



**Universidad Autónoma de Ciudad Juárez**

**Instituto de Ingeniería y Tecnología**

**Departamento de Ingeniería Eléctrica y Computación**

**Maestría en Ingeniería Eléctrica**

**“Estimación de frecuencia cardiaca por medio de la  
señal de voz”**

Tesis para obtener el grado de:

Maestro en Ingeniería Eléctrica

**Daniel De León Rodríguez**

**“Becado por el Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología”**

**Bajo la dirección de**

**Dr. José David Díaz Román**

Ciudad Juárez, Chihuahua, julio de 2022

# **Estimación de la frecuencia cardiaca por medio de la señal de voz**

**Ing. Daniel De León Rodríguez**

Proyecto de tesis presentado como requisito para obtener el grado de:

**Maestro en Ingeniería Eléctrica**

**Director:**

Dr. José David Díaz Román

**Línea de Investigación:**

**Procesamiento de Señales**

Universidad Autónoma de Ciudad Juárez

Instituto de Ingeniería y Tecnología, Departamento de Ingeniería Eléctrica y  
Computación

2022

ESTIMACION DE LA FRECUENCIA CARDIACA POR MEDIO DE LA SEÑAL DE VOZ.

Los miembros del comité evaluador que aprobaron el manuscrito del proyecto de titulación de:

DANIEL DE LEÓN RODRÍGUEZ

**Dr. José David Díaz Román** \_\_\_\_\_

Director/Asesor

**Dr. José Manuel Mejía Muñoz** \_\_\_\_\_

Sinodal

**Dr. Boris Mederos Madrazo** \_\_\_\_\_

Sinodal

**Dra. Amanda Carrillo Castillo** \_\_\_\_\_

Profesor de la Materia



# Agradecimientos

A mis padres que siempre han sido mi motivación de mis sueños y esperanzas, **Petra Rodríguez** y **Mucio De León** aun en el tiempo han sido guías de vida. Con este entusiasmo les dedico a mis amados padres como una meta personal conquistada, así mismo a mis hermanos **Maribel De León, Musió De León e Iván De León** dado que recibí su apoyo incondicional y amplio de igual manera a mi hija **Kimberly Daniela De León** que pueda ser un ejemplo adicional para que lo aplique a su meta personal.

A mis compañeros que hoy culminamos esta estupenda aventura dejando un buen sabor e impresión, la cual enriquece la experiencia. Y con aprecio a mi tutor **Dr. José David Diaz** que con su paciencia infinita y constancia este trabajo no hubiese sido fácil, sus asesoramientos y consejos fueron útiles cuando no encontraba salida en mis pensamientos, siendo parte de esta historia con sus aportes profesionales. Evidentemente a mis docentes gracias a **Dr. Boris Jesús Mederos, Dr. Víctor Manuel Hinostraza, Dr. José David Diaz, Dr. José Manuel Mejía, Dra. Leticia Ortega, Dr. Rafael Eliecer González, Dra. Amanda Carrillo**. A quienes les aprecio los conocimientos, experiencias de las cuales me quedo con las vivencias de este viaje gracias finalmente por la paciencia, dedicación y tolerancias.

# Resumen

El propósito de este trabajo es establecer un método para estimar la frecuencia cardíaca (FC) a través del habla humana pronunciando las vocales A, E, I, O, U, implementando el análisis de la señal de voz. Este se presenta como un método no invasivo para monitorear la actividad cardíaca con el propósito de detectar alteraciones relacionadas con una elevación o descenso de la frecuencia cardíaca de un individuo que pueden poner en riesgo su salud. Se realizaron experimentos para establecer la correlación de la estimación de la frecuencia cardíaca en dos condiciones de estado, uno pasivo donde se evalúa al sujeto en condiciones normales y una activa en el cual el sujeto realiza un breve ejercicio aplicado con el fin de incrementar la frecuencia cardíaca; se recolectaron datos de 30 sujetos de los cuales se tomaron 15 hombres y 15 mujeres. Se registraron 900 muestras de frecuencias cardíacas patrón obtenidas por medio del electrocardiograma de los sujetos de estudio utilizando un algoritmo en LabVIEW, y de igual manera se analizaron 900 muestras de señales de voz que fueron procesadas en un algoritmo desarrollado en MATLAB con la finalidad de determinar la correlación entre la señal de voz y la frecuencia cardíaca patrón. La señal de voz fue procesada a través de la transformada Wavelet continua generando un escalograma que posteriormente sería analizado a lo largo del tiempo por medio de la transformada discreta de Fourier. Se implementaron pruebas de normalidad de Anderson-Darling con el objetivo analizar cuánto difiere la distribución de los datos observados respecto a lo esperado. Se determinó definir la relación estadística entre las dos variables FC patrón y la FC estimada a partir del procesamiento de la señal de voz. Los análisis de correlación se realizaron sobre subgrupos estratificados según las distintas vocales, género del sujeto (hombre, mujer) y condición en que se registró la señal (pasivo, activo). También se generaron gráficos de Bland-Altman como método de trazado de datos en el análisis de concordancia entre dos ensayos diferentes. La correlación más alta en el grupo de los hombres se obtuvo considerando el estado pasivo al pronunciar la vocal E, con un valor de 0.907, mientras que en el grupo de mujeres el mayor valor de correlación fue de 0.845 tomada de la pronunciación de la vocal U en estado activo. Finalmente se realizó una prueba t pareada para los datos obtenidos del análisis de la señal de voz de la vocal E (por ser la correlación más alta en todos los conjuntos) para analizar el conjunto de datos que se midieron en dos condiciones diferentes, esto para determinar si existe diferencia en las mediciones realizadas en los sujetos entre la FC patrón y la obtenida de la señal de voz de esta vocal. Se observó que no existe diferencia significativa entre ambas variables de la frecuencia estimada a través de la voz y la frecuencia cardíaca patrón, lo

cual nos permite confirmar la hipótesis que es posible obtener una buena estimación de la frecuencia cardíaca por medio del análisis de la señal de voz humana.

# Abstract

Our main objective is to define a method to estimate the heart rate (HR) through human speech pronouncing the vowels A, E, I, O, U, implementing the analysis of the voice signal. This is presented as a non-invasive method to monitor cardiac activity to detect alterations related to an increase or decrease in an individual's heart rate that may put their health at risk. Experiments were carried out to establish the correlation of heart rate estimation in two state conditions, a passive one where the subject is evaluated under normal conditions and an active one in which the subject performs a brief exercise applied to increase the frequency cardiac. Data from 30 subjects were collected, of which 15 men and 15 women were taken. 900 samples of standard heart rates obtained by means of the electrocardiogram of the study subjects were recorded using an algorithm in LabVIEW, and in the same way 900 samples of voice signals were analyzed and processed in an algorithm developed in MATLAB to establish the statistical relationship between two variables  $f_c$  pattern and estimated  $f_c$ . The voice signal was processed through the Wavelet transform and continues to generate a scalogram that would later be analyzed over time by means of the discrete Fourier transform. Anderson-Darling normality tests were implemented to analyze how much the distribution of the observed data differs from what is expected. Pearson's correlation coefficient was determined to evaluate the correlation between the standard value of the HR and different values estimated from the processing of the voice signal. The correlation analyzes were carried out on subgroups stratified according to the different vowels, the subject's gender (man, woman) and the condition in which the signal was recorded (passive, active). Bland-Altman plots were also generated as a data plotting method in the analysis of agreement between two different trials. The highest correlation in the group of men was obtained considering the passive state when pronouncing the vowel E, we obtained a value 0.907 while in woman group was obtained highest correlation value from 0.845 taken from the pronunciation of the U vowel in active state finally, a paired t test was calculated from  $f_c$  pattern with regarding estimated  $f_c$  given in voice signal of vowel E (because it was highest correlation in all run sets) to data analysis that was measured under two different conditions so we check if there any difference in the measurements done in subjects between the standard HR and estimated HR from the voice signal of this vowel, we could see that no difference were found between both variables of estimated HR through the voice and the

standard heart rate, which allows us to confirm the hypothesis that it is possible to obtain a good estimate of the heart rate through the analysis of the signal human voice.

# Declaración de originalidad

“Yo declaro que esta tesis, así como los resultados en ella reportados, son producto de mi trabajo con el apoyo permitido de terceros en cuanto a su concepción y análisis. Asimismo, declaro que hasta donde yo sé no contiene material previamente publicado o escrito por otra persona excepto donde se reconoce como tal a través de citas y con propósitos exclusivos de ilustración y comparación. En este sentido, afirmo que cualquier información presentada sin citar a un tercero es de mi propia autoría. Finalmente, declaro que la redacción de esta tesis es producto de mi propio trabajo con la dirección y apoyo de mi director de tesis y mi comité tutorial en cuanto a la concepción del proyecto, al estilo de la presentación o a la expresión escrita.”

Daniel De León Rodríguez

# Derechos reservados

“La información confidencial no podrá ser reproducida por ningún medio ni en ningún formato por el receptor sin autorización previa escrita del autor, excepto por aquellas copias que el receptor pueda necesitar para hacer operativo este acuerdo. En caso de que el receptor fuere autorizado por el autor a reproducir total o parcialmente la información confidencial, todas las reproducciones, sean totales o parciales y cualquiera sea el formato en que se registren, deberán hacer expresa mención a la propiedad intelectual del autor sobre la información contenida en ellas, contando con anuncios de confidencialidad y manteniendo las leyendas que contenga la información original, salvo que el autor disponga otra cosa por escrito.”



## Contenido

Capítulo 1 .....	4
1.1. Introducción .....	4
Capítulo 2 .....	6
2.1. Descripción del problema.....	6
2.2. Objetivos .....	7
2.2.1. Objetivo general .....	7
2.2.2. Objetivos específicos.....	7
2.3. Justificación.....	7
2.4. Hipótesis.....	8
2.5. Preguntas de investigación .....	8
Capítulo 3 .....	9
Capítulo 4 .....	11
4.1. Introducción: .....	11
4.1.1 Electrocardiograma .....	11
4.2. Características de la señal de voz.....	12
4.2.1. El aparato fonador. ....	13
Partes del sistema fonador.....	13
4.2.2. Tipos de sonidos:.....	14
4.2.3. Propiedades de la voz humana: .....	14
4.2.4. Características del habla:.....	14
4.2.5. La señal de voz en el análisis en el dominio de la frecuencia: .....	15
4.3. - Análisis de Fourier:.....	16
4.4. Señales Periódicas: .....	16
4.5. Señales pares e impares:.....	17
4.6. Señales en el dominio de la frecuencia. ....	18
4.7. La transformada de Fourier:.....	18

4.8. Procesamiento digital de la voz en el dominio del tiempo.....	20
4.9. Señales en el dominio del tiempo.....	20
4.10. Transformada Wavelet: .....	21
4.11. Transformada de Wavelet continua y discreta: .....	21
4.12. Wavelets ortogonales y discretas. ....	22
4.13. Transformada corta de Fourier.....	22
4.14. Técnicas de comparación estadística:.....	23
4.14.1. Correlación de Pearson: .....	23
4.14.2. Correlación de Spearman .....	23
4.14.3. Gráficos Bland-Altman .....	24
4.15. Tipos de pruebas de normalidad.....	24
4.15.1. Prueba de Anderson-Darling.....	24
4.15.2. Prueba de normalidad de Ryan-Joiner.....	25
4.15.3. Prueba de normalidad de Kolmogorov-Smirnov.....	25
Capítulo 5.....	26
5.1. Introducción: .....	26
Diagrama de Flujo de Estimación de la Frecuencia Cardíaca.....	27
5.1.1 Materiales .....	28
5.1.2 Software .....	28
5.2. Métodos.....	28
5.3. Recolección de Datos.....	28
5.4. Protocolo de adquisición de las señales .....	30
5.5. Procesamiento de la Señal de voz .....	31
5.6. Análisis con Wavelet.....	31
5.7. Procesamiento de la Señal de ECG.....	35
5.8. Evaluación Estadística.....	37
Capítulo 6.....	38

6.1. Introducción .....	38
6.2. Análisis de correlación .....	39
6.2.1. Resumen: .....	44
6.3. Correlación por estado de la prueba (pasivo – activo) .....	44
6.4. Resumen de Correlación de Estados .....	45
6.4.1. Correlación por Vocales.....	45
6.5. Vocal A .....	46
6.5.1. Resumen de correlación Vocal A.....	48
6.6. Vocal E.....	49
6.6.1. Resumen de Correlación Vocal E .....	51
6.7. Vocal I.....	51
6.7.1. Resumen de Correlación de la Vocal I.....	54
6.8. Vocal O .....	54
6.8.1. Resumen de Correlación Vocal O .....	56
6.9. Vocal U .....	57
6.9.1. Resumen de Correlación de la Vocal U. ....	59
6.10. Balance estadístico .....	59
6.11. Comparación Estadística .....	60
6.11.1. Estadísticas descriptivas .....	61
6.11.2. Estimación de la diferencia pareada.....	61
6.11.3. Prueba.....	61
6.11.4. Comparación estadística:.....	61
6.11.5. Estadística Descriptiva: .....	62
6.11.6. Estimación de la diferencia pareada.....	62
6.11.7. Prueba.....	62
Capítulo 7.....	63
7.1. Introducción .....	63

# Capítulo 1

## Introducción

### 1.1. Introducción

La frecuencia cardiaca es un indicador para monitorear la actividad cardiaca, lo cual resulta relevante de medir ya que actualmente las enfermedades cardiacas se encuentran como una de las principales causas de muerte a nivel mundial en base al American Heart Association [1]. El objetivo de monitorear la frecuencia cardiaca es el detectar probables enfermedades cardíacas e incluso sistémicas; la frecuencia cardiaca convencionalmente es medida con un electrocardiograma, pero este sistema es inaccesible para el usuario común en el hogar por su alto costo y complejidad. Así investigadores han propuesto diferentes métodos para determinar la frecuencia cardiaca, y en este trabajo mencionaremos algunas metodologías de medición de frecuencia cardiaca sin contacto. Björn Schuller muestra que el reconocimiento de pulso alto, pulso bajo de la frecuencia cardíaca y conductancia de la piel puede alcanzar buenas precisiones utilizando la clasificación en un gran grupo de características de audio 4k extraídas de vocales sostenidas y períodos de respiración [2]. Yong-Poh Yu [3] establece que las mediciones dinámicas de frecuencia cardiaca que se obtuvieron de sensores montados cerca del corazón se pueden obtener a partir de secuencias de video, donde una cámara de video captura imágenes faciales para evaluar [3]. Alex Pappachen en su artículo intenta establecer una correlación entre el habla humana, las emociones y la frecuencia cardiaca. El estudio destaca la técnica de medición de la frecuencia cardiaca humana sin contacto útil para monitorear al paciente a partir de grabaciones de voz en tiempo real [4]. Jaswinder Kaur y colaboradores establecen una correlación entre la frecuencia cardíaca y las características de la señal de voz. La validación del algoritmo para la correlación entre las características y la frecuencia cardíaca es la actividad importante del trabajo. [5]. Soloni y colaborador muestran la clasificación de presión arterial alta y normal a través de la señal de voz de pacientes que les extrajeron varias características de la señal de

voz en personas saludables y personas que tienen presión arterial alta, los resultados obtenidos de la simulación prueban diferencias en valores de personas sanas y patológicas, así con un vector de características optimas se le implementa un algoritmo de K mean para clasificar los datos obtenidos con una eficiencia de clasificación del 79%. [6]. Rupinder Kaur establece una correlación entre la frecuencia cardiaca y los atributos de la señal de voz, la validación de correlación entre características y la frecuencia cardiaca es la actividad importante del trabajo [7]. J. Kranjec en su artículo investigó una breve descripción de los dos métodos convencionales, electrocardiograma (ECG) y fotopleletismografía (PPG), y más adelante se centra en los nuevos métodos de medición sin contacto de la FC con ECG acoplado capacitivamente, radar Doppler, vibrocardiografía óptica, imágenes térmicas, cámara RGB y FC del habla. [8]. Sakai define una correlación entre la frecuencia cardiaca y la frecuencia vocal de la cual se estima la frecuencia cardiaca usando múltiples grabaciones [9]. Abdelwadwood Mesleh propone un método basado en modelar la relación de la producción del habla de las vocales y la actividad del corazón observando que los latidos del corazón originan un incremento de los formantes del habla [10]. En el presente trabajo se propone procesar señales de voz pronunciando vocales con la finalidad de estimar la frecuencia cardíaca de los sujetos, y evaluar su correlación para determinar si el método propuesto es confiable para determinar dicho parámetro fisiológico.

## Capítulo 2

# Planteamiento del problema

### 2.1. Descripción del problema

Las cardiopatías es un problema que afecta a todos sujetos de mediana y avanzada edad, su mortalidad es 20% más alta en los hombres que en las mujeres. En el día mundial de la salud que se conmemoró el 29 de septiembre del 2021 se informó que en México fallecen cada año cerca de 140,000 personas por enfermedades cardiovasculares. El titular de la división de insuficiencia cardiaca y trasplante del hospital de cardiología del Centro Médico Nacional Siglo XXI, menciona que en el país alrededor de 20 millones de personas tienen problemas de hipertensión arterial y 13 millones padecen diabetes. Estas dos enfermedades son las dos principales causas de los problemas cardíacos en el país. Se agregan otros riesgos como el tabaquismo, obesidad, sedentarismo, colesterol alto y factores hereditarios [11]. Este proyecto de investigación tiene el objetivo de estimar la frecuencia cardíaca de manera no invasiva y de carácter preventivo de referencia, que los sujetos requieran. Actualmente hay varias aplicaciones para medir la frecuencia cardíaca sin equipo médico especial por ejemplo con un teléfono, reloj inteligente y otros dispositivos, sin embargo, usan cardio tacómetros con el inconveniente práctico de que los teléfonos, relojes inteligentes son influenciados por movimiento del cuerpo, luz externa, por lo que la investigación propone el método para estimar el ritmo cardíaco a través de la voz humana. Se ha observado que la frecuencia cardíaca y la voz se han evaluado en estado dinámico mostrando que hay cambios en la frecuencia vocal que se relaciona con la variación de la frecuencia cardíaca.[12].

## **2.2.Objetivos**

### **2.2.1.Objetivo general**

Desarrollar un algoritmo de procesamiento de la señal de voz para la estimación de la frecuencia cardíaca.

### **2.2.2.Objetivos específicos**

- Recolectar una base de datos que permita definir las diferencias entre el cálculo de la frecuencia cardíaca con una señal patrón y la estimación por medio de la señal de voz adquirida en distintas condiciones: pronunciación de distintas vocales, género del sujeto, estado activo/pasivo del sujeto.
- Emplear herramientas de análisis en el dominio de la frecuencia sobre la señal de voz para estimar la frecuencia cardíaca del individuo.
- Analizar estadísticamente los resultados de la estimación de la FC por medio de las distintas técnicas implementadas en comparación con los valores de este parámetro obtenidos a partir de la señal patrón.

## **2.3. Justificación**

La importancia de la investigación es en base a la tasa de mortalidad en los Estados Unidos donde la enfermedad cardiovascular es de 217.1 por cada 100,000 sujetos y en promedio una persona muere cada 34 segundos en los Estados Unidos por enfermedad cardiovascular [1], y en México fallecen cada año 140,000 por enfermedades cardiovasculares y el hospital de cardiología del Centro Médico nacional Siglo XXI indica que 20 millones de personas tienen problemas de hipertensión arterial [10] por ello el enfoque de la investigación es en la frecuencia cardíaca que indica la cantidad de veces que el corazón late por minuto y su valor normal en sujetos adultos es de 60 a 100 latidos por minuto en estado pasivo, la cual puede variar en base a factores como la edad, y actividad física. Actualmente existen pulsioxímetro, tensiómetros, electrocardiogramas, estos requieren para estimar la frecuencia cardíaca tener contacto directo con el sujeto lo cual representa un inconveniente según el cuadro de salud del sujeto. La presente investigación tiene como objetivo estimar la frecuencia cardíaca a través del sensor biométrico de la voz el cual no es invasiva, logrando obtener la estimación de la frecuencia cardíaca aplicando algoritmos de procesamiento de señales, y con el beneficio de aplicar el monitoreo de la frecuencia cardíaca en pacientes ambulatorios donde la movilidad del paciente está restringida por la parálisis o donde el monitoreo con sensores

es inasequible. Por medio de esta investigación busca eliminar restricciones físicas mediante la implementación del monitoreo de frecuencia cardíaca en base a la señal de voz.

## **2.4. Hipótesis**

Dado que la anatomía del tracto respiratorio superior y del aparato fonador en hombres y mujeres presentan diferencias anatómicas, es posible que la estimación de la frecuencia cardíaca por medio de la pronunciación de vocales presente una correlación distinta respecto a la obtenida de la señal patrón entre estos grupos de sujetos, por lo tanto, se desea conocer si el género es un parámetro relevante para obtener una buena estimación de la frecuencia cardíaca. Por otro lado, el uso de la transformada de ondículas permite obtener un análisis con muy buena resolución en el dominio tiempo-frecuencia por lo que su uso en las señales de voz permitiría destacar variaciones espectrales que pueden estar relacionados con la actividad cardíaca que modula la señal de voz, de este modo se propone evaluar si el análisis por medio de la transformada de ondículas permite obtener una buena estimación de la FC, y determinar cuáles de las componentes de dicho análisis presentan una mayor correlación con la FC esperada. Al mismo tiempo, se desea analizar si al emplear análisis de componentes principales sobre señales de variación en el tiempo de bandas de frecuencia obtenidas de la transformada de ondículas permite obtener una mejor correlación en la estimación de la frecuencia cardíaca.

## **2.5. Preguntas de investigación**

- ¿El análisis en el dominio tiempo-frecuencia de la señal de voz obtenido por medio de la transformada de ondículas permite obtener una buena estimación de la frecuencia cardíaca?
- ¿La aplicación de técnicas de análisis de componentes principales sobre el análisis en el dominio de la frecuencia de las señales de voz permitirá mejorar la estimación de la frecuencia cardíaca?
- ¿Existen diferencias de correlación en las estimaciones obtenidas en sujetos hombres y mujeres?
- ¿Qué vocal o vocales arrojan una mayor correlación en la estimación de la FC por medio de la voz respecto al cálculo obtenido con la señal patrón?
- ¿Cuál estado presenta una mayor correlación en la estimación de la FC por medio de la voz respecto a la FC patrón?

