tf.io.audio.resample(wav, rate_in=sample_rate, rate_out=16000)

```




```

#dirección y toma de archivos de entrenamiento y test

train_data_dir = 'CONV_02/img_train'
validation_data_dir = 'CONV_02/Prueba_img'
nb_train_samples = 5
nb_validation_samples = 6
epochs = 10
batch_size = 16

```

Verificación del formato de imagen

```

if K.image_data_format() == 'channels_first':
    input_shape = (3, img_width, img_height)
else:
    input_shape = (img_width, img_height, 3)

```

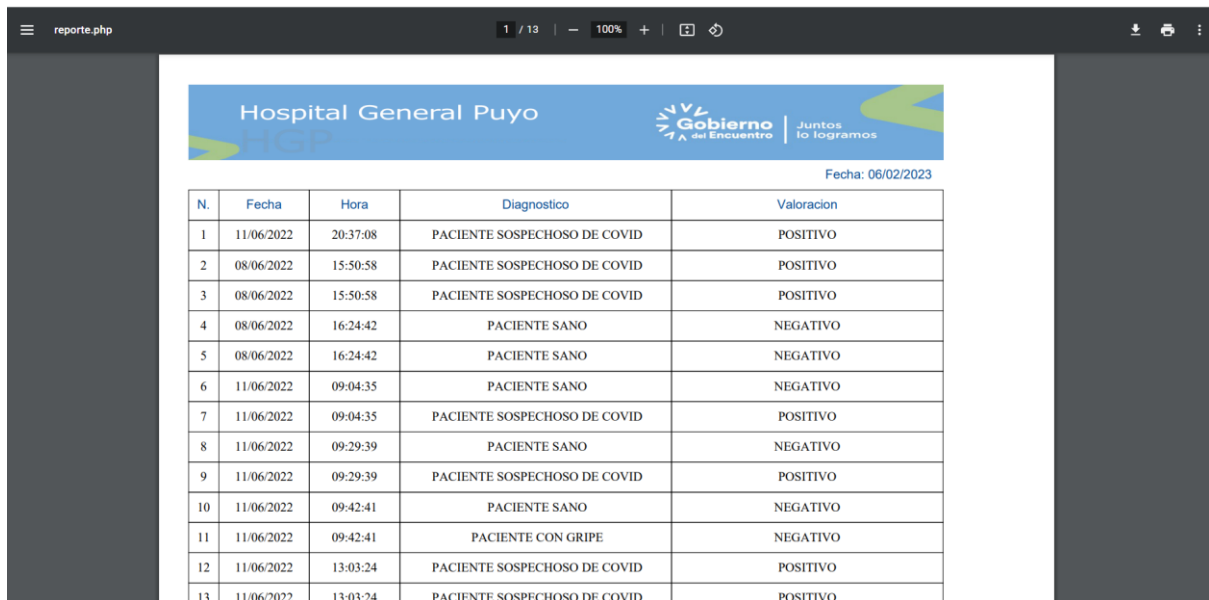
Anexo 10. Código de página web

```

<!DOCTYPE html>
<html>
<head>
  <meta charset="UTF-8">
  <meta http-equiv="X-UA-Compatible" content="IE=edge">
  <meta name="viewport" content="width=device-width, initial-scale=1.0">
  <title>Sistema deteccion de covid 19 patrones sonoros DM</title>
  <link rel="stylesheet" href="style.css">
  <script type="text/javascript" src="jquery-3.6.1.min.js"></script>
  <link rel="stylesheet" href="Libs/bootstrap-4.5.0/css/bootstrap.min.css">
  <script src="Libs/bootstrap-4.5.0/js/bootstrap.min.js"></script>
</head>
<body>
  <div class="fondo">
    <marquee width="85%" behavior="alternate"></marquee>
    <div class="form-group row">
      <div class="col-sm-1 mb-1 mb-sm-1">
        <h2 style="color:#f9f6f6 ;"><b>FECHA: </b></h2>
      </div>
      <div class="col-sm-3">
        <h2 style="color:#f9f6f6 ;" id="txt_fecha"></h2>
      </div>
    </div>
  </div>
  <div class="form-group row">

```

Anexo 11. Resultados presentados em página web



reporte.php 1 / 13 100%

Hospital General Puyo HGP

Gobierno del Encuentro Juntos lo logramos

Fecha: 06/02/2023

N.	Fecha	Hora	Diagnostico	Valoracion
1	11/06/2022	20:37:08	PACIENTE SOSPECHOSO DE COVID	POSITIVO
2	08/06/2022	15:50:58	PACIENTE SOSPECHOSO DE COVID	POSITIVO
3	08/06/2022	15:50:58	PACIENTE SOSPECHOSO DE COVID	POSITIVO
4	08/06/2022	16:24:42	PACIENTE SANO	NEGATIVO
5	08/06/2022	16:24:42	PACIENTE SANO	NEGATIVO
6	11/06/2022	09:04:35	PACIENTE SANO	NEGATIVO
7	11/06/2022	09:04:35	PACIENTE SOSPECHOSO DE COVID	POSITIVO
8	11/06/2022	09:29:39	PACIENTE SANO	NEGATIVO
9	11/06/2022	09:29:39	PACIENTE SOSPECHOSO DE COVID	POSITIVO
10	11/06/2022	09:42:41	PACIENTE SANO	NEGATIVO
11	11/06/2022	09:42:41	PACIENTE CON GRIPE	NEGATIVO
12	11/06/2022	13:03:24	PACIENTE SOSPECHOSO DE COVID	POSITIVO
13	11/06/2022	13:03:24	PACIENTE SOSPECHOSO DE COVID	POSITIVO