## Capítulo 3

# Antecedentes

La voz humana se considera como un dato biométrico que puede ser utilizado en la estimación de la frecuencia cardíaca, la correlación entre la FC estimada de voz y la FC patrón establece la relación entre las dos variables medida que permite conocer información acerca de la intensidad y la dirección de la relación esto en estado pasivo y estado activo, El método se basa en modelar la relación entre la producción de las vocales y las actividades del corazón para humanos donde se observa que el momento del latido del corazón provoca un pequeño incremento (evolución) de los formantes del habla vocálica. La transformada de Fourier de tiempo corto (STFT) se utiliza para detectar los picos máximos de formantes para estimar con precisión la ritmo Abdelwadwood Mesleh, [9]. Björn Schuller y colaboradores clasifican las funciones de audio extraídas de vocales y periodos respiratorios conteniendo datos de audio, registros de frecuencias cardíacas y manejo de 19 sujetos. Se implementa para la evaluación de señales biológicas basadas en reconocimiento de audio [13]. Saloni y colaboradores analizaron que el enfoque a la voz es notable indicando que el cuerpo tiene un desempeño en la producción de voz. Definen que la laringe contiene músculos que están circundados por vasos sanguíneos [14]. F. Jager desarrollo un nuevo enfoque para la extracción de características y la representación de la forma del complejo QRS y los vectores de patrones del segmento ST de electrocardiogramas ambulatorios utilizando la transformada de Karhunen-Loève la cual se aplica en la transformada de Karhunen-Loève al electrocardiograma [15]. Abdelwadwood Mesleh y colaboradores presentan un nuevo método de extracción de frecuencia cardíaca y se basa en modelar la producción de señales vocales de voz observando el latido del corazón que provoca un incremento de los formantes del habla vocal [18]. Alex Pappachen James intenta establecer una correlación entre el habla humana, las emociones y la frecuencia cardíaca humana [16]. Assel Daulecharova y colaboradores realizan un estudio sobre el reconocimiento de emociones a partir del habla humana que incluyen la ira, alegría, tristeza y neutral, y se encontró que para mayor precisión se considera los datos recopilados de una persona en lugar de considerar los datos de un grupo de personas [17]. Abdelwadwood y colaboradores presentan un nuevo método de extracción de frecuencia cardíaca sin contacto a partir de señales del habla vocal, el método se basa en modelar la relación entre la producción del habla de señales vocales del habla y las actividades del corazón aplicando la transformada de Fourier de corto tiempo para detectar los picos máximos formantes con el fin de estimar con precisión la frecuencia cardíaca [18]. ) Lindasalua Muda, Mumtaj Began. En este artículo se muestra la viabilidad de MFCC para extraer características y alineación de secuencia lineal conocida como Dynamic Time Warping (DTW) para comparar los patrones de prueba [19].

Mitar Milacic, y colaboradores, en este artículo estudian de percepción del habla, la investigación basada en formantes y se centra en la extracción aplicando los coeficientes de cepstrum de frecuencia de mel [20]. Ali Zulfigor, Astam y colaboradores establecen que los vectores de las características del habla se extraen mediante los coeficientes cepstrales de frecuencia de mel y la técnica de cuantificación de vectores implementando el algoritmo Linde-Buzo-Gray registrado a frecuencias de muestreo de 8000Hz y 11025 Hz para comprobar la precisión del sistema de identificación del hablante [21].

## Capítulo 4

# Marco teórico

### 4.1. Introducción:

En este capítulo se describen las características importantes tanto en el dominio del tiempo como en la frecuencia. Se establece los puntos de análisis matemáticos, estudio de la señal, estableciendo una valoración de la variable visible en el electrocardiograma y su comparación estadística. Estableciendo la confiabilidad de la aplicación.

#### 4.1.1 Electrocardiograma

En México al igual que en el resto del mundo las enfermedades cardiovasculares son frecuentes y con alta mortalidad en personas activas, este padecimiento ocupa el primer lugar en México [10]. Un método de diagnóstico es la señal de electrocardiograma que contiene variables electrofisiológicas y permite obtener indicadores de referencia confiable del sistema cardiovascular. El corazón marca en un electrocardiograma ondas de distinto potencial eléctrico. A través de un latido la frecuencia cardíaca humana típica es del rango de 60 a 100 lpm y varía según el sexo, edad y el tamaño de la persona. En un sujeto normal se debe observar los siguientes componentes; una onda P, un complejo QRS y una onda T, marcado por el ECG, según se observa en la figura 1 [23].

- Onda P: inicio del ciclo cardíaco tiene una duración de 0.09 s a 0.11 s con una amplitud de 0.25 mV.
- Intervalo P-Q: es el espacio al final de la onda P e inicia el complejo QRS con duración de 0.11 s a 0.20 s.
- Complejo QRS: el complejo QRS tiene las ondas separadas Q, R, S, y no siempre sucede que su duración sea entre 0.07 s y 0.11 s, la onda R alcanza 1.60 mV mientras que Q es cerca del 25% de la amplitud de la R.
- El intervalo Q-T tiene una duración de 0.35 s a 0.44 s, el segmento ST localizado entre el fin del complejo QRS y el inicio de la onda T, suele ser isoelectrico en el ECG con un intervalo de tiempo de 0.05 s a 0.15 s. La Onda T de igual polaridad al complejo QRS alcanza 0.1 a 0.5 mV [24].

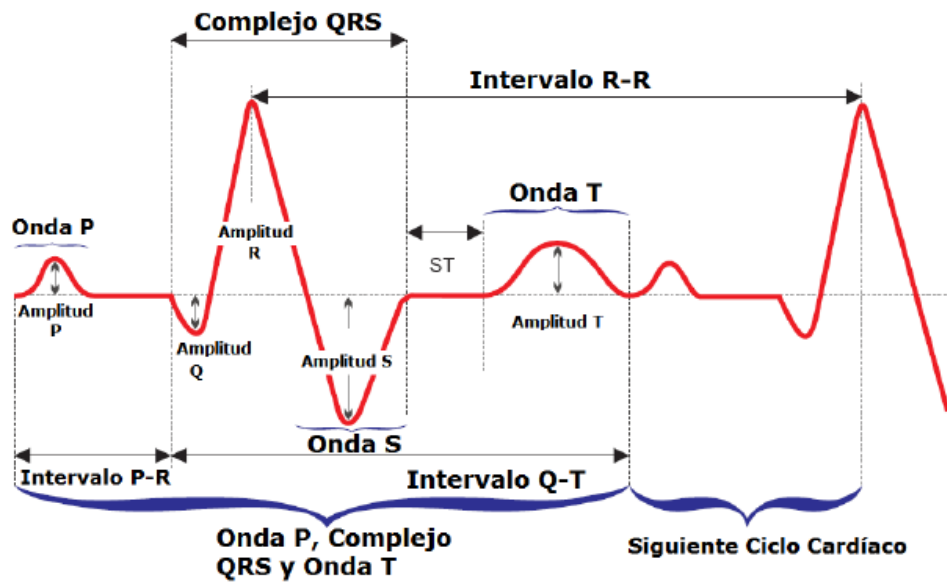


Figura # 1. Se muestra un gráfico de ECG y las formas de onda [24].

## 4.2. Características de la señal de voz

La voz es el resultado de un fenómeno físico principalmente elaborado en el aparato fonador, se define como una señal acústica cuya onda de presión que actúa de manera longitudinal está formada por la compresión y expansión de las moléculas de aire y se trasfiere paralelamente en la dirección de la energía [24].

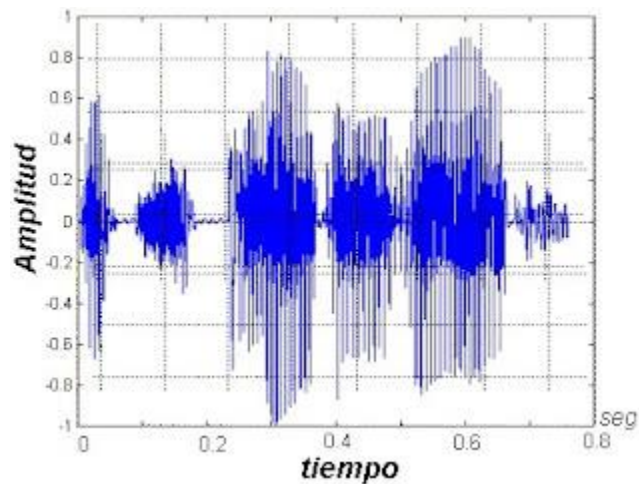


Figura # 2. Se tiene una muestra de una onda de señal de voz en el tiempo.

#### 4.2.1. El aparato fonador.

El aparato fonador o aparato vocal son el conjunto de órganos que permiten la emisión de sonido y combinan la operación del sistema respiratorio, digestivo y las cuerdas vocales. Sin el aparato fonador no es posible generar sonido, el aparato fonador lo componen órganos del sistema respiratorio y aparato digestivo, en el sistema respiratorio se usan los pulmones, los bronquios, la tráquea y la laringe y en el aparato digestivo se usan los dientes, los labios, la lengua, el paladar y la glotis. La forma resultante del tracto vocal determina la función de transferencia acústica y el efecto de filtrado que se tiene en la forma de onda global produciendo el sonido de voz final, entonces el tracto vocal constituye un filtro el sonido vocal muestra una forma distinta como característica espectral que varía en el tiempo lo cual puede ser representada a través de un espectrograma [25].

##### Partes del sistema fonador:

El aparato fonador se divide en dos partes ver la figura 3.

- El sistema de formación es el encargado de generar el flujo de aire cargado de ondas sonoras y que incluye los pulmones hasta las cuerdas vocales.
- El sistema de articulación es el responsable de modular los sonidos, cortarlos y modificarlos empleando el contenido de la boca y los labios [25].

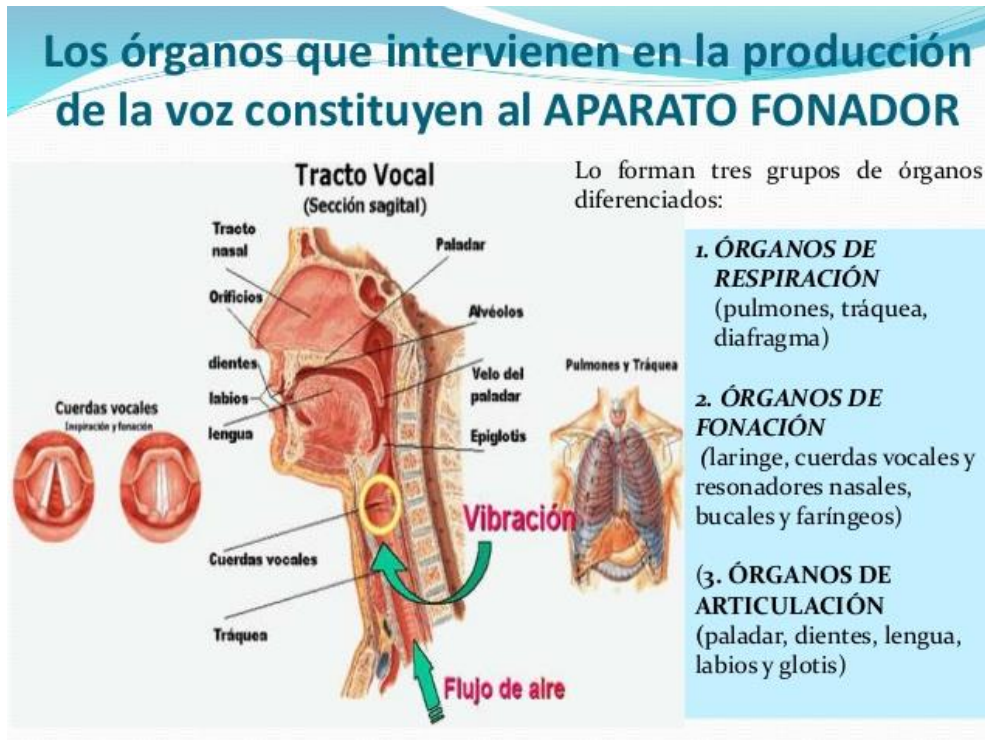
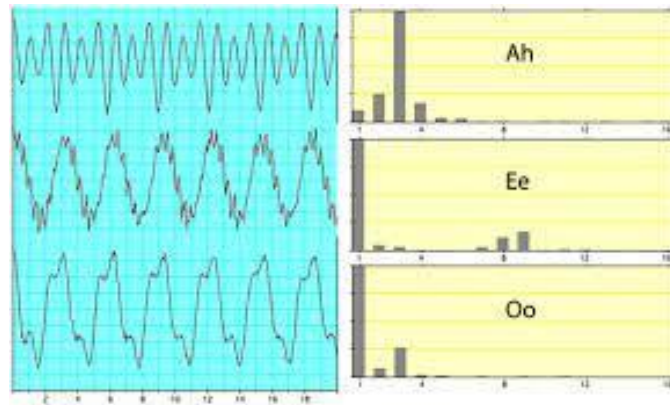


Figura # 3. Se ilustra como está constituido el aparato fonador generador de sonidos que son articulados transformando el aire en palabras y gritos [25].

#### 4.2.2. Tipos de sonidos:

El lenguaje verbal se compone de dos tipos de sonidos generados por el aparato fonador con una diferencia básica de como vibran las cuerdas vocales (sonidos sonoros) y en los otros sonidos sordos como ejemplo el sonido de las vocales es sonoro (a, e, i, o, u) con el fin de ilustrar las formantes del sonido de las vocales muestreadas de 3 vocales como se indica en la figura 4. las consonantes son sonidos sordos (k, s, r, f) [30].



*Figura # 4. A la vista tenemos un ejemplo de los formantes de voz de las vocales A, E, O.*

#### 4.2.3. Propiedades de la voz humana:

La característica más destacada de la voz es su frecuencia, ya que las frecuencias permiten discriminar sonidos. Dado que si la frecuencia del sonido es alta como la del ser humano que es de 10 KHz y el valor bajo es de 70 Hz, este rango de frecuencia cambia para cada persona. La magnitud del sonido se mide en dB, el lenguaje humano normal tiene un rango de frecuencia de 100 Hz a 3200 Hz y su magnitud está en el rango de 30 dB a 90 dB. El oído humano percibe sonidos en el rango de frecuencia entre 16 Hz y 20 KHz y con un cambio de frecuencia de 0.5 en la sensibilidad del oído [26].

#### 4.2.4. Características del habla:

La diferencia en la longitud del tractor vocal implica que el habla de mujeres, hombres y niños es diferente, los acentos regionales marcan la diferencia en la frecuencia y la duración y tono de resonancia, los sujetos tienen patrones de frecuencia resonante únicos lo que identifica al sujeto hablante.

#### 4.2.5. La señal de voz en el análisis en el dominio de la frecuencia:

La señal de voz es una señal análoga con sus características de amplitud y tiempo si se desea representar como una secuencia numérica una opción es aplicar el teorema de muestreo (teorema de Nyquist) para convertir la señal de análogo a digital. Este teorema establece que la frecuencia de muestreo necesita ser al menos 2 veces mayor que la componente más alta de frecuencia en la señal para hacer la conversión, si no aplica el teorema se reflejará en una señal distorsionada [27]. Para el caso particular de la señal de voz, la calidad de voz dependerá de la calidad del micrófono, así como el nivel de calidad del convertidor de análogo a digital y el número de bits usado para cuantificar cada muestra. La frecuencia de muestreo común son 44.1 KHz, 48 KHz y 32 KHz. Es importante hacer una característica espectral de esta señal, ya que en esta frecuencia se codifican las muestras de voz, al pasar la muestra del dominio del tiempo al de la frecuencia lo que nos permite conocer propiedades pertenecientes al ancho de banda de la señal de voz [27] para dar una visión la figura 5 ilustra la señal de voz en el dominio del tiempo y su espectrograma equivalente donde se pronuncia la vocal A en el género femenino, y el cual nos permite ver la potencia o densidad espectral de potencia.

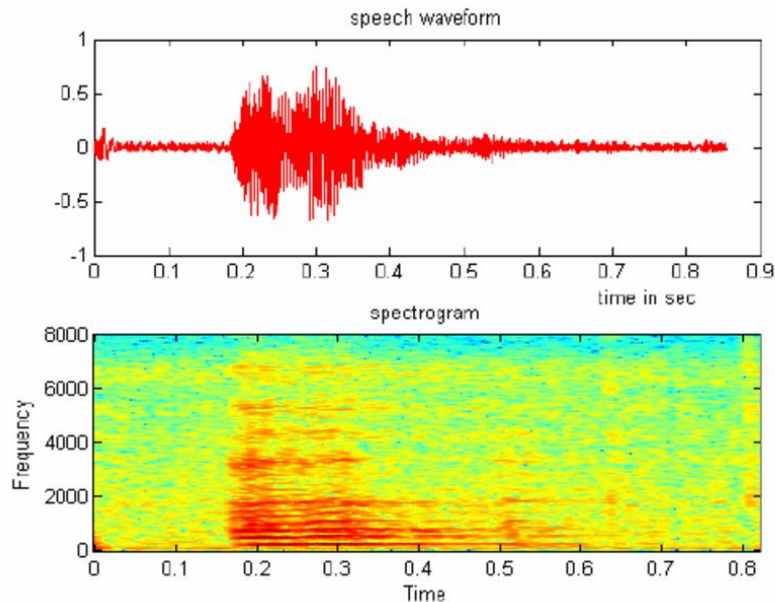


Figura # 5. Se presenta la señal del habla de la vocal A, género femenino y su espectrograma.

### 4.3.- Análisis de Fourier:

La serie de Fourier y la transformada de Fourier son herramientas matemáticas que convierten señales en el dominio del tiempo a una representación en el dominio de la frecuencia. El análisis de Fourier se usa para estudiar diversos tipos de sistemas y sus propiedades en el dominio de la frecuencia [28].

### 4.4. Señales Periódicas:

Una señal de tiempo continuo  $x(t)$  es periódica si existe un valor positivo distinto de cero  $T$  para el cual

$$x(t + T) = x(t) \text{ para todas las } t \quad (1)$$

El periodo fundamental  $T_0$  de  $x(t)$  es el valor positivo más pequeño de  $T$ . La ecuación (1) se satisface y  $1/T_0 = f_0$  es llamada frecuencia fundamental una señal periódica.

$$x(t) = \cos(\omega_0 t + \phi) \quad (2)$$

Una señal exponencial compleja

$$x(t) = e^{j\omega_0 t} \quad (3)$$

donde  $\omega_0 = 2\pi/T_0 = 2\pi f_0$  se conoce como frecuencia angular.

La serie de Fourier exponencial compleja de una señal periódica  $x(t)$  con periodo fundamental  $T_0$  está dado por:

$$x(t) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} c_k e^{jk\omega_0 t} \quad \omega_0 = 2\pi/T_0 \quad (4)$$

donde  $c_k$  se denomina coeficientes de Fourier y está dado por

$$c_k = \frac{1}{T_0} \int_{T_0} x(t) e^{-jk\omega_0 t} \quad (5)$$

denota la integral sobre cualquier periodo con intervalo de 0 hasta  $T_0$  o  $-T_0/2$  hasta  $T_0/2$  para integración, al establecer  $k=0$  se obtiene:

$$C_0 = \frac{1}{T_0} \int_{T_0} x(t) dt \quad (6)$$

Cuando  $x(t)$  es real la ecuación (5) se deriva y se obtiene:

$$C = k = k^* \quad (7)$$

donde el asterisco \* indica el complejo conjugado.

La serie de Fourier trigonométrica de una señal periódica  $x(t)$  con periodo fundamental  $T_0$  está dada

$$x(t) = a_0/2 + \sum_{k=1}^{\infty} (a_k \cos(k\omega_0 t) + b_k \sen k\omega_0 t) \quad \omega_0 = 2\pi/T_0 \quad (8)$$

Donde  $a_k$  y  $b_k$  son los coeficientes de Fourier.

$$a_k = 2/T_0 \int_{T_0} x(t) \cos k\omega_0 t dt \quad (9a)$$

$$b_k = 2/T_0 \int_{T_0} x(t) \sen k\omega_0 t dt \quad (9b)$$

Los coeficientes  $a_k$  y  $b_k$  de Fourier obtenemos complejo  $C_k$

$$a_0/2 = C_0 \quad a_k = c_k + c_{-k} \text{ así } b_k = j(c_k - c_{-k}) \quad (10)$$

$$\text{Obtenemos } c_k = 1/2 (a_k - j b_k) \quad c_{-k} = 1/2 (a_k + j b_k) \quad (11)$$

Cuando  $x(t)$  es real entonces  $a_k$  y  $b_k$  son reales, por la ecuación:  $a_k = 2 \operatorname{Re}[C_k]$

$$b_k = -2 \operatorname{Im}[C_k] \quad (12)$$

#### 4.5. Señales pares e impares:

Una señal periódica  $x(t)$  es par, entonces  $b_k = 0$  y su serie contiene únicamente términos coseno.

$$X(t) = a_0/2 + \sum_{k=1}^{\infty} a_k \cos k\omega_0 t \quad \omega_0 = 2\pi/T_0 \quad (13)$$

Si  $x(t)$  es impar  $a_k = 0$  y su serie de Fourier contiene solo términos senos.

$$x(t) = \sum_{k=1}^{\infty} b_k \sen k\omega_0 t \quad \omega_0 = 2\pi/T_0 \quad (14)$$

Otra forma de la representación en serie de Fourier de una señal periódica real  $x(t)$  con periodo fundamental  $T_0$  es  $x(t) = C_0 + \sum_{k=1}^{\infty} c_k \cos(k\omega_0 t - \theta_k) \quad \omega_0 = 2\pi/T_0 \quad (15)$

De la serie de Fourier una señal  $x(t)$  no periódica de duración finita  $x(t)=0 \quad |t| > T_1$ . Si hacemos que  $T_1 \rightarrow \infty$

$$\lim_{T_0 \rightarrow \infty} x_{T_0} \rightarrow \infty \quad (16)$$

La serie de Fourier exponencial compleja de  $x_{T_0}(t)$  está dado por

$$x_{T_0}(t) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} c_k e^{jk\omega_0 t} \quad \omega_0 = 2\pi/T_0 \quad (17)$$

donde  $C_k = \frac{1}{T} \int_{-T_0/2}^{T_0/2} x_{T_0}(t) e^{-jk\omega_0 t} dt$  (18)

#### 4.6. Señales en el dominio de la frecuencia.

De acuerdo con la teoría de Fourier, una señal en el dominio de la frecuencia puede representarse con una suma de sinusoides que podrían parecer complejas analizándolas en el tiempo. Sin embargo, se reducen a elementos simples en el dominio de la frecuencia mediante la transformada de Fourier. La serie de Fourier se basa en la descomposición de una señal en una suma de señales sinusoidales con frecuencias armónicas entre sí.

$$S(\omega) = \int s(t) 2e^{-j\omega t} dt \quad (19)$$

Cada senoide tiene una contribución en la formación de  $s(t)$  con un valor en  $S(\omega)$ . Al del dominio de la frecuencia  $S(\omega)$  se le conoce como el espectro de una señal. En forma análoga a como se hace en el dominio del tiempo, hay otro factor conocido como la densidad de energía, este factor nos ayuda para conocer la colocación de las frecuencias con más energía en la señal; también se definen otros dos parámetros la frecuencia media y la desviación estándar de la frecuencia más conocida como ancho de banda.

#### 4.7. La transformada de Fourier:

De la serie Fourier una señal sea  $x(t)$  no periódica de duración finita  $x(t) = 0 \quad |t| > T_1$ ,

Si hacemos que  $T_0 \rightarrow \infty \quad \lim_{T_0} x_{T_0}(t) = x(t)$

La serie de Fourier exponencial compleja de  $x_{T_0}(t)$  está dado por:

$$x_{T_0}(t) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} c_k e^{jk\omega_0 t} \quad \omega_0 = 2\pi/T_0 \quad (20)$$

donde  $C_k = \frac{1}{T_0} \int_{-T_0/2}^{T_0/2} x_{T_0}(t) e^{-jk\omega_0 t} dt$  (21)

$X(\omega)$  la diferencia como  $X(\omega) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t) e^{-j\omega t} dt$  (22)

dado que  $x_{\frac{1}{T_0}}(t) = x(t)$  para  $|t| < T_0/2$  y también  $x(t) = 0$  fuera de este intervalo

$C_k = \frac{1}{T_0} \int_{-T_0/2}^{T_0/2} x(t) e^{-jk\omega_0 t} dt = \frac{1}{T_0} \int_{-T_0/2}^{T_0/2} x(t) e^{-j\omega_0 k t} dt = \frac{1}{T_0} \int_{-\infty}^{\infty} x(t) e^{-j\omega_0 k t} dt$  (23)

Definimos  $\omega$  como una diferencia trazada como  $X(\omega) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t) e^{-j\omega t} dt$  (24)

El coeficiente complejo de Fourier  $C_k$  se expresa  $C_k = \frac{1}{T_0} X(k\omega_0)$  (25)

Sustituyendo las ecuaciones (25) con (17) obtenemos:

$x_{\frac{1}{T_0}}(t) = \frac{1}{2\pi} \sum_{k=-\infty}^{\infty} X(k\omega_0) e^{jk\omega_0 t}$  (26)

la suma del lado derecho puede visualizarse como el área bajo la función  $X(\omega) e^{j\omega t}$

Como se muestra:  $x(t) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} X(\omega) e^{j\omega t} d\omega$  (27)

Por la transformada de Fourier  $X(\omega) = F\{x(t)\} = \int_{-\infty}^{\infty} x(t) e^{-j\omega t} dt$  (28)

$X(t) = F^{-1}\{X(\omega)\} = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} X(\omega) e^{j\omega t} d\omega$  (29)

Decimos que  $x(t)$  y  $x(\omega)$  forman un par de transformada de Fourier denotada  $x(t) \leftrightarrow x(\omega)$ .

Espectro de Fourier la transformada de Fourier  $x(\omega)$  de  $x(t)$  es en general compleja y puede expresarse

$x(\omega) = |X(\omega)| e^{j\theta(\omega)}$  (30)

La cantidad  $|x(\omega)|$  se conoce como espectro de magnitud de  $x(t)$  mientras que  $\theta(\omega)$  se denomina espectro de fase de  $x(t)$ , si  $x(t)$  es una señal real entonces obtenemos lo siguiente.

$X(-\omega) = \int_{-\infty}^{\infty} x(t) e^{j\omega t} dt$  (31)

Al derivar  $x(-\omega) = x^*(\omega)$  (32)

Y  $|x(-\omega)| = |x(\omega)| \therefore \theta(-\omega) = -\theta(\omega)$  (33)

En el caso de señales periódicas el espectro de amplitud  $|x(\omega)|$  es una función par.

Convergencia de la transformada de Fourier:

Las condiciones suficientes para la convergencia de  $x(\omega)$  son:

1.-  $x(t)$  es integrable  $\int_{-\infty}^{\infty} |x(t)| dt < \infty$  (34)

2.-  $x(t)$  tiene un número finito de máximos y mínimos dentro de cualquier intervalo finito.

3.-  $x(t)$  tiene un número finito de discontinuidades dentro de cualquier intervalo finito.

#### 4.8. Procesamiento digital de la voz en el dominio del tiempo.

Una señal eléctrica generada por un micrófono es transformada por medio de un convertidor analógico a digital. Las técnicas de procesamiento digital (DSP) facilitan el procesamiento de señales en tiempo real, la cual no es posible con señales analógicas. El procesamiento digital se desarrolla en 2 bloques de análisis, en el primer bloque se controla la señal desde la referencia analógica para que sea procesado y en el segundo bloque se analiza la señal en forma digital, la señal de la voz es una señal continua en el tiempo dado que se representa como un flujo de sonidos enlazados con o sin pausa, esto dificulta su procesamiento (palabras, fonemas o silabas). Es imitar el proceso natural de procesamiento de la voz, lo cual es complicado porque hay que identificar las palabras a partir de los sonidos, [29].

El sistema de preprocesamiento de la voz está formado por la señal analógica amplificada  $V(t)$  que se obtiene directamente del micrófono. Antes de muestrear la señal de voz, es necesario limitar el ancho de banda de esta a que sea por lo menos la mitad de la frecuencia de muestreo. Lo que puede realizarse colocando un filtro analógico pasa-bajas antes del convertidor A/D, la frecuencia de corte de este filtro debe de ser máximo la de Nyquist. El ancho de banda de la señal resultante deberá conservar la información original. De la misma forma que se usa un filtro pasa-bajo antes de la conversión A/D, es conveniente otro filtro después de la conversión D/A para eliminar distorsiones en los componentes armónicos, el convertidor A/D realiza la tarea de muestrear y cuantificar la señal analógica  $V(t)$ .

El proceso de muestreo consiste en convertir la señal analógica  $V(t)$  que se obtiene del amplificador, en una secuencia de valores  $\{V(kT)\}$  donde  $T$  es el período de muestreo, si se muestrea la señal de voz  $V_m(t)$  a intervalos de tiempo  $T = 1/8$  KHz y el ancho de banda de la señal de voz está limitado a una frecuencia menor de 4 KHz. Por lo tanto,  $V_m(t) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} V(kT) \delta(t - kT)$ . Aplicando la transformada discreta de Fourier a la señal muestreada  $V_m(t)$  obtenemos la expresión del espectro  $V_m(j\omega)$  en función del espectro  $V(j\omega)$  de la señal sin muestrear  $V(t)$ . Suponiendo que la señal original  $V(t)$  en tiempo continuo tiene un espectro limitado en banda donde la componente en la frecuencia más alta es  $\omega_m$  entonces la expresión se define  $V_m(j\omega) = \frac{1}{T} \sum_{k=-\infty}^{\infty} v j(\omega + k\omega_n) + \infty k = -\infty$  [30].

#### 4.9. Señales en el dominio del tiempo.

Las señales que están en el dominio del tiempo están definidas por dos características: el tiempo medio y su duración en segundos. El tiempo medio ocurre en el instante en el que a ambos lados de la respuesta de la señal se concentra la mayor densidad de energía y se define como [31].

$$E(t) = \int_{-\infty}^{\infty} |s(t)|^2 dt \text{ y } E(t^2) = \int_{-\infty}^{\infty} |s(t)|^2 t^2 dt \quad (35)$$

donde  $|s(t)|^2$  = energía de la señal.

Así  $E(t)$  = es el tiempo o valor medio y

$E(t^2)$  = tiempo cuadrático medio o valor cuadrático medio.

La duración se define como el momento de segundo orden o la desviación estándar de la señal, indica el tiempo alrededor del tiempo medio en el cual la señal empieza decaer en valor y tiende a cero:

$$\sigma^2 t = E(t^2) - (E(t))^2 \quad (36)$$

Así, en un tiempo  $2\sigma t$  la mayor parte de la señal tendrá un valor muy bajo. En general, la desviación estándar nos dice que tanto un conjunto de datos está más alejado de la media de ese conjunto.

#### **4.10. Transformada Wavelet:**

La transformada wavelet se desarrolla a la mitad de los años 80, la transformada se aplica en el análisis de señales no estacionarias y con transitoriedad rápida concepto similar que la transformada de Fourier con ventana mapeando la señal en una representación de tiempo-escala, lo diferente es que la transformada wavelet da un análisis de multi resolución, en el análisis de la frecuencia de gran rango se aplican ventanas angostas y en el análisis de frecuencia de menor rango aplica ventanas anchas, las wavelets se generan de una función wavelet básica usando traslaciones y dilataciones, esta función reconstruye la señal original aplicando la transformada wavelet, la wavelet se aplica no solo en el tiempo y la frecuencia, la utilidad en el análisis local de señales no estacionarias permiten el análisis de señales de electrocardiogramas, sísmicas de sonido de radar igual en la comprensión, procesamiento de imágenes y reconocimiento de patrones [30].

#### **4.11. Transformada de Wavelet continua y discreta:**

La transformada wavelet de la función  $f(t)$  está dado y se define:

$$Wf(s, \tau) = \int f(t) \varphi_s, \tau(t) dt \quad (37)$$

Los cambios de escala de una misma frecuencia wavelet  $\varphi t$  se llama wavelet madre y se establece

$$W_{s, \tau}(t) = \frac{1}{\sqrt{s}} \varphi\left(\frac{t-\tau}{s}\right) \quad (38)$$

Donde  $s$  es el factor de escala y  $\tau$  es el factor de traslación. Las wavelets  $\varphi_s, \tau, (t)$  tienen diferentes escalas en  $S$  y ubicación de  $\tau$  se utilizan factores de escala  $S > 0$ . Las wavelets son dilatadas cuando la escala  $S > 1$  y si son contraídos cuando  $S < 1$  cambiando el valor del parámetro  $S$  corresponde a una frecuencia de menor rango y a una escala grande de  $\varphi_s, \tau(t)$ . los valores pequeños de  $S$  corresponden a frecuencias de menor rango a una escala muy pequeña de  $\varphi_s, \tau(t)$  [ 31].

#### 4.12. Wavelets ortogonales y discretas.

Si la función  $f(t)$  es continua y las wavelets son continuos y con un factor de escala y traslación discreta tal que la transformada wavelet da una serie de coeficientes denominados descomposición en serie entonces la función  $f(t)$  puede ser reconstruida con los coeficientes wavelets discretos

$$f(t) = A \sum_S \sum_\tau Wf(s, \tau) \varphi_{S, \tau}(t) \quad (39)$$

Donde  $A$  es una constante que no depende de  $f(t)$ . así la función wavelet continua con factores de escala y traslación de la forma discreta.

Donde el exponente  $i$  y la constante  $k$  es un numero entero,  $S_0 > 1$  a un paso de la dilatación, el factor de traslación  $\tau$  depende del paso de dilatación  $S$  la wavelet discreta

$$\varphi_{i, k}(t) = S_0^{i/2} \varphi(S_0^{i/2}(t - k\tau_0) S_0^{-i}) = S_0^{i/2} \varphi(S_0^{-i} t - k\tau_0) \quad (40)$$

Si las funciones wavelets discretas forman una base ortonormal, la función  $f(t)$  de soporte finito se reconstruye con la suma de coeficiente wavelet discreta:

$$Wf(s, \tau). f(t) = \sum_S \sum_\tau Wf(s, \tau) \varphi_{S, \tau}(t) \quad (41)$$

La descomposición wavelet ortonormal no posee información y representa una señal en forma univoca, una wavelet ortonormal es factible con factores de traslación y dilatación discreta, los productos internos son igual a cero.

$$\int \varphi * i, k(t) \varphi_{m, n}(t) d(t) = \begin{cases} 1 \\ 0 \end{cases} \text{ Si } i = m \text{ y } k = n \text{ o se indique otra cosa} \quad (42)$$

#### 4.13. Transformada corta de Fourier.

El analizar señales cuyo espectro varia con el tiempo, es decir son no estacionarias, la transformada de Fourier detecta la presencia de una determinada frecuencia, pero no brinda información acerca de la evolución en el tiempo de las características espectrales de la señal. Para los casos de señales no estacionarios y transitorios aplica la transformada de Fourier con ventana. La forma de analizar una señal de voz no estacionaria es hacer un análisis espectral dependiente del tiempo, al introducir el concepto de Fourier de tiempo corto conocida como transformada de Fourier de ventana deslizante, es relativamente fácil localizar esa singularidad que aparecen a lo largo de la señal. Sin embargo, en la información que proporciona el análisis en el periodo del tiempo, aparecen las singularidades aplicando el análisis de Fourier de ventana deslizante. Luego de que se elige el tamaño de ventana a usar en los análisis se efectúa la resolución de tiempo y frecuencia, identificando los casos donde la singularidad aparezca en estas [32].

#### 4.14. Técnicas de comparación estadística:

##### 4.14.1. Correlación de Pearson:

Este método no se usa únicamente para conocer la relación entre 2 variables cuantitativas, y para predecir una variable como la regresión lineal. Así la correlación de Pearson varía de -1 a +1 tal que un valor menor que 0 muestra una correlación negativa implicando que las variables se asocian en sentido inverso. Si está cerca de -1 esto muestra que la fuerza mayor de esa relación es invertida, si es -1 exacto significa una correlación negativa perfecta. Así un valor mayor que 0 muestra una correlación positiva lo cual establece que las variables están asociadas en forma directa cuando el valor de acerca a +1 más alta de asociación, un valor exacto de +1 muestra una relación lineal positiva perfecta, y una correlación de 0 o próxima de 0 señala que no hay relación lineal de las 2 variables ver la expresión para determinar la correlación de Pearson [33].

*Fórmula de coeficiente de correlación Pearson:*

$$r = \frac{N \sum xy - (\sum x)(\sum y)}{\sqrt{[N \sum x^2 - (\sum x)^2][N \sum y^2 - (\sum y)^2]}} \quad (43)$$

donde:

r = Coeficiente de Pearson

n= número de pares de stock

$\sum xy$  = suma de productos de existencias emparejadas

$\sum x$  = suma de puntuaciones x

$\sum y$  = suma de puntuación y

$\sum x^2$  = suma de las puntuaciones x al cuadrado

$\sum y^2$  = suma de las puntuaciones y al cuadrado.

##### 4.14.2. Correlación de Spearman

La correlación de Spearman mide la fuerza y la dirección de la asociación monotónica entre dos variables, es "menos restrictiva" que la de una relación lineal. Por ejemplo, la imagen central anterior muestra una relación que es monotónica, pero no lineal. En algunos casos, es posible que los datos ya estén clasificados, clasificar datos no es una tarea difícil y se logran fácilmente trabajando a través de sus datos en una tabla. Hay dos métodos para calcular la correlación de Spearman dependiendo de si: (1) sus datos no tienen rangos igualados o (2) sus datos tienen rangos empatados. La fórmula para cuando no hay rangos igualados es [34]

$$\rho = 1 - \frac{6 \sum di^2}{n(n^2-1)} \quad (44)$$

donde  $d_i$  = diferencia en rangos emparejados y  $n$  = número de casos. La fórmula a utilizar cuando hay rangos empatados es:

$$\rho = \frac{\sum i(x_i - x)(y_i - y)}{\sqrt{\sum i(x_i - x)^2 \sum i(y_i - y)^2}} \quad (45)$$

#### 4.14.3. Gráficos Bland-Altman

**Bland-Altman o gráfica de diferencia**, es un método gráfico para comparar dos técnicas de medición. En este método gráfico las diferencias entre las dos técnicas se trazan con respecto a los promedios de las dos técnicas. Alternativamente las diferencias se pueden trazar con uno de los dos métodos, si este método es un método de referencia las líneas horizontales se dibujan en la diferencia media, y en los límites de concordancia, que se definen como la diferencia media más y menos 1,96 veces la desviación estándar de las diferencias en la figura # 6 muestra el comportamiento de los datos en el gráfico [35].

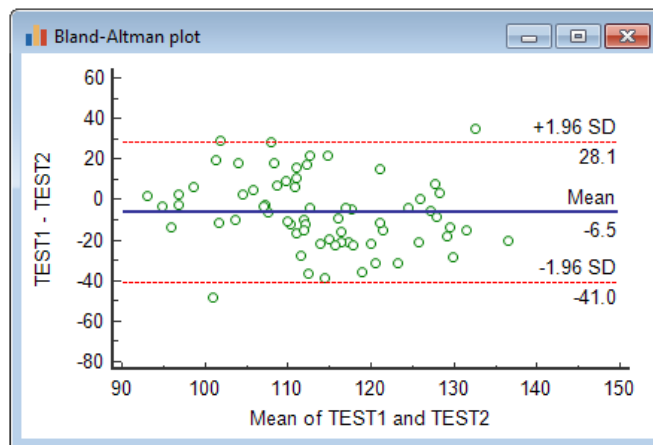


Figura # 6. Este gráfico es de Bland Altman y nos muestra la dispersión entre los límites de concordancia de las diferencias trazadas.

### 4.15. Tipos de pruebas de normalidad

#### 4.15.1. Prueba de Anderson-Darling

La prueba es básicamente una prueba de bondad de ajuste y mide si se ajusta bien los datos en una distribución determinada, la prueba aplica para definir si los datos si los datos tienen una distribución normal. Que es aplicada en pruebas estadística: regresión, ANOVA, prueba t. la prueba establece si la diferencia observada es convenientemente grande, y se rechaza la hipótesis nula de normalidad de la población.

#### **4.15.2. Prueba de normalidad de Ryan-Joiner**

Se valida la normalidad definiendo la correlación de los datos, tal que, si la correlación está cerca de 1, la probabilidad es que la población sea normal. El estadístico Ryan-Joiner evalúa la fuerza de esta correlación; si el valor está debajo del valor crítico, se rechazará la hipótesis nula de normalidad de la población. Esta prueba es similar a la prueba de normalidad de Shapiro-Wilk.

#### **4.15.3. Prueba de normalidad de Kolmogorov-Smirnov**

Se aplica únicamente en variables continuas y determina la distancia máxima de una distribución empírica de la muestra seleccionada la prueba es efectiva cuando la muestra es mayor de 50 datos aplicando un nivel de confianza del 95% con un nivel de significancia es menor de 0.05 rechazarse la  $H_0$  (Hipótesis nula), para la cual se planteó las siguientes hipótesis:  $H_0$ : El conjunto de datos tiene una distribución normal.  $H_a$ : El conjunto de datos no tiene una distribución normal [36].

# Capítulo 5

## Metodología

### 5.1. Introducción:

En este capítulo se determinan los procedimientos a aplicar en el presente trabajo, los materiales y software aplicados. Además, se definen los pasos realizados para la adquisición de las señales de voz y la señal que servirá como patrón para comparar las estimaciones como se establece en el diagrama de flujo de estimación de la frecuencia cardiaca en la figura 7, siendo en este caso la señal de ECG. También se define el análisis de la señal de voz usando la transformada de Fourier, wavelets, PCA y la Extracción de características, se presentan los valores obtenidos del electrocardiograma y la señal de voz. Finalmente, se analizan estadísticamente los valores obtenidos permitiéndonos establecer un resultado.

### Diagrama de Flujo de Estimación de la Frecuencia Cardíaca.

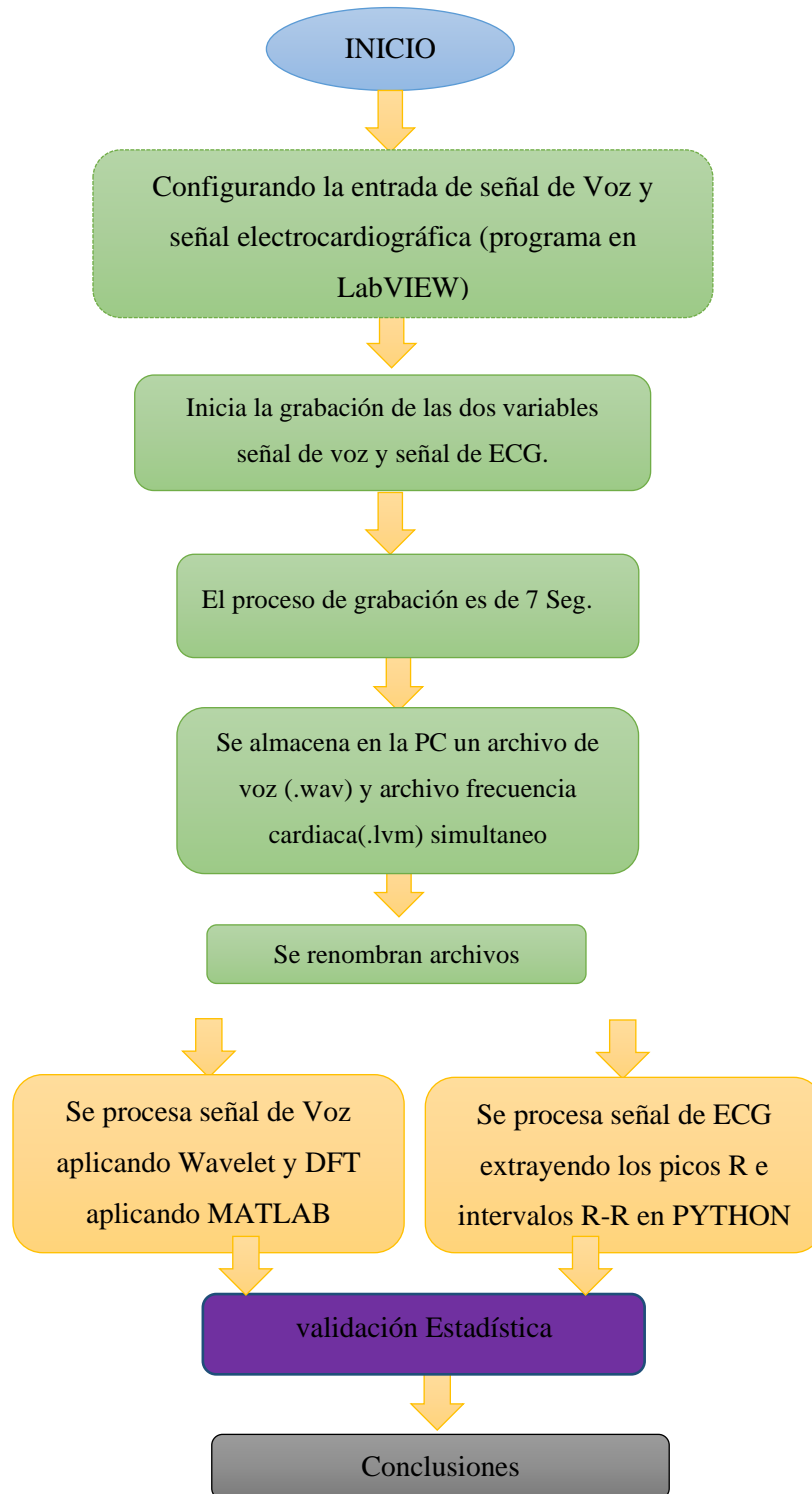


Figura # 7. Se indica el flujo del procesamiento de la señal de voz y ECG genérico.

### **5.1.1 Materiales**

Audífonos inalámbricos Ridgeway EAR-840. Sensibilidad 115dB S.P.L en 1Khz,  $Z= 16 \Omega$

Tarjeta de señal de ECG AD8232

Electrodos ECG con hidrogel Ag/AgCl

Cable jumper protoboard Arduino.

Protoboard modelo Arduino MB-102

Multímetro Steren MUL-005

Tarjeta de adquisición de datos DAQ National Instruments USB-6009

Computadora Laptop HP

### **5.1.2 Software**

National Instruments LabVIEW 2020.

Math Works MATLAB 2019b.

Minitab 2019.

Google Colab PYTHON 3.7.4

## **5.2. Métodos**

El procesamiento de la señal de voz [37] establece que la voz genera muestras únicas en cada sujeto y en la etapa de prueba las señales de voz pueden ser diferentes debido a factores tales como que la voz cambia con el tiempo y las condiciones de salud, como una enfermedad, velocidad del habla, ruido acústico y entorno de la grabación con variantes propias del micrófono.

## **5.3. Recolección de Datos.**

En la recolección de datos participarán 30 sujetos; 15 son hombres y 15 son mujeres de edades entre 18 y 80 años. Las señales de voz y frecuencia cardiaca se registran a través de un algoritmo implementando en el software NI LabVIEW 2020 instalado en una laptop HP lo cual permite obtener una interfaz y podemos visualizar las señales en tiempo real, las cuales se registran por un tiempo de 7 segundos. Las señales de voz y ECG se almacenan simultáneamente en archivos de formato audio (.wav) y formato de LabVIEW (.lvm) respectivamente. Posteriormente se aplicó un algoritmo en Python para procesar los archivos (.lvm) y uno en MATLAB para los archivos(.wav). En la interfaz

usuario elaborada en LabVIEW como se muestra en la figura 8 se ajusta la señal de ECG para que sea adquirida a una frecuencia de muestreo de 500 Hz y con un tiempo de actualización de 0.05 segundos, mientras que la señal de voz se ajusta a una frecuencia de muestreo de 44,100 Hz a 24 bits con un tiempo de adquisición para ambas señales de 7 segundos. Por parte del hardware las señales del electrocardiograma se usó una tarjeta de adquisición de datos NI USB 6009 conectado con un cable USB tipo A/M a USB B/M, asegurando tener instalado el NI-DAQ mx que este sea compatible con la versión de LabVIEW, caso particular NI LabVIEW 2020 [38]. La tarjeta NI USB 6009 hace interfaz con la tarjeta sensor de ECG AD8232 [39] el cual mide la actividad eléctrica del corazón, esta actividad queda registrada como un electrocardiograma (ECG). Para la recolección y almacenamiento de la señal de voz se usó la conexión inalámbrica del micrófono Ridgeway EAR840.

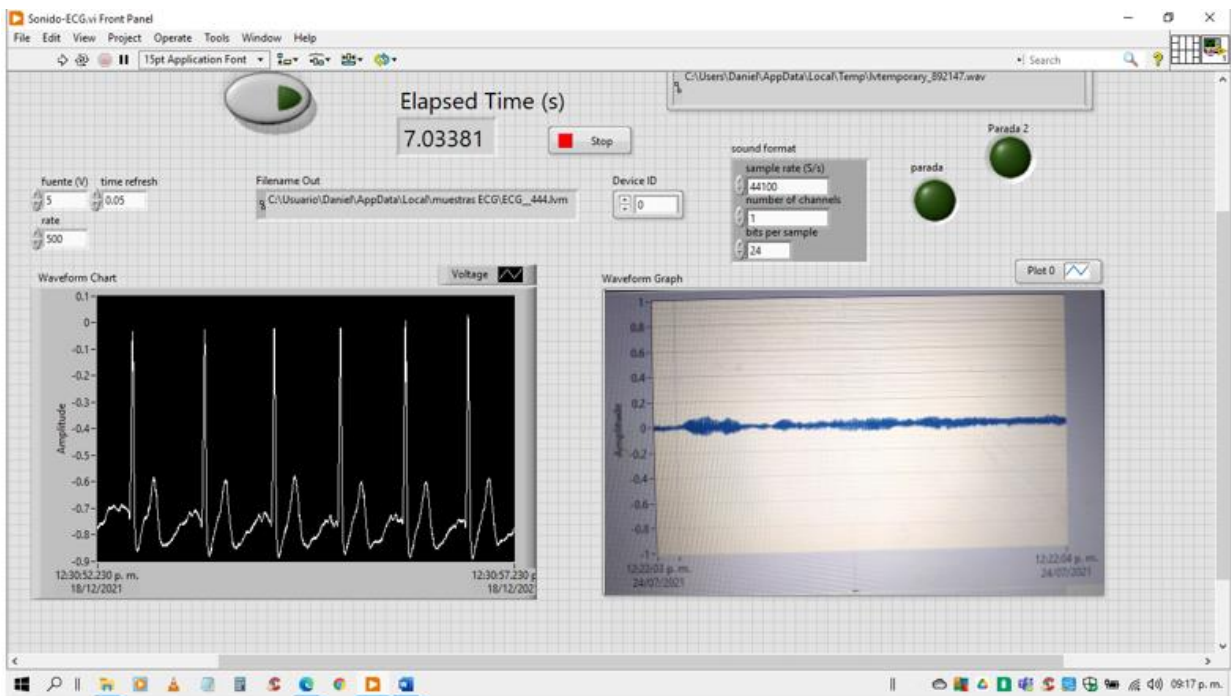


Figura # 8. Se presenta el panel frontal del instrumento usado para medir la frecuencia cardíaca, y la señal de voz.

#### 5.4. Protocolo de adquisición de las señales

Se obtienen las señales de voz de 30 sujetos (15 hombres y 15 mujeres) de edades entre 18 y 80 años con la premisa de que no tienen o no presentan problemas cardiacos. El proceso de adquisición se realiza bajo dos condiciones es decir en estado pasivo (considérese como situación normal con frecuencia cardiaca normal en reposo) y en estado activo en la que los sujetos realizan 90 segundos de ejercicio físico como sentadillas y/o trotar en la misma posición con el propósito de incrementar ligeramente la frecuencia cardiaca. El proceso se desarrolla al inicio de la pronunciación de cada vocal (A, E, I, O, U). A los sujetos previamente se les colocaron los electrodos como se indica en la figura 9 como referencia se muestra la colocación de los electrodos en el lado izquierdo del sujeto esta la entrada positiva (+IN) del amplificador de instrumentación IC AD 8232, el electrodo del lado derecho es la entrada negativa (-IN) del amplificador de instrumentación, el tercer electrodo actúa como entrada de los datos obtenidos. La tablilla tiene un conector de electrodo hembra de 3.5 mm el cual se conecta al arnés con un electrodo tipo macho de 3.5 mm los electrodos usan una señal de cc , la tablilla de ECG se alimenta de 3.3 volts así los electrodos llevan la actividad eléctrica del corazón al módulo y a una distancia de un metro frente a la laptop se hace la corrida piloto con el fin de obtener las dos variables donde ambas señales se mantienen a través de 7 segundos, repitiéndose este proceso tres veces por vocal y por estado para obtener 30 datos por sujeto de las señales de voz y 30 de ECG, para un total de 60 datos (señales) por sujeto.

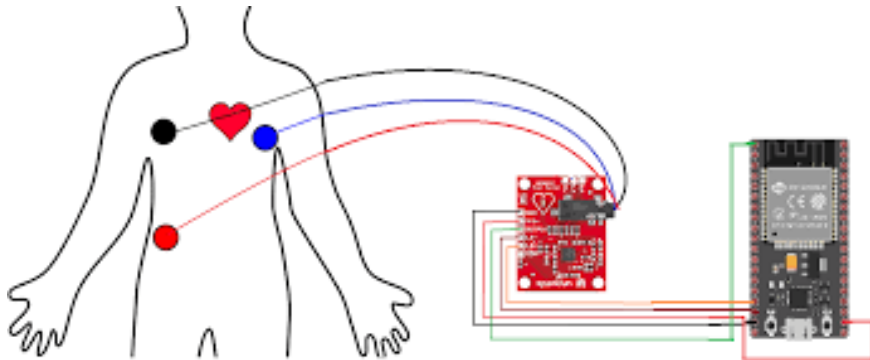


Figura # 9. Como referencia se ilustra las conexiones estimadas hechas en el sujeto para tomar su frecuencia cardiaca.

### **5.5. Procesamiento de la Señal de voz**

A continuación, se procede a procesar los archivos de voz en el cual 30 sujetos pronuncian las vocales (A, E, I, O, U) en ambos estados pasivo y activo, el procedimiento desarrollado genera 900 archivos obtenidos de señal de voz los cuales serán procesados por el algoritmo de MATLAB.

### **5.6. Análisis con Wavelet**

Cuando una señal no es estacionaria la transformada de Fourier no puede caracterizar esta adecuadamente por tal razón entra la transformada wavelet ya que funciona como una potente herramienta de análisis y elimina el ruido de la señal bajo análisis [40]. La transformada wavelet es una representación lineal de tiempo-frecuencia que conserva los cambios de tiempo y las escalas de tiempo, la transformada wavelet continua (CWT) es buena para detectar transitorios en señales no estacionarias y para señales en que la frecuencia instantánea crece. La CWT es invertible, en el plano de tiempo frecuencia con ventana del tamaño de la variable, las ventanas se ensanchan automáticamente en el tiempo y se adecua a bajas frecuencias y se estrecha para fenómenos de alta frecuencia. En el algoritmo se calcula la transformada wavelet continua y muestra un escalograma donde al mismo tiempo crece un banco de filtros CWT. Para este trabajo se seleccionó la CWT de la función “bump” ya que tiene una varianza más grande en función del tiempo y estrecha en frecuencia, como ejemplo se muestra la figura 10 del escalograma de un archivo de voz (archivo nombrado: S02\_M\_E2A\_WAV) correspondiente a la pronunciación de la vocal E en estado activo, dando como resultado una matriz de coeficiente y vector de frecuencia, donde podemos observar la banda de frecuencia principal del formante de voz y observar los cambios. En la figura 11 se ilustra el promedio del escalograma donde en la escala del tiempo se observa los formantes de la señal de voz, se indica con un asterisco los 3 formantes principales solo como referencia el de mayor amplitud es de 110.7 Hz, las otras 2 representan la primera y segunda armónica de la principal. Así en la figura 12 se observa los cambios de magnitud lo que nos indica la actividad cardíaca. En las figuras 13,14,15 son el producto del análisis en frecuencia sobre la señal de la variación de la magnitud en función del tiempo de los formantes obtenidos del escalograma en este análisis aplicando la transformada discreta de Fourier del archivo S02\_M\_E2A.WAV.

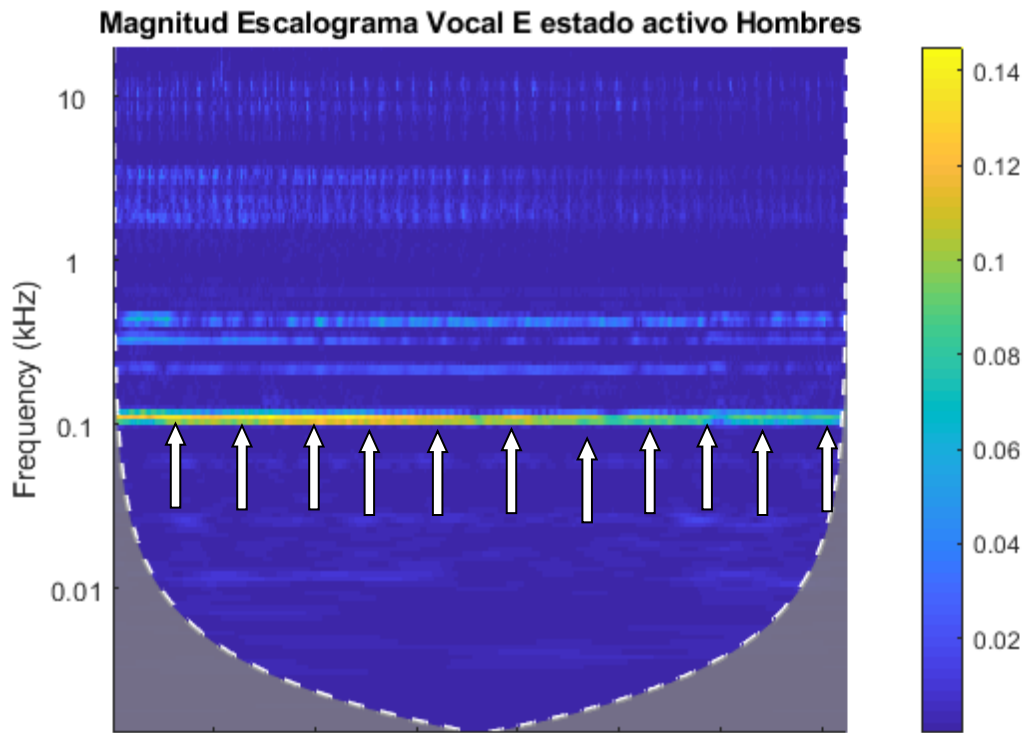


Figura # 10. El escalograma muestra en las líneas con flechas la frecuencia en rojo corresponde a una amplitud alta mostrándose la intensidad de la señal a lo largo del tiempo en las diferentes frecuencias como en el caso del color azul corresponde a amplitud baja del archivo S02\_M\_E2A\_wav.

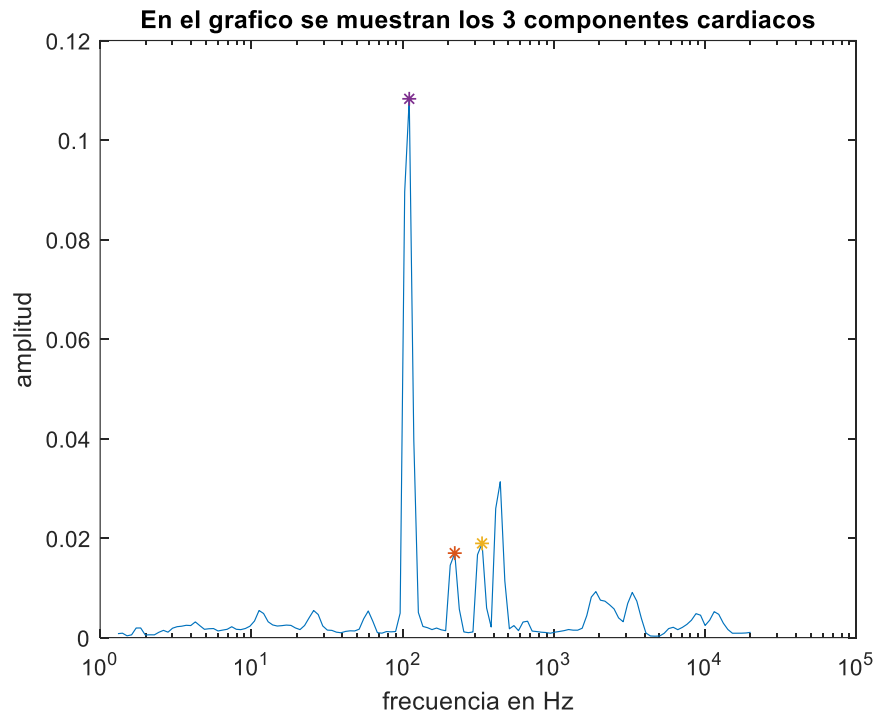


Figura # 11. La gráfica muestra el promedio del escalograma a través de la escala del tiempo se observan los formantes de la señal de voz.

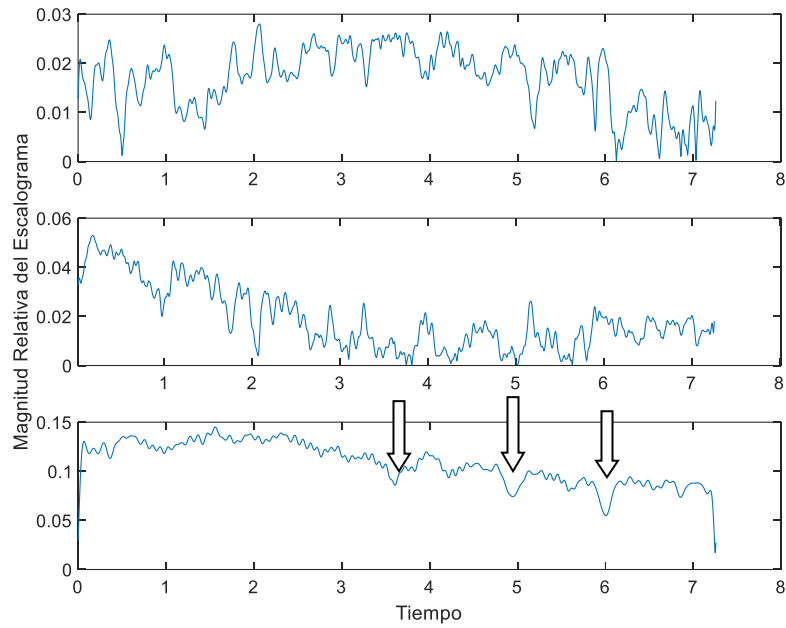


Figura # 12. Los cambios de magnitud sutiles que se observa en la señal son una indicación de como la actividad cardíaca puede estar modulada los componentes de la frecuencia de la señal de voz.

**Resultado Final con el analisis de Wavelet  
Archivo So2\_M\_E2A.wav**

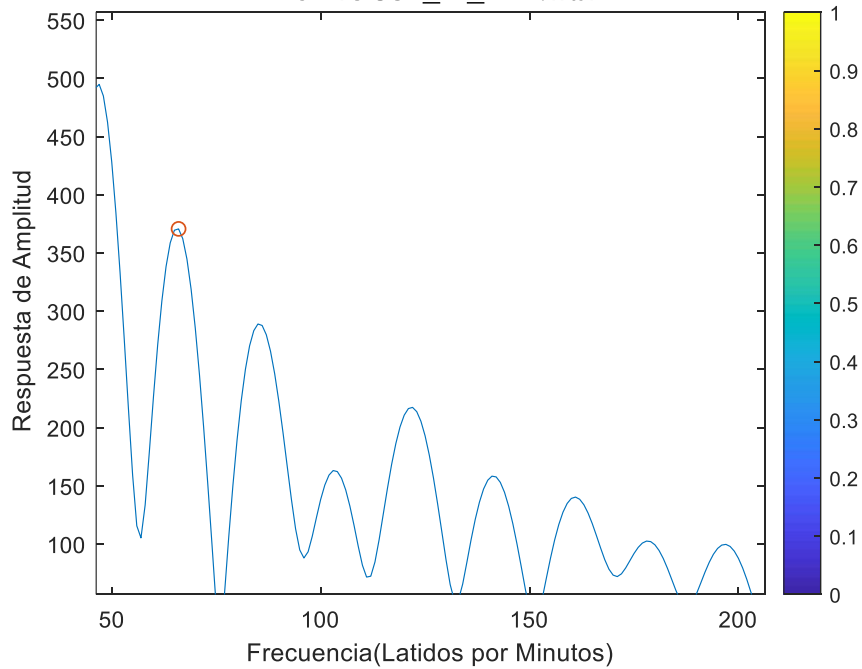


Figura # 13. la gráfica es producto del análisis en frecuencia sobre la señal de voz, observando la variación de la magnitud a lo largo del tiempo de uno de los formantes obtenidos del escalograma.

**Resultado Final de la 2da componentes con Wavelet  
archivo So2\_M\_E2A.wav**

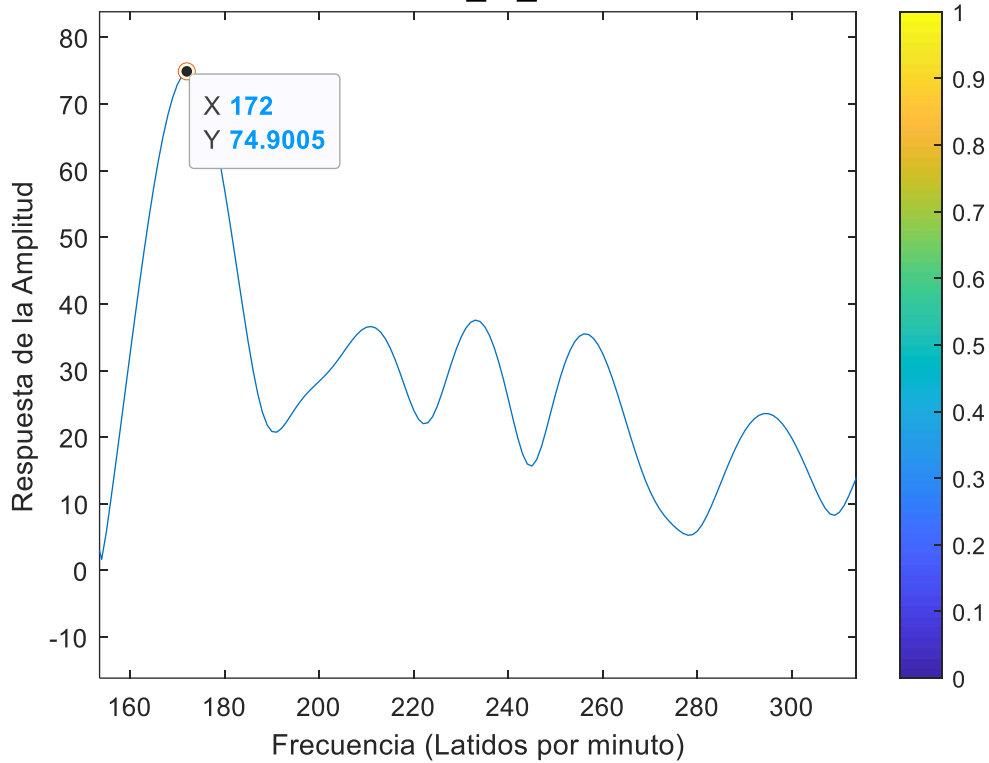


Figura # 14. a continuación, tenemos la respuesta de la segunda componente de la vocal E estado activo del archivo S02\_M\_E2A\_wav.

**Resultado final del analisis de wavelet del 3er componente**

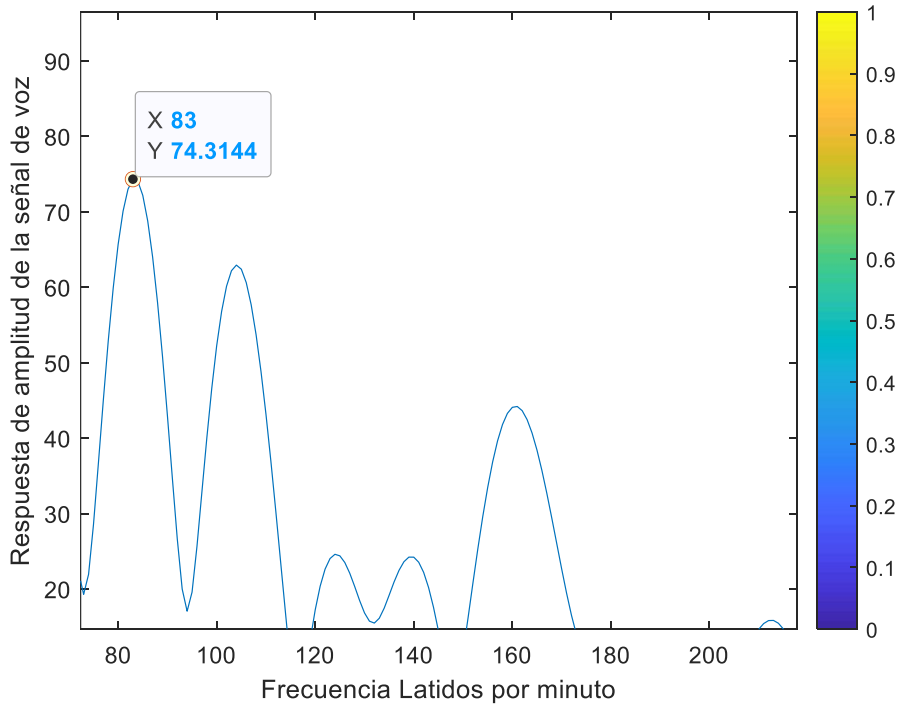


Figura # 15. Esta imagen muestra el tercer componente de la señal de voz de la vocal E en activo.

### 5.7. Procesamiento de la Señal de ECG

En referencia se establece el proceso que lleva la señal de ECG donde a través de los electrodos se detecta la corriente eléctrica enviando la señal de ECG, lo cual genera un archivo (.lvm) aplicado por el algoritmo de LabVIEW el cual se procesa con el algoritmo de Python. ( en la figura 16 hace una reseña del proceso en un diagrama en bloques).

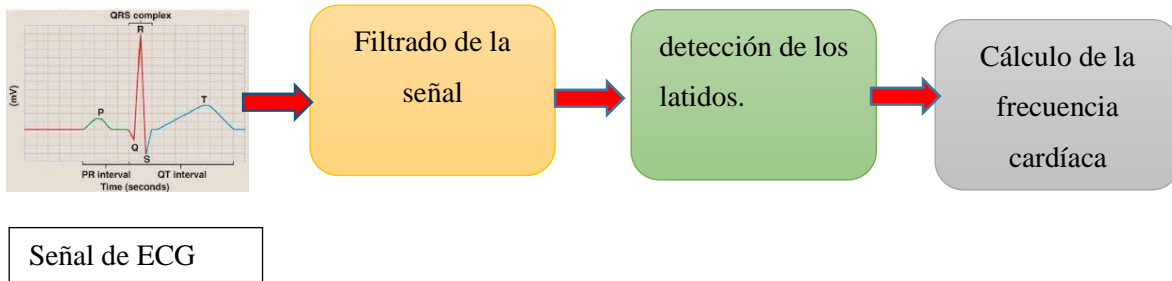


Figura # 16. Se muestra el diagrama de bloques del procesamiento de señal de ECG.

De esta manera los archivos (.lvm) de la etapa de detección de la señal cardíaca se le aplica un filtro pasa bajo mediante el algoritmo con el fin de obtener una respuesta en frecuencia plana en la banda de paso filtrando la frecuencia dentro del rango y rechazar las frecuencias fuera de ese rango. En la figura 17 se observa el complejo QRS conteniendo ruidos en la señal y posteriormente en la figura 18 se ve la señal ECG pasada por filtro pasa bajo.

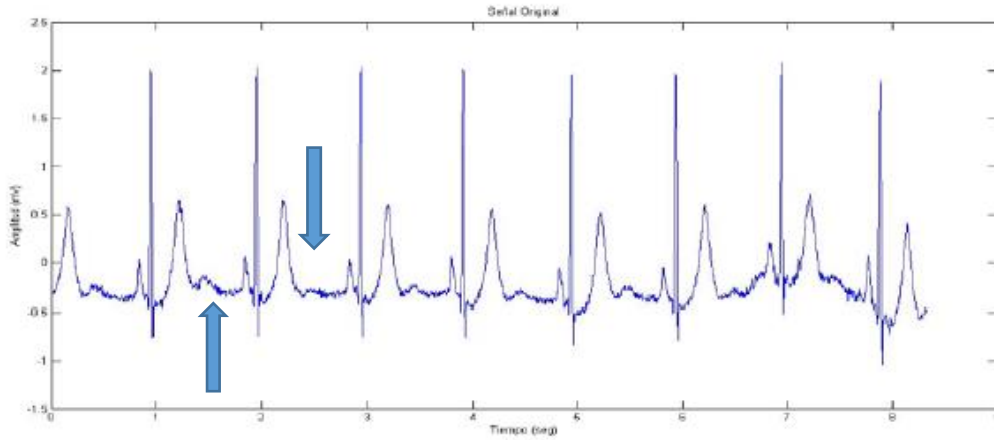


Figura # 17. La Ilustración muestra la señal de frecuencia cardiaca muestreada mostrando el complejo QRS la cual contiene ruidos.

El filtro pasa banda reduce el ruido de la señal de ECG dejando pasar la frecuencia del complejo QRS promedio que se encuentra en el rango de 5-15 Hz. En la siguiente figura se observa el ECG luego de ser procesada por el filtro pasa baja. Por último, en la figura 19 tenemos el grafico de la frecuencia cardiaca de la vocal E donde los asteriscos marcan las pendientes R y con 94.02 lpm.

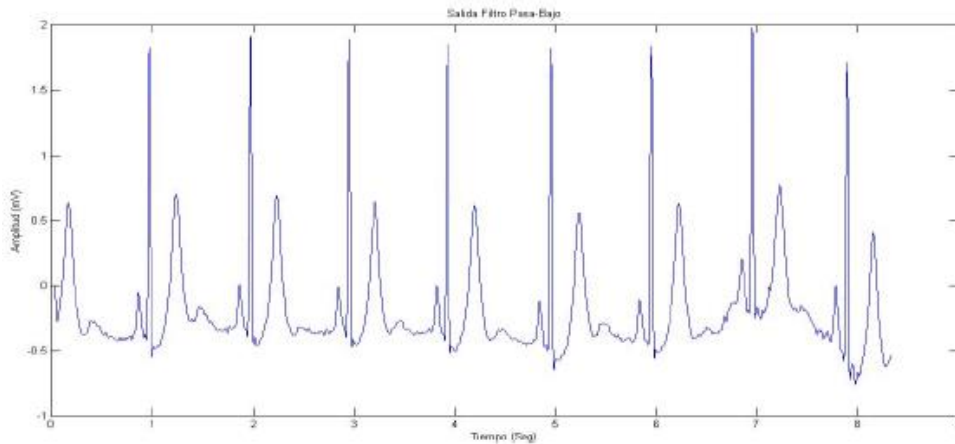


Figura # 18. En la presente ilustración se observa una señal de ECG ya procesada por un filtro pasa bajo.

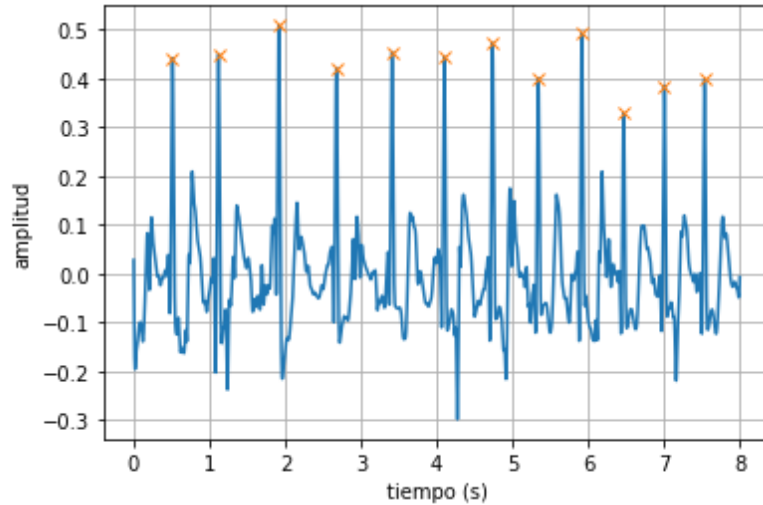


Figura # 19. la figura muestra la gráfica del archivo de la frecuencia cardiaca de la vocal E estado activo donde se muestran los pulsos R marcando la pendiente R de 94.02 latidos por minutos, con 3500 datos, arry (0.886,2.32,3.68,6.354).

### 5.8. Evaluación Estadística

En total, se analizaron 900 archivos que contienen señales de voz, y sus correspondientes archivos de señales de ECG (señal para obtener la FC patrón). Por cada señal de voz se obtuvieron 4 estimaciones de la frecuencia cardíaca, con lo cual se obtuvieron 3,600 datos. Se procedió a aplicar el software de Minitab para obtener coeficientes de correlación de Pearson entre cada una de las 4 estimaciones de la señal de voz con respecto a su respectivo valor patrón obtenido de la señal de ECG. Así los análisis de correlación incluyendo los gráficos de Bland-Altman se hicieron con los datos estratificados. Inicialmente se analizaron todos los datos sin agrupación, es decir sin considerar el sexo del sujeto, ni el estado (pasivo o activo), ni vocal pronunciada, posteriormente se analizaron los datos en base a grupos como sexo del sujeto, y por la vocal pronunciada en total se obtuvieron 104 análisis según las diversas combinaciones del grupo de los datos.

# Capítulo 6

## Resultados

### 6.1. Introducción

En esta sección se presentan todos los resultados obtenidos de los 30 sujetos divididos en 15 hombres y 15 mujeres, sometidas a la metodología indicada, fueron distribuidos por grupo, mostrando los valores obtenidos de las componentes 1,2,3 de voz, y análisis con PCA versus la frecuencia cardiaca patrón, para agrupaciones por estado de la prueba (pasivo o activo), género y vocal. Sometiendo estos datos a la correlación de Pearson [33], gráficos de Bland Altman, concordancia [35] y prueba de hipótesis pareada [36]. A continuación, en la Tabla 1 se presenta una muestra aleatoria de la tabla donde se recolectan los datos de las componentes de voz, análisis de PCA y FC patrón con fines de ilustrar y referenciar la información

TABLA NUEVA										sabado 21. de mayo 2022	
ARCHIVOS	FC COMPONENTE #1	FC COMPONENTE #2	FC COMPONENTE #3	FC CPA	FC PATRON	GENERO	ESTADO	VOCALES			
S01_M_A1P_VOZ.WAV	84	83	80	73	82.97	H	PASIVO	A			
S01_M_E1A_VOZ.WAV	84	64	82	63	96.07	H	ACTIVO	E			
S01_M_E2A_VOZ.WAV	84	83	103	100	99.23	H	ACTIVO	E			
S01_M_E3A_VOZ.WAV	84	102	101	94	91.14	H	ACTIVO	E			
S02_M_E1A_VOZ.WAV	100	82	68	77	92.77	H	ACTIVO	E			
S02_M_E2A_VOZ.WAV	85	86	83	87	90.01	H	ACTIVO	E			
S02_M_E3A_VOZ.WAV	84	83	66	89	88.09	H	ACTIVO	E			
S03_M_E1A_VOZ.WAV	103	103	122	73	117.7	H	ACTIVO	E			
S03_M_E2A_VOZ.WAV	102	121	104	81	109.4	H	ACTIVO	E			
S03_M_E3A_VOZ.WAV	122	102	101	94	109.4	H	ACTIVO	E			
S04_M_E1A_VOZ.WAV	103	121	102	151	121.28	H	ACTIVO	E			
S04_M_E2A_VOZ.WAV	103	103	100	89	97.44	H	ACTIVO	E			
S04_M_E3A_VOZ.WAV	103	103	102	106	104.4	H	ACTIVO	E			
S05_M_E1A_VOZ.WAV	102	121	121	76	121.09	H	ACTIVO	E			
S05_M_E2A_VOZ.WAV	103	84	103	99	99.81	H	ACTIVO	E			
S05_M_E3A_VOZ.WAV	103	103	103	109	122.31	H	ACTIVO	E			
S06_M_E1A_VOZ.WAV	84	84	78	71	78.4	H	ACTIVO	E			
S06_M_E2A_VOZ.WAV	84	83	84	67	78.4	H	ACTIVO	E			
S06_M_E3A_VOZ.WAV	84	84	84	82	79.7	H	ACTIVO	E			
S07_M_E1A_VOZ.WAV	82	85	81	97	94.04	H	ACTIVO	E			
S07_M_E2A_VOZ.WAV	84	129	66	127	93.8	H	ACTIVO	E			
S07_M_E3A_VOZ.WAV	103	137	83	102	93.6	H	ACTIVO	E			
S08_M_E1A_VOZ.WAV	103	101	102	70	98.71	H	ACTIVO	F			

Tabla 1 Con el fin de ilustrar en las columnas en el orden que se indican esta: nombre de los archivos, las fc estimadas de los componentes #1, #2, #3, la fc estimada PCA, la fc patrón, genero, estado, vocales las cuales se sortearon con filtros para obtener los valores.

## **6.2. Análisis de correlación**

Al obtener los resultados de los 30 sujetos que son de la FC patrón y de la FC estimada de voz dados en las componentes # 1,2,3 y del análisis PCA. En esta etapa se valida la correspondencia o relación recíproca de las 2 variables y ver la medida de tendencia de evolución de las 2 variables aplicando la correlación de Pearson con el fin de indicar la fuerza y la dirección, así como la relación lineal, proporcional entre las variables de FC patrón y FC estimada de la voz. Del ejercicio se obtienen 80 correlaciones de Pearson, donde se van a mostrar los datos que reflejan las 20 mejores correlaciones y se detallarán los datos de 4 mejores correlaciones de hombres y 4 mejores correlaciones de las mujeres. Para dejar en firme los resultados obtenidos estos serán sometidos a estudio de concordancia, para verificar como concuerdan las medias que se obtengan con el método de Bland-Altman se pretende determinar si la FC patrón y la FC estimada concuerdan lo suficiente para establecer que son intercambiables, la media de estas diferencias mide la dispersión del error sistemático es decir la imprecisión, como tal se propone usar estas medidas para calcular los límites de concordancia del 95%, donde estos límites muestran entre que diferencias fluctúan la mayor parte de las medias tomadas, para que la media y la varianza de las diferencias sean correctas establecemos que son constantes a lo largo del rango de medidas es decir la magnitud de la media no está asociada con un error mayor. La tabla 2 ilustra en forma parcial como referencia los datos obtenidos de una base total de 80 correlaciones de Pearson y Bland-Altman. La tabla 3 muestran una selección de 20 correlaciones de Pearson, obteniéndose una media de 0.78730 de correlación de Pearson para considerar fuerte o buena y con una desviación estándar de 0.06873 así como una varianza de 0.00472 y un valor de  $p$  igual a 0.824 lo cual se puede corroborar en la figura 20, determinando la distribución de datos muestrales y para probar que tienen una distribución de probabilidad continua se aplicó la prueba de Anderson-Darling y determinar si los datos siguen una distribución normal. Del valor  $p$  obtenido de la muestra de 20 datos comparamos el valor  $p$  con el nivel de significancia llamado alfa. Establecemos que:

- ❖ Partiendo de que el valor  $p \leq \alpha$  los datos no siguen una distribución normal (Se rechaza  $H_0$ ).
- ❖ Si el valor  $p > \alpha$  usted no puede concluir que los datos siguen una distribución normal (No se puede rechazar  $H_0$ ).

Correlaciones	Genero	Tabla de Corelacion Person y Bland Altman				Person	Valor p	Est. Stdev
		Bland-Altman			ULA			
		MEDIA	LLA	LLA				
FC PATRON VS C#1 H PASIVO VOCAL A	H	18.24	-1.4	-21.03	0.82	0.000	10.02	
FC PATRON VS C#2 H PASIVO VOCAL A	H	21.14	-0.08	-22.73	0.713	0.000	11.19	
FC PATRON VS C#3 H PASIVO VOCAL A	H	21.82	2	-17.82	0.756	0.000	10.11	
FC PATRON VS CPA H PASIVO VOCAL A	H	36.27	-1.27	-38.8	0.611	0.000	19.15	
FC PATRON VS C#1 F PASIVO VOCAL A	F	15.32	-0.22	-15.77	0.709	0.000	7.93	
FC PATRON VS C#2 F PASIVO VOCAL A	F	17.98	-0.27	-18.52	0.648	0.000	9.31	
FC PATRON VS C#3 F PASIVO VOCAL A	F	16.38	-0.38	-17.61	0.767	0.000	8.79	
FC PATRON VS CPA F PASIVO VOCAL A	F	30.71	7.02	-16.67	0.427	0.003	12.09	
FC PATRON VS C#1 H ACTIVO VOCAL A	H	16.32	1.34	-13.62	0.844	0.000	7.64	
FC PATRON VS C#2 H ACTIVO VOCAL A	H	29.04	6.58	-15.87	0.629	0.000	11.46	
FC PATRON VS C#3 H ACTIVO VOCAL A	H	25.66	1.05	-23.57	0.681	0.000	12.56	
FC PATRON VS CPA H ACTIVO VOCAL A	H	28.78	5.69	-17.4	0.714	0.000	11.78	
FC PATRON VS C#1 F ACTIVO VOCAL A	F	16.04	0.24	-15.55	0.678	0.000	8.06	
FC PATRON VS C#2 F ACTIVO VOCAL A	F	22.73	2.91	-16.9	0.62	0.000	10.11	
FC PATRON VS C#3 F ACTIVO VOCAL A	F	22.47	0.13	-22.2	0.536	0.000	11.4	
FC PATRON VS CPA F ACTIVO VOCAL A	F	33.98	9.49	-15	0.527	0.000	12.49	
FC PATRON VS C#1 H PASIVO VOCAL E	H	12.33	-0.75	-13.82	0.907	0.000	6.67	
FC PATRON VS C#2 H PASIVO VOCAL E	H	15.63	-1.08	-17.78	0.847	0.000	8.52	
FC PATRON VS C#3 H PASIVO VOCAL E	H	19.25	0.41	-18.43	0.796	0.000	9.61	
FC PATRON VS CPA H PASIVO VOCAL E	H	30.15	1.9	-26.35	0.69	0.000	14.41	
FC PATRON VS C#1 F PASIVO VOCAL E	F	12.76	-1.01	-14.78	0.804	0.000	7.03	
FC PATRON VS C#2 F PASIVO VOCAL E	F	18.39	-0.81	-20.01	0.747	0.000	9.8	
FC PATRON VS C#3 F PASIVO VOCAL E	F	14.52	-0.83	-16.18	0.759	0.000	7.83	
FC PATRON VS CPA F PASIVO VOCAL E	F	25.11	3.46	-18.19	0.551	0.000	11.05	

Tabla 2 como referencia se muestra una tabla que contiene datos de la correlación de Pearson Y Bland Altman

Orden de los datos	Archivos Correlacionados	Correlación Pearson	
1	FC PATRON VS C#1 H PASIVO VOCAL A	0.82	0.000
2	FC PATRON VS PCA F PASIVO VOCAL E	0.767	0.000
3	FC PATRON VS PCA H PASIVO VOCAL A	0.844	0.000
4	FC PATRON VS C#3 H ACTIVO VOCAL I	0.678	0.000
5	FC PATRON VS C#1 H PASIVO VOCAL E	0.907	0.000
6	FC PATRON VS C#1 F PASIVO VOCAL E	0.804	0.000
7	FC PATRON VS C#1 H ACTIVO VOCAL E	0.801	0.000
8	FC PATRON VS C#1 F ACTIVO VOCAL E	0.651	0.000
9	FC PATRON VS C#1 H PASIVO VOCAL I	0.872	0.000
10	FC PATRON VS C#2 F PASIVO VOCAL I	0.806	0.000
11	FC PATRON VS C#2 H ACTIVO VOCAL I	0.736	0.000
12	FC PATRON VS C#1 F ACTIVO VOCAL I	0.724	0.000
13	FC PATRON VS C#1 H PASIVO VOCAL O	0.867	0.000
14	FC PATRON VS C#3 F PASIVO VOCAL O	0.686	0.000
15	FC PATRON VS C#3 H ACTIVO VOCAL O	0.745	0.000
16	FC PATRON VS C#1 F ACTIVO VOCAL O	0.839	0.000
17	FC PATRON VS C#1 H PASIVO VOCAL U	0.812	0.000
18	FC PATRON VS C#1 F PASIVO VOCAL U	0.774	0.000
19	FC PATRON VS C#1 H ACTIVO VOCAL U	0.768	0.000
20	FC PATRON VS C#1 F ACTIVO VOCAL U	0.845	0.000

Tabla 3 A continuación se muestra la selección de 20 mejores correlaciones de 80 obtenidos cabe indicar que el total muestra una correlación buena.

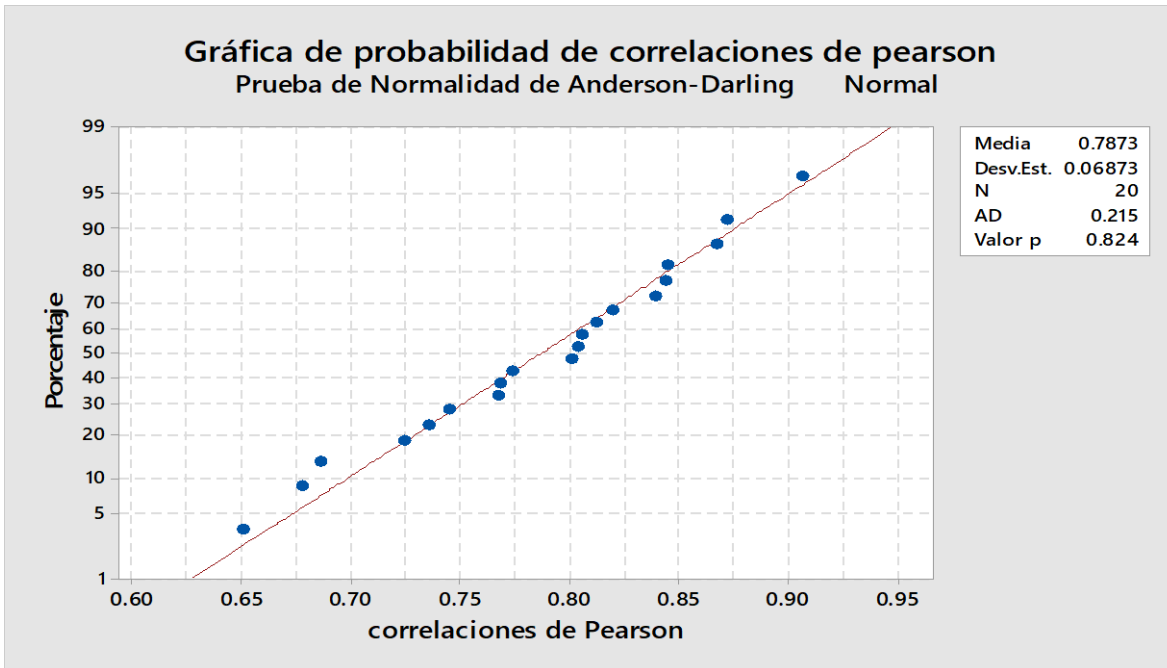


Figura # 20. En la gráfica de prueba de normalidad los datos forman una línea aproximadamente recta a través de toda la línea lo que indica que la distribución normal se ajusta correctamente a los datos.

Como apoyo se usa un resumen gráfico estadístico como se ve en la figura 21 donde nos muestra una variedad de datos estadísticos como: el tamaño de la muestra, la media, mediana, desviación estándar, se describe la distribución de datos en el gráfico, prueba de normalidad Anderson-Darling, intervalos de confianza para la media, desviación estándar y mediana. Como el valor p que nos sirven para determinar la hipótesis nula.

Ahora la concordancia es importante para establecer si el método da resultados equivalentes en el sentido de que uno puede reemplazar al otro. La concordancia evalúa que tan acordes están entre

si las variables, en este caso se considera que los estudios evalúan la consistencia del método aplicado. Como ejemplos a ilustrar de las 20 correlaciones se hicieron los gráficos de las pruebas de Bland Altman a 6 combinaciones los resultados se muestran en las figuras 22, 23, y 24.

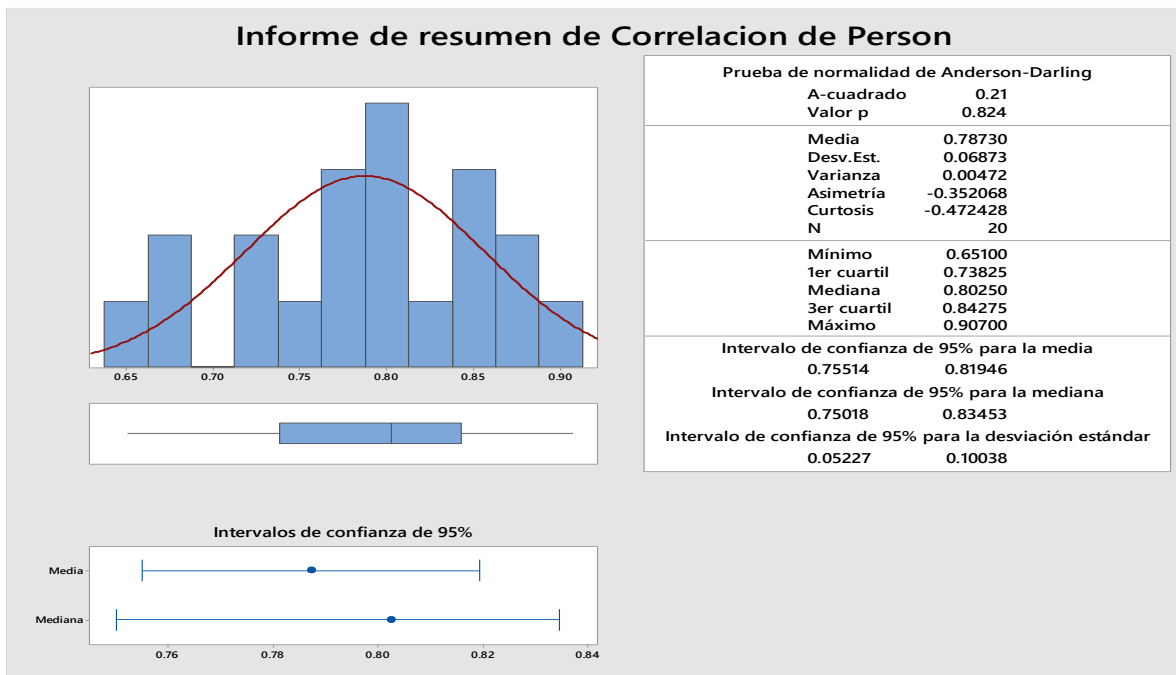


Figura # 21. Como interpretación general de los datos de correlación del muestreo de 20 datos se establece que se puede considerar que una buena correlación se considera como referencia de 0.78730 con una desviación estándar de 0.06873, el histograma muestra una amplia dispersión con el intervalo de confianza del 95% en la media de 0.75514 a 0.81946, la distribución es prácticamente simétrica.

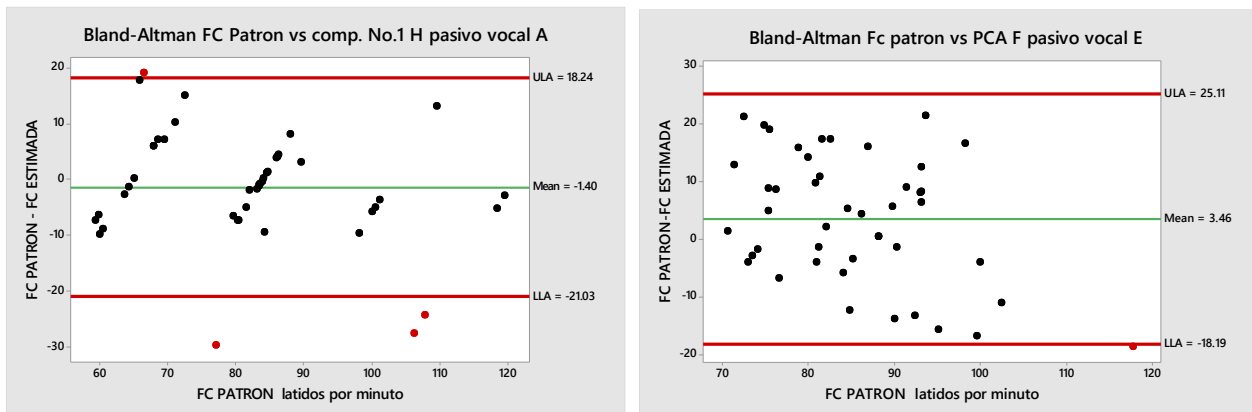


Figura # 22. El grafico Bland Altman de la izquierda correspondiente a la correlación # 1 de la tabla 3 con una desviación estándar de las diferencias de 10.02. al lado derecho es correlación # 2 se tiene el grafico Bland Altman de los datos usados en la corrección indicando que la estimación de la desviación de las diferencias de 11.05.

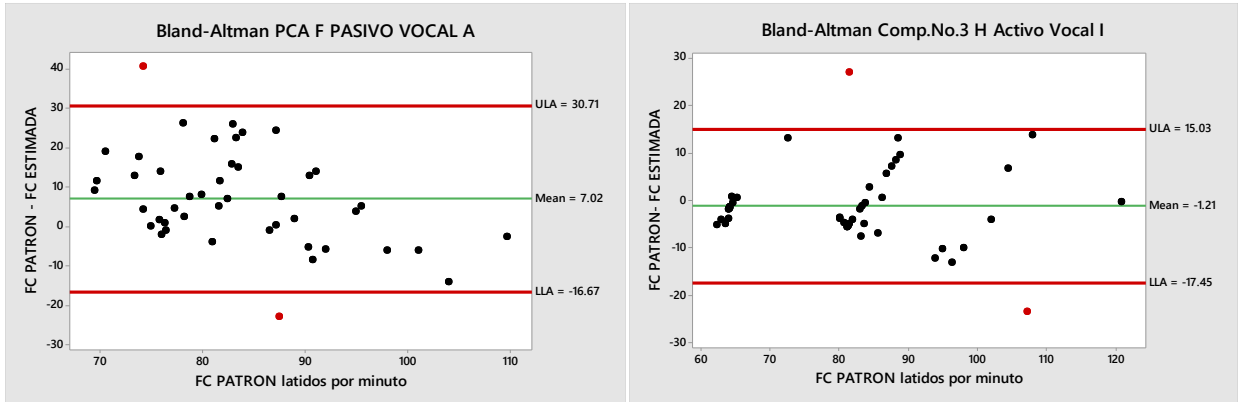


Figura # 23. Se presentan los gráficos de Bland-Altman de las correlaciones #3 y #4 de la desviación estándar de las diferencias que en el caso del lado izquierdo o sea #3 es de 12.09 y al lado derecho o #4 con una desviación estándar de las diferencias de 10.98.

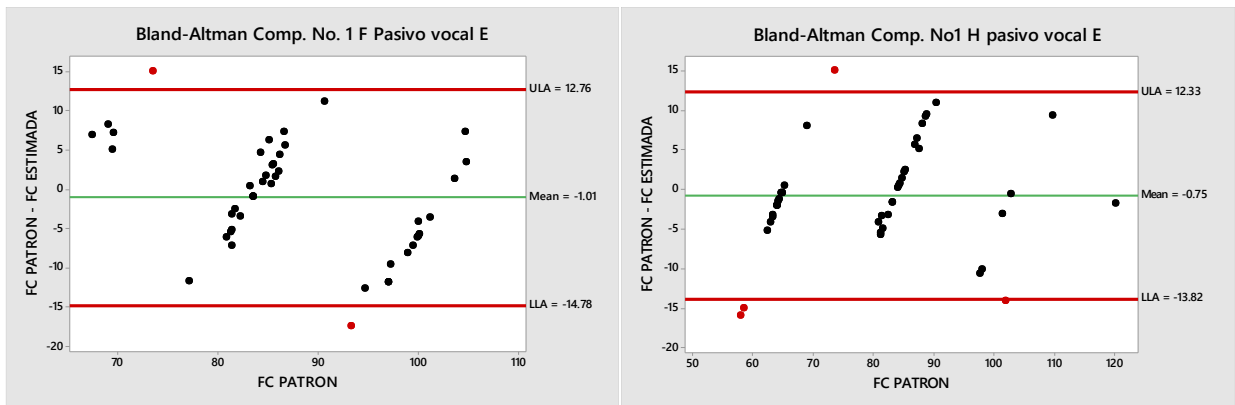


Figura # 24. A continuación, los gráficos de Bland Altman #5 y #6 al lado izquierdo se tiene la desviación estándar de las diferencias de 6.67 al lado derecho la desviación estándar de las diferencias es de 7.03.

### 6.2.1. Resumen:

En esta etapa preliminar con base a la prueba de Anderson-Darling de las 20 correlaciones de Pearson que indican una fuerte correlación entre las dos variables, con el fin de dar firmeza a los datos se realizó la prueba de hipótesis nula en base a la prueba de Anderson-Darling donde los datos de distribución normal arrojan que el valor de p es de 0.824 que en este caso es mayor que el nivel de significancia de 0.05 considerando el intervalo de confianza del 95%. Estableciendo que si la condición es  $p > \alpha$  se define que No se puede rechazar la hipótesis nula. Para dar más certeza se aplicó el método de Bland Altman gráfico para evaluar la concordancia, aplicando los límites de concordancia que se incluye la concordancia promedio que se obtuvieron: gráfico # 1 de -1.40, gráfico # 2 de 3.46 (ver figura 22), el gráfico # 3 de 7.02, gráfico # 4 de -1.21 (ver figura 23), gráfico # 5 de -1.01 y gráfico # 6 de 0.75 (ver figura 24). Evaluando la dispersión de la diferencia entre los sujetos, reflejados en la gráfica de Bland Altman donde podemos ver la diferencia entre 2 mediciones (FC patrón y FC estimada de voz) contra su promedio permitiendo evaluar los errores sistemáticos como por el azar como el caso de comparar 2 mediciones, comparar 2 métodos que miden lo mismo para el caso particular del corazón (frecuencia cardíaca) observando una buena correlación con las concordancias.

### 6.3. Correlación por estado de la prueba (pasivo – activo)

En esta sección evaluaremos los datos de prueba obtenidos de los 30 sujetos en estado Activo y en estado pasivo por genero sin importar vocales (refiérase al punto en que los sujetos pronuncian las 5 vocales) con el fin de establecer si existe una diferencia significativa en cada estado y por genero así como cual etapa muestra mejor desempeño en esta investigación y someter a validación (correlación) y concordancia de los 225 datos por género, por estado los 5 vocales, los resultados se plasman en la tabla # 4. De la prueba de correlación por estado se obtiene que en estado pasivo género masculino se tiene 0.849 y una media de diferencias de -0.29.

<b>Análisis de 5 Vocales</b>	<b>Hombres estado Pasivo</b>	<b>Hombres estado Activo</b>	<b>Mujeres estado Pasivo</b>	<b>Mujeres estado Activo</b>
<b>Correlación</b>	<b>0.849</b>	<b>0.743</b>	<b>0.737</b>	<b>0.752</b>
<b>valor p</b>	<b>0.000</b>	<b>0.000</b>	<b>0.000</b>	<b>0.000</b>
<b>Media de diferencias</b>	<b>-0.29</b>	<b>3.64</b>	<b>0.12</b>	<b>1.01</b>
<b>Desv.std de la Diferencia</b>	<b>8.29</b>	<b>9.81</b>	<b>7.69</b>	<b>9.49</b>

Tabla 4 Nos permite ver el análisis de 5 vocales mostrando los valores de correlación y concordancia en ambos estados y género. Obteniendo el valor más significativo en el género hombres en estado pasivo con correlación 0.849.

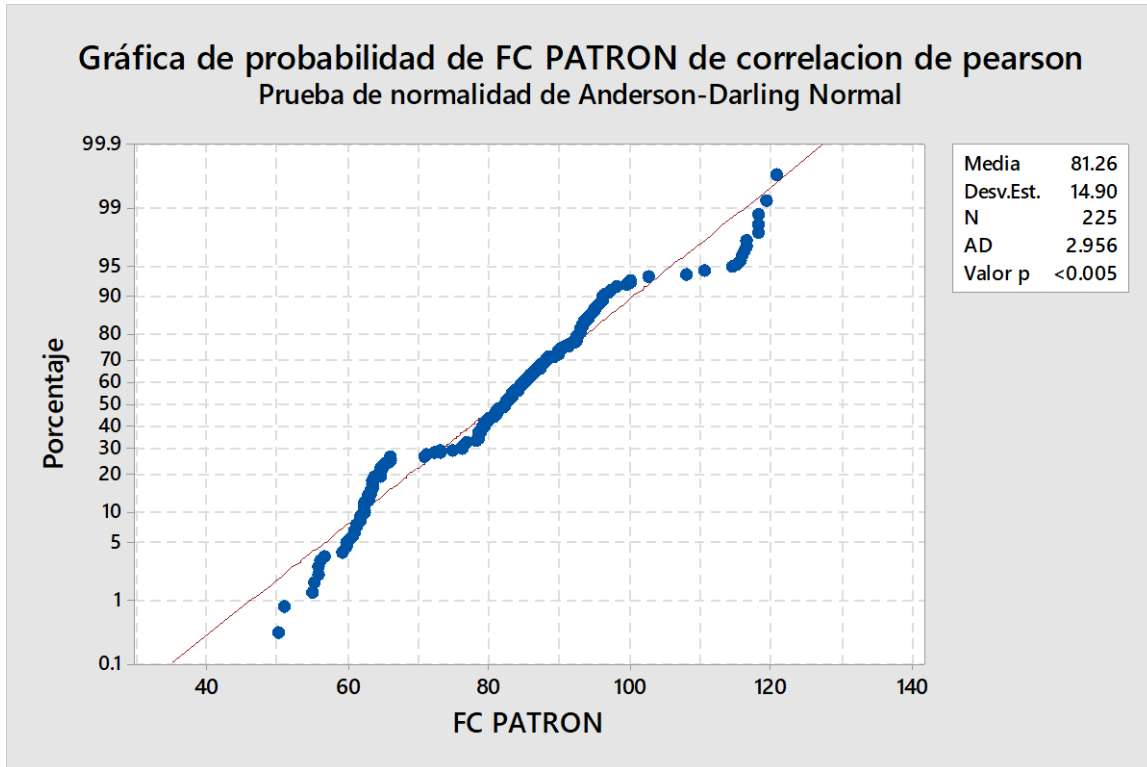


Figura # 25. En la gráfica de prueba de normalidad de Anderson Darling mide que bien sigue los datos de una distribución específica de la correlación de Pearson de FC patrón para propósito de referencia, y se puede utilizar el estadístico para determinar si los datos cumplen la normalidad.

## 6.4. Resumen de Correlación de Estados

### 6.4.1. Correlación por Vocales.

En esta sección se pronunciaron las Vocales (A, E, I, O, U) las cuales se evaluarán por género, estado y 5 vocales. En resumen, los valores obtenidos de correlación de Pearson y Bland altman entre la FC estimada y el FC patrón donde se pronunciaron las vocales mostrando una mejor correlación de 0.849 y con un valor de p de 0.000 y una desviación estándar de las diferencias de 8.29 así como una media de las diferencias -0.29 como se indica en la tabla 4 la segunda mejor correlación corresponde al de las mujeres en estado activo con un valor de Pearson de 0.752, una p igual a 0.000 con una media de diferencias de 1.01 y una desviación estándar de las diferencias de 9.49. si aplicamos la prueba de hipótesis a cada correlación de la tabla tendremos que No se puede rechazar la hipótesis nula de un estudio total de los estados de 450 datos.

## 6.5. Vocal A

En esta parte de la investigación evaluaremos la vocal A, por género, estado en el que someteremos 45 datos de la vocal A obteniendo los datos de la correlación de Pearson de la fc patrón y de la fc estimada de la voz. Se señala que en el proceso solo documentaremos datos uno del género masculino y uno femenino, siendo en este caso los más significativo el resto de los datos o valores están plasmados en la tabla 5 se aplicó la correlación de Pearson al análisis de la vocal A, género masculino del estado activo como resultado tenemos 0.8444, con un valor de p de 0.000 ver figura 26 y con Bland altman tenemos una media de diferencia 1.34 y una desviación estándar de la diferencia de 7.64. ver figura 27 en el caso particular de las mujeres el valor significativo tiene una correlación de Pearson de 0.709 con una p de 0.000 ver figura 28 y con datos de Bland altman de la media de las diferencias de -0.022 con una desviación estándar de la diferencia de 7.93 ver figura 29. Como referencia el segundo valor significativo mencionado previamente se da en el género femenino, estado pasivo y pronunciando la vocal A.

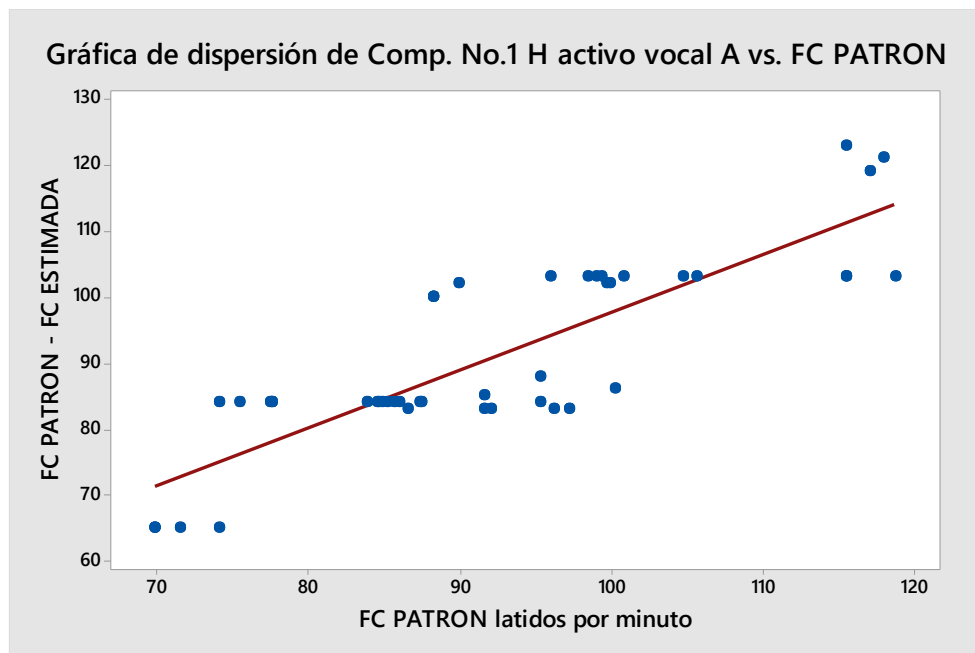


Figura # 26. El gráfico nos muestra el valor de correlación que mide el nivel de la relacional lineal entre los pares de variables estos valores se correlacionan están entre -1 y +1, obteniéndose en el este caso particular de correlación de Pearson de 0.844.

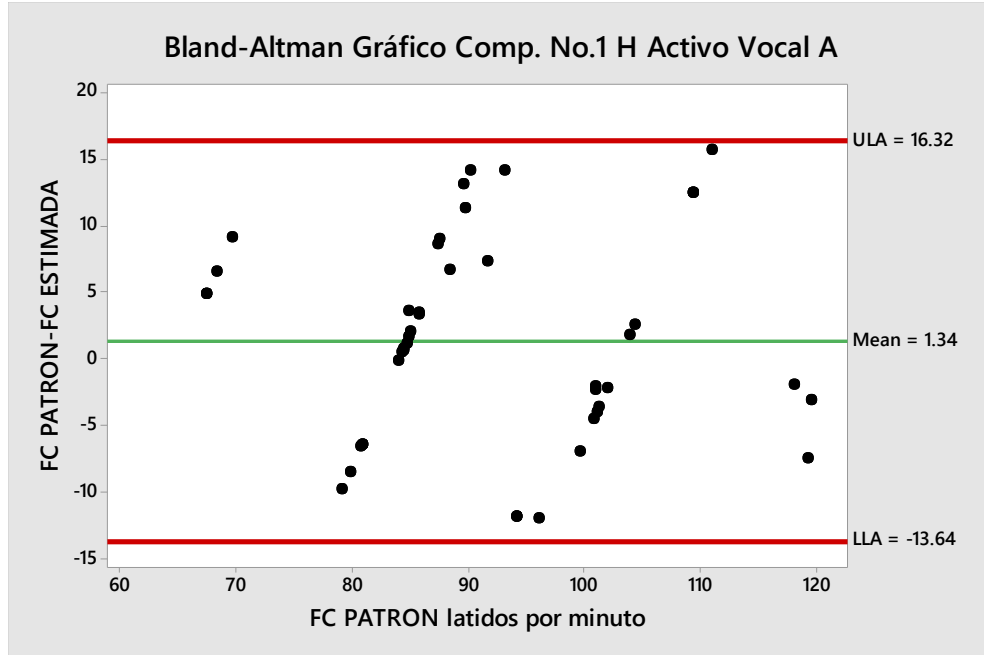


Figura # 27. con Bland altman tenemos una media de diferencia 1.34 y una desviación estándar de la diferencia de 7.64.

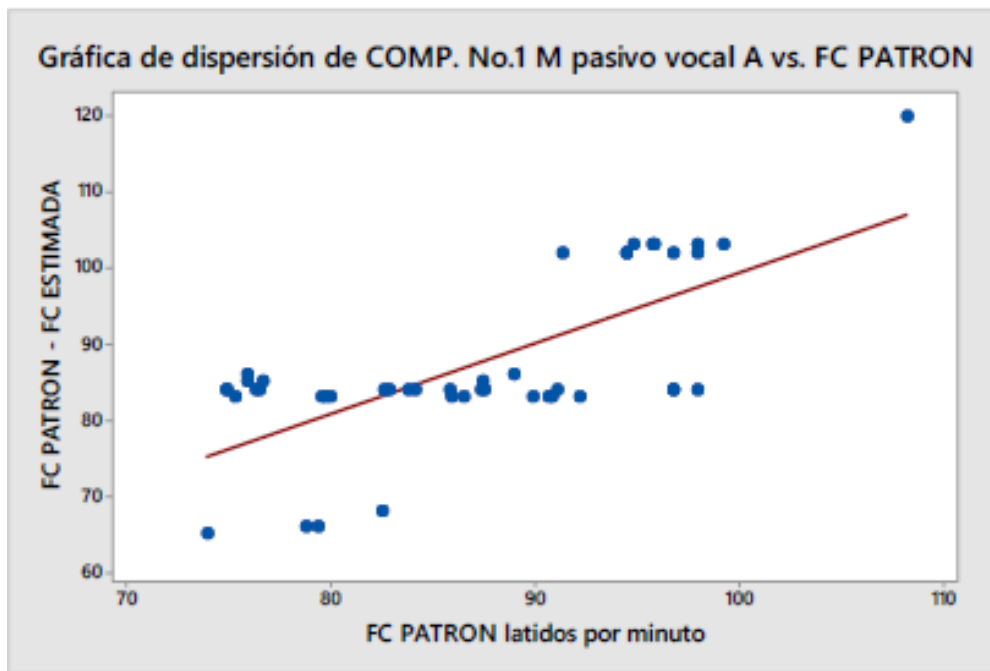


Figura # 28. la correlación del género femenino, estado pasivo vocal A dónde del grafico izquierdo de correlación es de 0.709 con un valor de  $p=0.000$ .

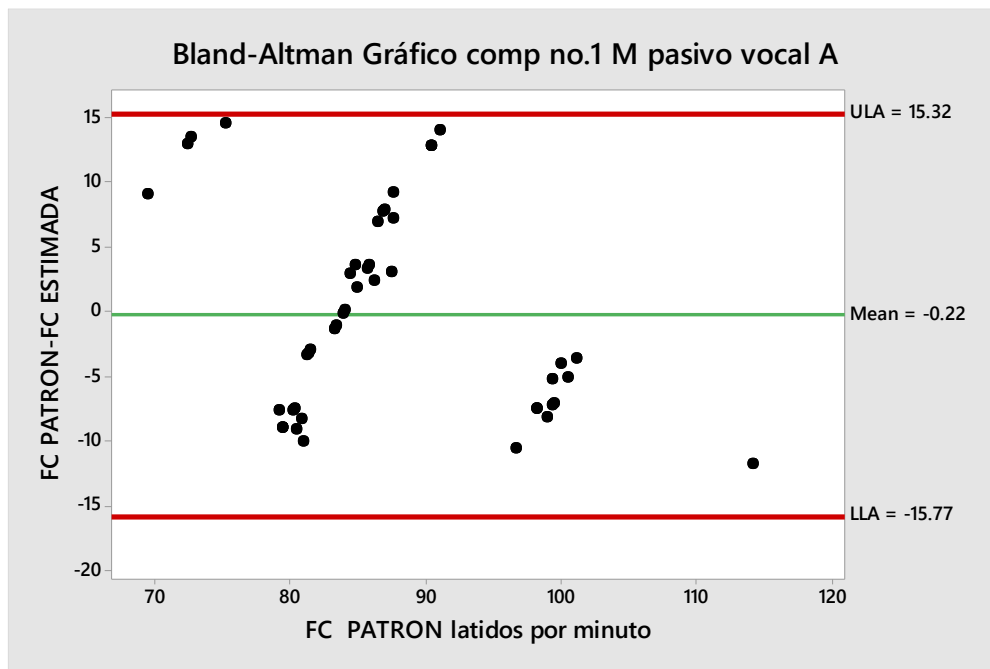


Figura # 29. con datos de Bland altman de la media de las diferencias de  $-0.022$  con una desviación estándar de la diferencia de  $7.93$ .

### 6.5.1. Resumen de correlación Vocal A.

En esta sección se resume que el análisis de la vocal A, el género masculino en estado pasivo obtiene la mejor correlación de Pearson con  $0.844$  y en el gráfico de Bland Altman nos permite conocer que la correlación entre los 2 métodos significa que los resultados prácticamente son los mismos, se obtuvo una media de las diferencias de  $1.34$  el segundo valor importante corresponde al género femenino con una correlación de Pearson de  $0.709$  y con una media de las diferencias de  $-0.022$ . es importante señalar que los valores de correlación en la vocal A el hombre en ambos estados logran correlaciones altas de  $0.844$  estado activo y  $0.82$  en estado pasivo. Dejando en claro que el género masculino logra la mejor correlación en la vocal A. los otros datos se reflejan en la tabla 5.

Análisis de Vocal A	Hombres estado Pasivo	Hombres estado Activo	Mujeres estado Pasivo	Mujeres estado Activo
Correlación	<b>0.844</b>	<b>0.82</b>	<b>0.709</b>	<b>0.608</b>
valor p	<b>0.000</b>	<b>0.000</b>	<b>0.000</b>	<b>0.000</b>
Media de diferencias	<b>1.34</b>	<b>-1.4</b>	<b>-0.022</b>	<b>0.24</b>
Desv.std de la Diferencia	<b>7.64</b>	<b>10.02</b>	<b>7.93</b>	<b>8.06</b>

Tabla 5 Muestra un resumen de la vocal A por género y estado, mostrando su mejor correlación en hombres en estado activo con  $0.844$ .

### 6.6. Vocal E

En esta parte se evalúa la vocal E como la FC estimada de voz con respecto FC patrón de las 4 evaluación posible por estado, género que se ilustra en la tabla 6 a continuación se muestra la figura 30 y 31 que corresponde al análisis de vocal E, del género masculino y estado pasivo que muestra ser el más significativo valor con 0.907 por el otro lado la segunda mejor correlación es en el género femenino, estado pasivo de la vocal E con 0.804 la información se complementa en las figuras 32 y 33.

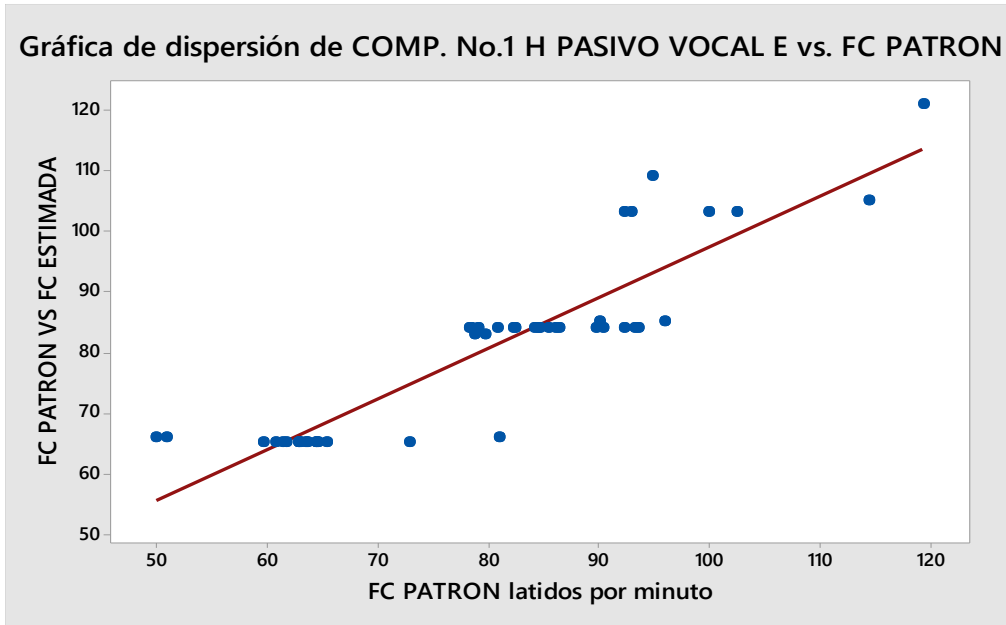


Figura # 30. A continuación, se muestra el gráfico que tiene una correlación de 0.907 con  $p=0.000$ .

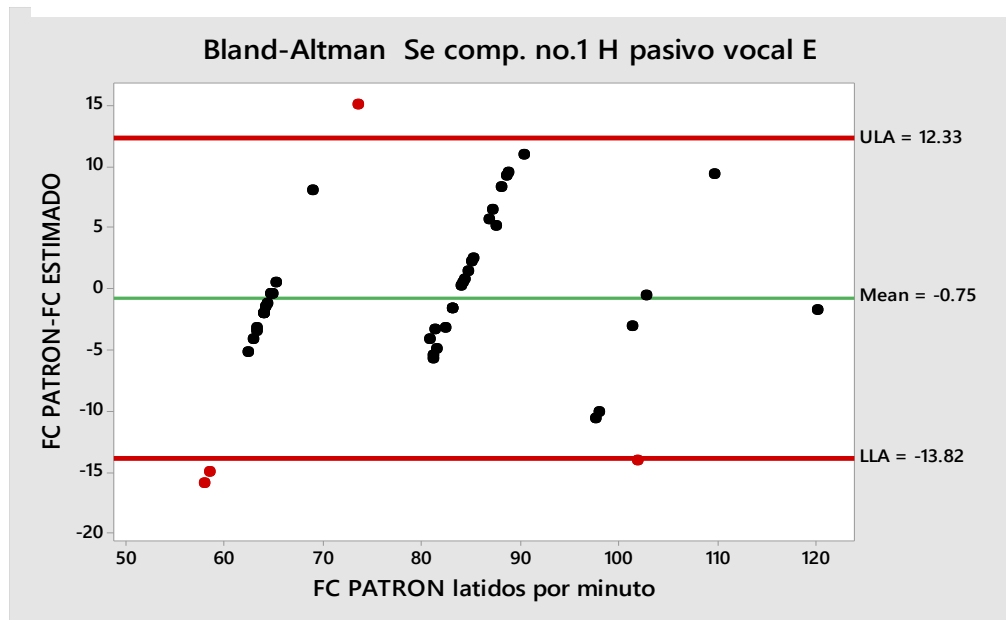


Figura # 31 a continuación se muestra los gráficos de Bland altman de concordancia con una media de diferencia de -0.75 y una desviación estándar de la diferencia de 6.67.

Gráfica de dispersión de COMP. No.1 F PASIVO VOCAL E vs. FC PATRON

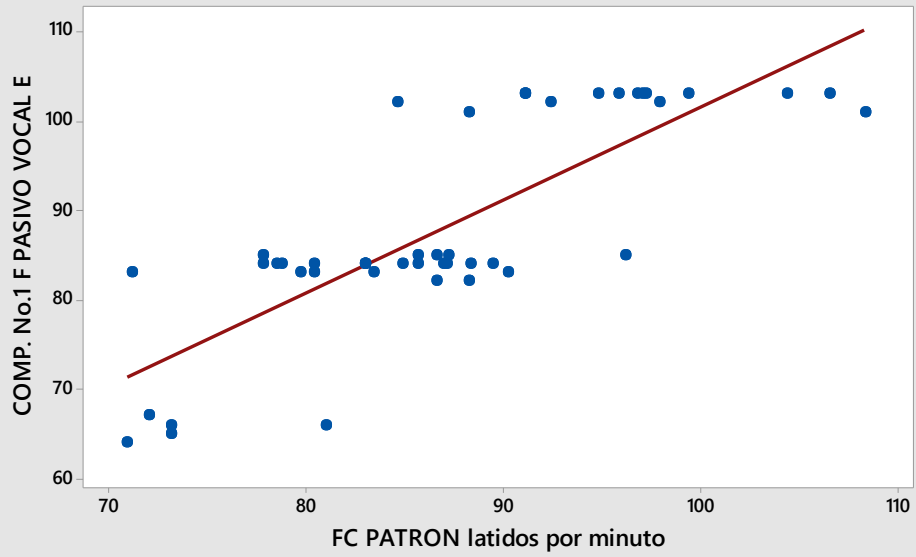


Figura # 32. Aquí el gráfico de correlación se obtiene 0.804 con un valor de  $p=0.000$ .

Bland-Altman gráfico comp. no. 1 F pasivo vocal E

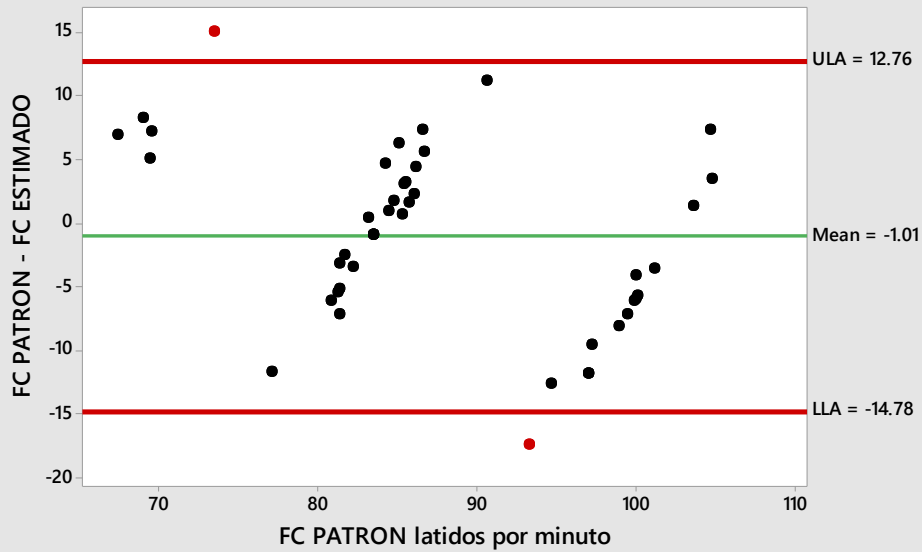


Figura # 33. En el gráfico de concordancia con una media de -1.01 y una desviación estándar de las diferencias 7.03.

### 6.6.1. Resumen de Correlación Vocal E

De las correlaciones de la vocal E se establece que la más alta obtenida al momento corresponde al género masculino en estado pasivo con 0.907 el segundo valor mas significativo corresponde al género femenino en estado pasivo con 0.804 en la concordancia se obtienen las medias de las medias de la diferencia para la primera correlación -0.075 y para la segunda correlación es -1.01.

Análisis de Vocal E	Hombres estado Pasivo	Hombres estado Activo	Mujeres estado Pasivo	Mujeres estado Activo
Correlación	0.907	0.801	0.804	0.651
valor p	0.000	0.000	0.000	0.000
Media de diferencias	-0.075	3.79	-1.01	0.61
Desv.std de la Diferencia	6.67	8.35	7.03	12.8

Tabla 6 Resumen de correlaciones de la vocal E observando que la mejor correlación es en hombres, estado pasivo con 0.907 con una desviación estándar de las diferencias 6.67.

### 6.7. Vocal I

Ahora se evalúa la vocal I sometiendo 45 datos por evento en estado activo y pasivos incluyendo ambos géneros los resultados posibles se presentan en la tabla 7 en base a esto solo se documentarán los dos valores más significativos en primer término hombres, estado pasivo vocal I ver como referencia las figuras 34 y 35. Para el caso particular de las mujeres, en estado pasivo la vocal I los datos obtenidos se ilustran en las figuras 36 y 37.

Análisis de Vocal I	Hombres estado Pasivo	Hombres estado Activo	Mujeres estado Pasivo	Mujeres estado Activo
Correlación	0.872	0.637	0.777	0.724
valor p	0.000	0.000	0.000	0.000
Media de diferencias	-0.45	5.62	1.87	2.61
Desv.std de la Diferencia	7.57	11.38	7.65	8.67

Tabla 7 Se muestra el Resumen de correlación y concordancia de la vocal I el valor más significativo es hombres estado pasivo 0.872 con una desviación estándar de 7.57.

Gráfica de dispersión de COMP. No.1 H PASIVO VOCAL I vs. FC PATRON

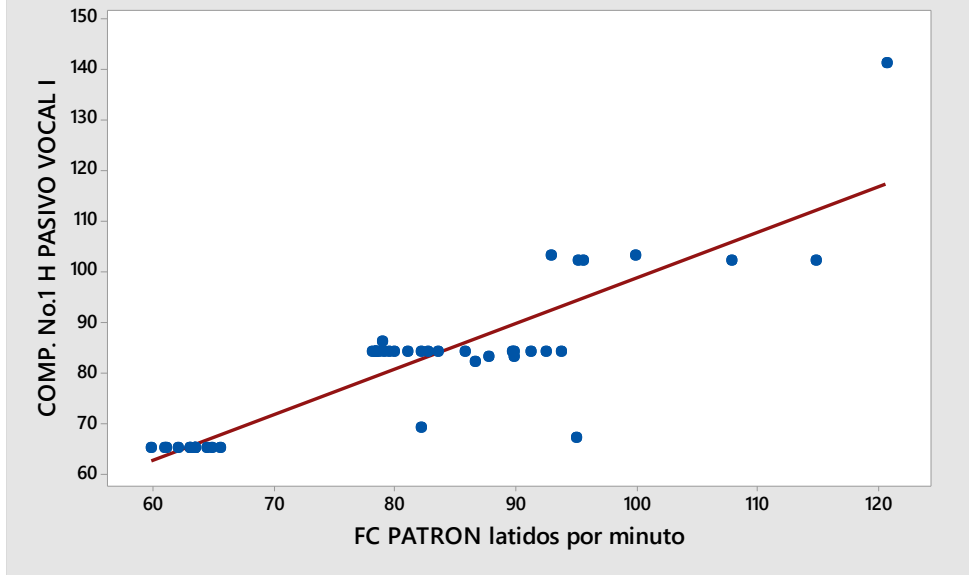


Figura # 34. la siguiente grafica en primer término muestra una correlación de Pearson con un valor de 0.872 y  $p=0.000$ .

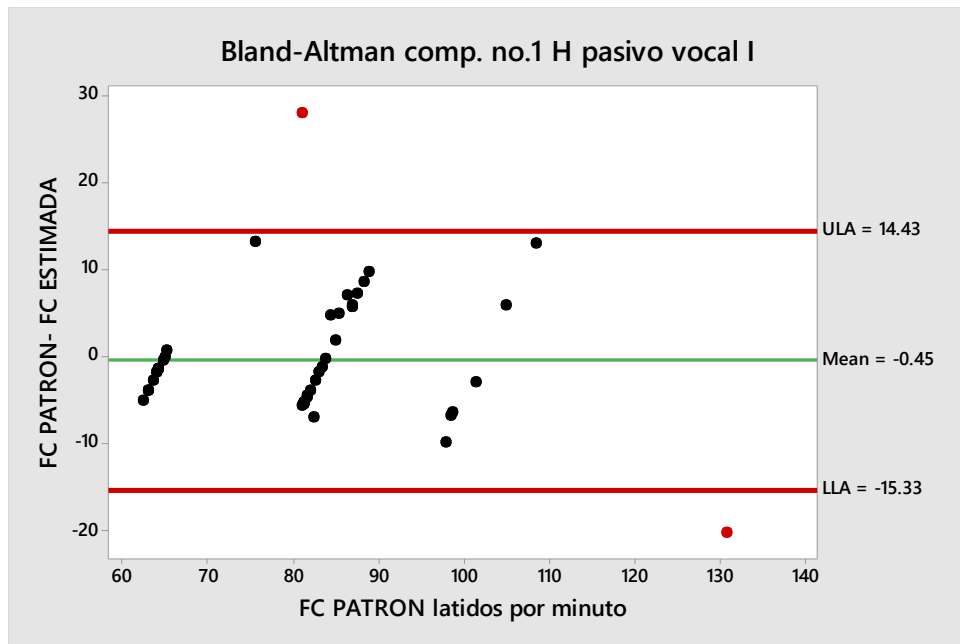


Figura # 35. En el grafico obtenemos una media de las diferencias  $-0.45$  y una desviación estándar de la diferencia de  $7.59$ .

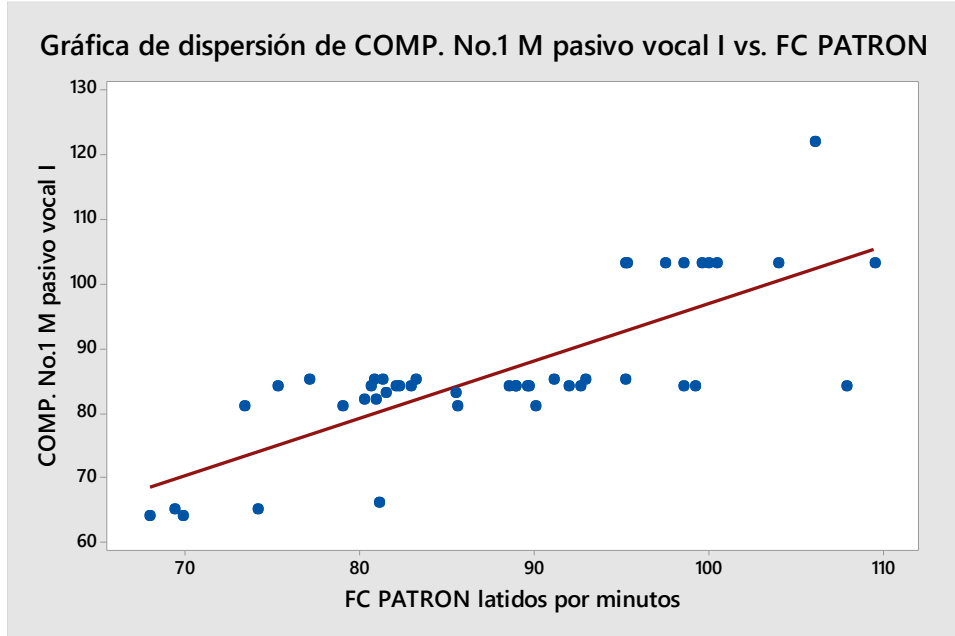


Figura # 36. En el primer cuadro se tiene una correlación de 0.777 con una  $p=0.000$ .

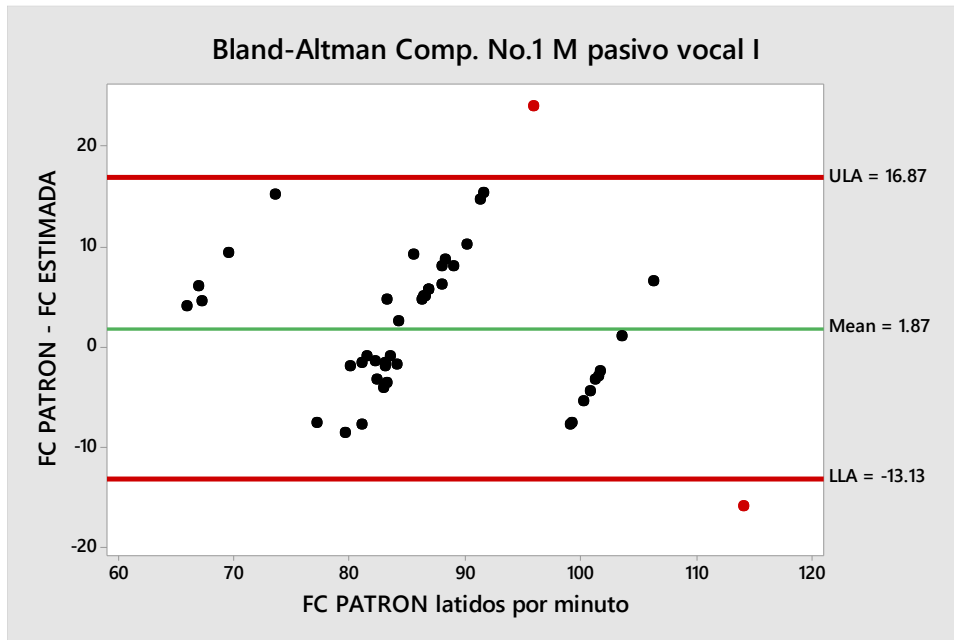


Figura # 37. En este cuadro se tiene una media de diferencias de 1.87 y la desviación estándar de las diferencias de 7.65.

### 6.7.1. Resumen de Correlación de la Vocal I

De las 4 posibles correlaciones de I en general tienen una correlación fuerte, también indican que el valor de la correlación es mayor en todos los casos que la significancia es decir alfa. Por ello No se puede rechazar Ho. En el caso del género de los hombres en estado pasivo tienen la correlación más alta en la vocal I de 0.872 y en el caso del género femenino ocupa el segundo lugar con 0.777 de la vocal I.

### 6.8.Vocal O

Se evaluaron 45 datos en cada uno de los estados, géneros y vocal O en la tabla 8 se reflejan todos los datos obtenidos de la investigación con respecto a la vocal O. en primer término los datos de hombres es estado pasivo con una correlación de 0.867 lo cual se puede ver como referencia en la figura 38 con una media de diferencias de 0.55 ver como referencia el grafico de concordancia figura 39, la segunda mejor correlación fue del género femenino en estado activo de 0.839 ver la dispersión en la figura 40, teniendo una media de diferencias de 1.24 lo cual se puede ver como referencia en la figura 41.

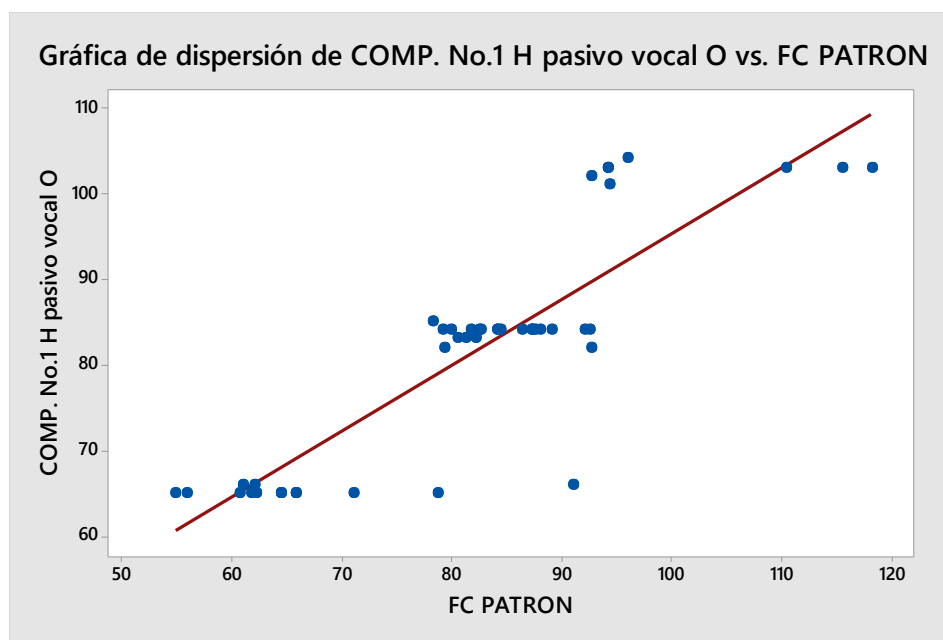


Figura # 38. En el gráfico inicial se tiene una correlación de 0.867 con un valor de  $p=0.000$ .

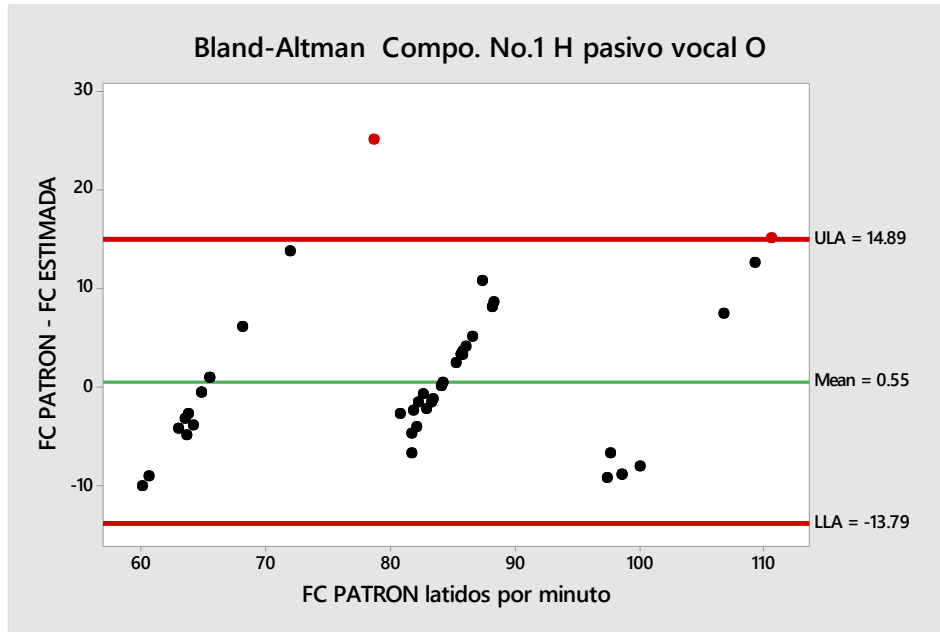


Figura # 39. el grafico con una media de la diferencia de 0.55 y con una desviación estándar de 7.32.

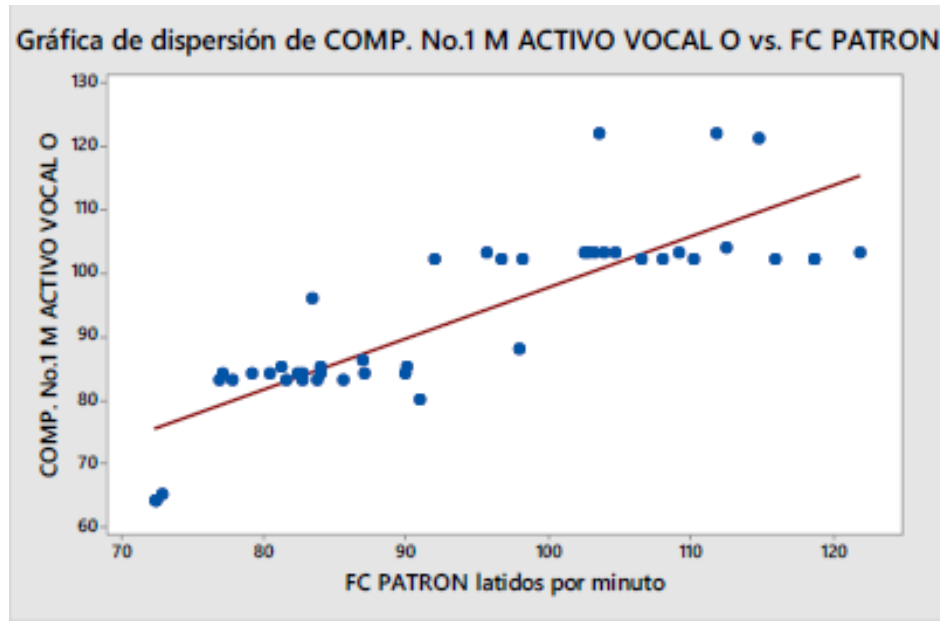


Figura # 40. En el gráfico de dispersión se obtuvo una correlación de 0.839.

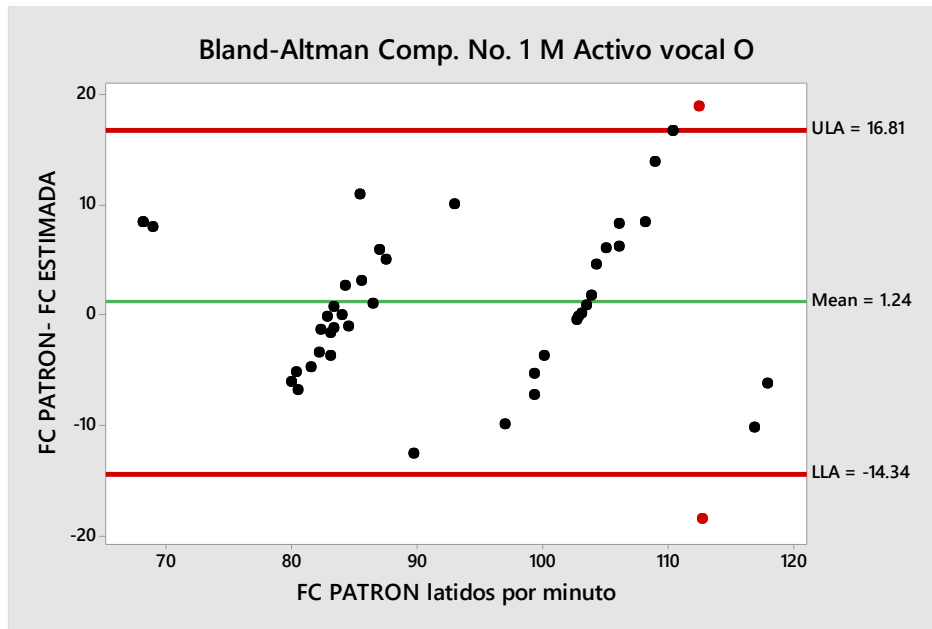


Figura # 41. en el gráfico de Bland-Altman se obtuvo una media de diferencia de 1.24 y una desviación estándar de 2.95.

### 6.8.1. Resumen de Correlación Vocal O

Con los datos obtenidos en la tabla 8 todas las correlaciones son aceptables y lo sobresaliente es que en esta fase de la vocal O el género masculino en estado pasivo mostro la correlación más fuerte de 0.867 en el caso de las mujeres estado activo la correlación fue de 0.839

Análisis de Vocal O	Hombres estado Pasivo	Hombres estado Activo	Mujeres estado Pasivo	Mujeres estado Activo
Correlación	0.867	0.673	0.611	0.839
valor p	0.000	0.000	0.000	0.000
Media de diferencias	0.55	2.32	0.53	1.24
Desv.std de la Diferencia	7.32	10.4	8.8	7.95

Tabla 8 Resumen de correlación de la vocal O aquí se puede determinar que la correlación significativa es de 0.867 en estado pasivo con desviación estándar de la diferencia 7.32.

## 6.9. Vocal U

En esta última fase se evaluaron 45 datos en condiciones pasivo y activo, ambos géneros y los datos en general se presentan en la tabla 9 donde se ve como dato significativo el género femenino en estado activo logra una correlación alta de 0.845 ver como referencia las figuras 42 y 43, el segundo valor significativo es del género masculino del estado pasivo donde se obtuvo 0.812 como referencia ver las figuras 44 y 45.

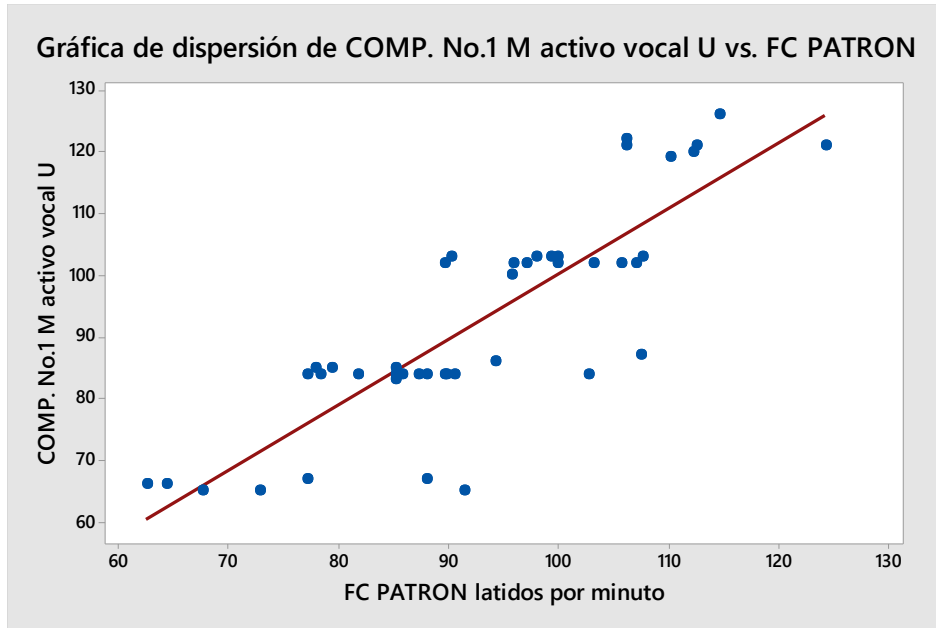


Figura # 42. una correlación de 0.845 con un valor  $p = 0.000$ .

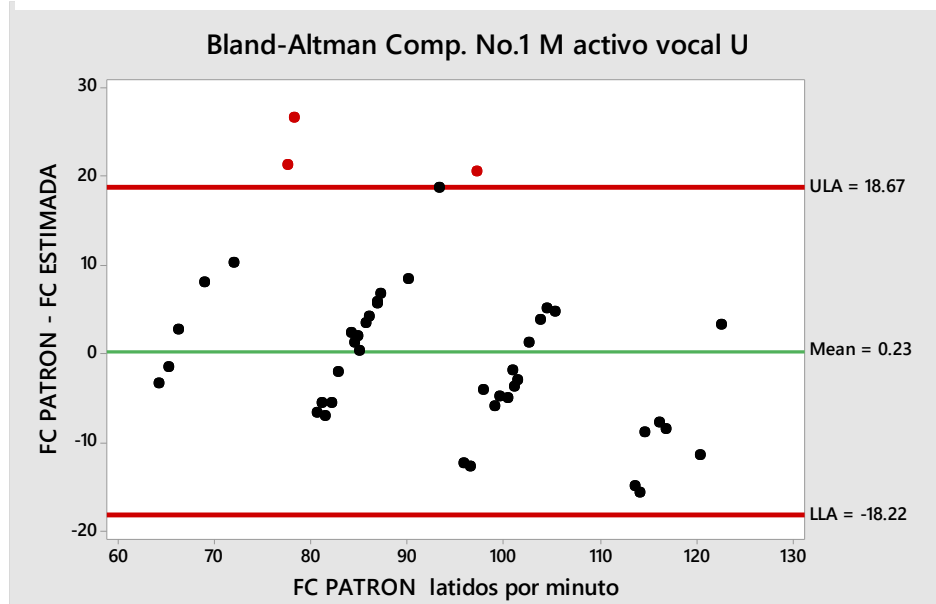


Figura # 43. La grafica de concordancia con una media de 0.23 y con una desviación estándar de la diferencia de 9.41.

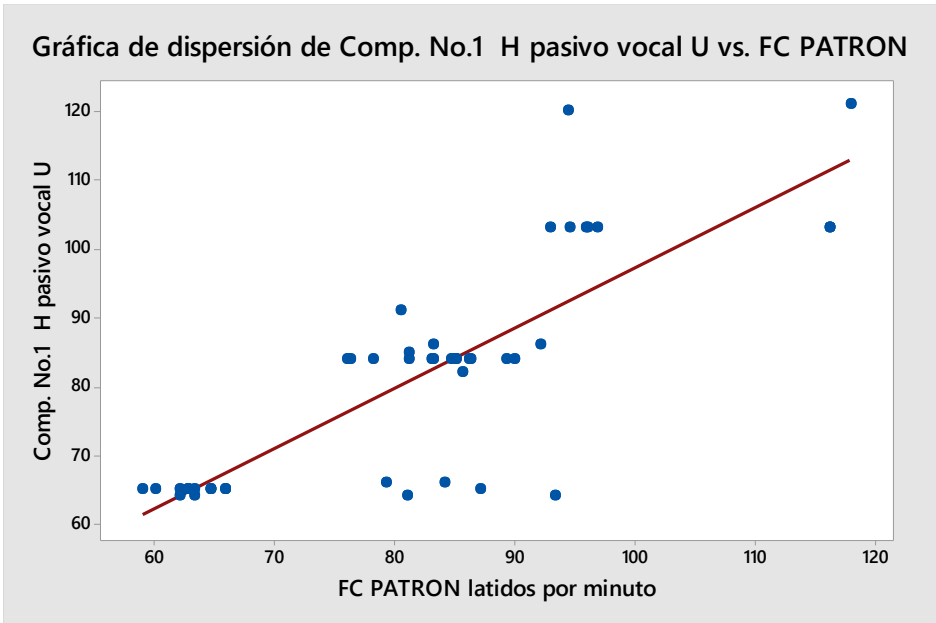


Figura # 44. La gráfica indica una correlación de 0.812 con un valor  $p=0.000$ .

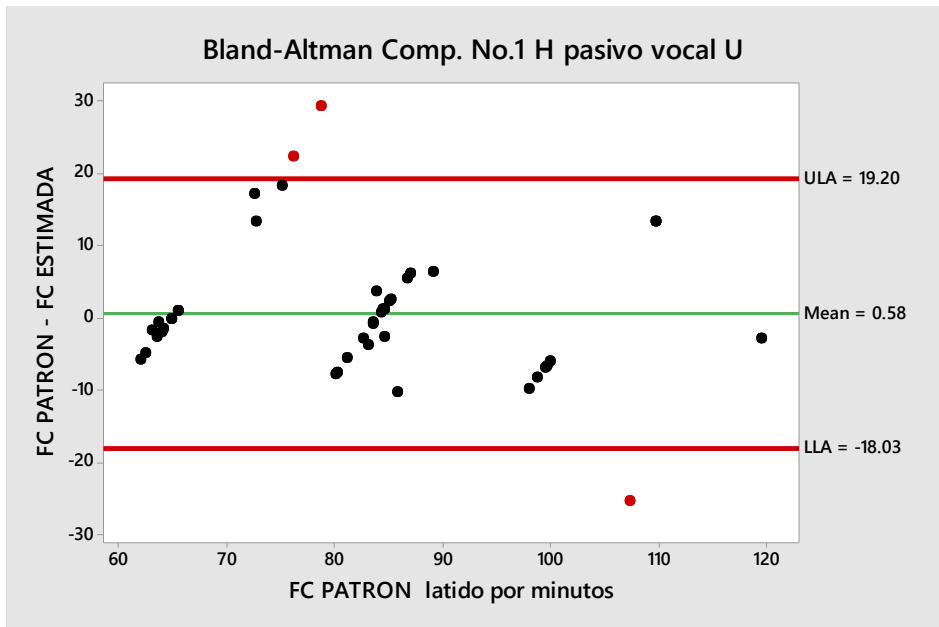


Figura # 45. De concordancia muestra una media de diferencia de 0.58 y una desviación estándar de las diferencias de 9.50.

### 6.9.1. Resumen de Correlación de la Vocal U.

De la tabla 9 se obtiene las correlaciones y todas son consideradas aceptables lo relevante en esta etapa es que en el análisis del género femenino obtiene la correlación más significativa y la segunda más significativa la ocupa el análisis de los hombres en estado pasivo por lo que el paquete de correlaciones se establece que no se puede rechazar  $H_0$ .

<b>Análisis de Vocal U</b>	<b>Hombres estado Pasivo</b>	<b>Hombres estado Activo</b>	<b>Mujeres estado Pasivo</b>	<b>Mujeres estado Activo</b>
<b>Correlación</b>	<b>0.812</b>	<b>0.768</b>	<b>0.774</b>	<b>0.845</b>
<b>valor p</b>	<b>0.000</b>	<b>0.000</b>	<b>0.000</b>	<b>0.000</b>
<b>Media de diferencias</b>	<b>0.58</b>	<b>5.12</b>	<b>-0.58</b>	<b>0.23</b>
<b>Desv.std de la Diferencia</b>	<b>9.5</b>	<b>10.52</b>	<b>6.92</b>	<b>9.41</b>

Tabla 9 Resumen de correlación de la vocal U del total de muestras se nota que en el género mujeres estando activo obtuvo la mejor correlación de 0.845 con una desviación estándar de las diferencias de 9.41.

### 6.10. Balance estadístico

Para tomar mejor decisión de forma proactiva en base a los hallazgos estadísticos nos permite comparar los valores observados y esperados como se tiene en la tabla 10 la cual los datos corresponden al género masculino, la tabla 11 muestran los datos del género femenino en ambas tablas contienen las correlaciones de Pearson y de Bland altman para cada prueba realizada. De lo que podemos determinar que la vocal E estado pasivo con valor de 0.907 con un error promedio de -0.075 con una desviación estándar de 6.67 lpm, para el género femenino el valor más alto se da en la vocal U, estado activo con un coeficiente de 0.845 con un error promedio de 0.23 con una desviación estándar de 9.41 lpm.

VOCAL	ESTADO	HOMBRES CORRELACION	VALOR p	MEDIA DE DIFERENCIAS	DESV. STD. DE LA DIFERENCIA
A	PASIVO	0.82	0	-1.4	10.02
	ACTIVO	0.844	0	1.34	7.64
E	PASIVO	0.907	0	-0.075	6.67
	ACTIVO	0.801	0	3.79	8.35
I	PASIVO	0.872	0	-0.45	7.57
	ACTIVO	0.637	0	5.62	11.38
O	PASIVO	0.867	0	0.55	7.32
	ACTIVO	0.673	0	2.32	10.4
U	PASIVO	0.812	0	0.58	9.5
	ACTIVO	0.768	0	5.12	10.52

Tabla 10 la presente tabla de correlaciones de hombres ambos estados, pronunciando 5 vocales se resume a que la mejor estimación es este grupo lo alcanza la vocal E en estado pasivo y con un valor del coeficiente de correlación de 0.907. así con un error promedio de -0.075 con una desviación estándar de 6.67 lpm.

VOCAL	ESTADO	MUJERES CORRELACION	VALOR p	MEDIA DE DIFERENCIAS	DESV. STD. DE LA DIFERENCIA
A	PASIVO	0.709	0	-0.022	7.93
	ACTIVO	0.608	0	0.24	8.06
E	PASIVO	0.804	0	-1.01	7.03
	ACTIVO	0.651	0	0.61	12.8
I	PASIVO	0.777	0	1.87	7.65
	ACTIVO	0.724	0	2.61	8.67
O	PASIVO	0.611	0	0.53	8.8
	ACTIVO	0.839	0	1.24	7.95
U	PASIVO	0.774	0	-0.58	6.92
	ACTIVO	0.845	0	0.23	9.41

Tabla 11 la siguiente tabla de correlaciones de mujeres ambos estados, mencionando las 5 vocales se resume a que la mejor estimación la alcanza la vocal U en estado activo con un valor del coeficiente de correlación de 0.845, con un error promedio de 0.23 con una desviación estándar de 9.41 lpm.

### 6.11. Comparación Estadística

Ahora evaluaremos la condición donde la vocal E en estado activo del género hombre obtuvo una correlación de 0.907 aquí se implementó la prueba de hipótesis donde en este caso hipótesis nula (Ho) indicara que no existe diferencia significativa entre la frecuencia cardiaca ECG y la frecuencia obtenida por medio del análisis de voz en wavelet, se considera como hipótesis alterna (H1) que existe diferencia significativa entre la frecuencia cardiaca obtenida en el ECG y la frecuencia cardiaca obtenida por medio del análisis de voz donde se establece el nivel del 95% de intervalo de confianza.

De lo cual se reflejan en la sección 6.10.1 estadística descriptiva, 6.10.2 estimación de la diferencia pareada y 6.10.3 prueba final. Concluyendo que no se rechaza  $H_0$ .

**6.11.1. Estadísticas descriptivas**

Muestra	N	Media	Desv.Est.	Error estándar de la media
fc patrón	45	79.68	15.81	2.36
comp.1 señal de voz H pasivo E	45	80.42	14.56	2.17

**6.11.2. Estimación de la diferencia pareada**

Media	Desv.Est.	Error estándar de la media	IC de 95% para la diferencia_μ
-0.746	6.672	0.995	(-2.750, 1.259)

*diferencia\_μ: media de (fc patrón - comp.1 señal de voz H pasivo E)*

**6.11.3. Prueba**

Hipótesis nula  $H_0$ : diferencia = 0

Hipótesis alterna  $H_1$ : diferencia  $\neq$  0

Valor T	Valor p
-0.75	0.457

Dado que el valor p es igual a 0.457 y el nivel de significancia  $\alpha$  es igual a 0.05 dado que el valor  $p > \alpha$ , *la diferencia entre los medios no es estadísticamente significativa (NO PUEDE RECHAZAR  $H_0$ )*

**6.11.4. Comparación estadística:**

A la vocal U en estado activo, genero mujer donde obtuvimos la mejor correlación con respecto a este género, ambos estados pronunciando las cinco vocales se le aplico la t pareada para determinar si la media de la frecuencia patrón y la frecuencia estimada dependiente difiere. Obteniéndose los resultados ver sección 6.10.5 estadística descriptiva, 6.10.6 estimación de la diferencia pareada, y prueba final concluyendo que no se rechaza  $H_0$ .

### 6.11.5. Estadística Descriptiva:

#### Estadísticas descriptivas

Muestra	N	Media	Desv.Est.	Error estándar de la media
FC PATRON	44	92.84	13.98	2.11
COMP. No.1 M activo vocal U	44	92.61	17.54	2.64

### 6.11.6. Estimación de la diferencia pareada

#### Estimación de la diferencia pareada

Media	Desv.Est.	Error estándar de la media	IC de 95% para la diferencia_μ
0.23	9.41	1.42	(-2.63, 3.09)

diferencia\_μ: media de (FC PATRON - COMP. No.1 M activo vocal U)

### 6.11.7. Prueba

#### Prueba

Hipótesis nula  $H_0$ : diferencia = 0

Hipótesis alterna  $H_1$ : diferencia  $\neq$  0

Valor T	Valor p
0.16	0.874

Dado que el valor p es igual a 0.874 y el nivel de significancia  $\alpha$  es igual a 0.05 dado que el valor  $p > \alpha$ , la diferencia entre los medios no es estadísticamente significativa (NO PUEDE RECHAZAR  $H_0$ )

## Capítulo 7

# Conclusiones

### 7.1. Introducción

Con la investigación se puede establecer y responder a las preguntas iniciales de investigación planteándose en la siguiente forma ¿El análisis en el dominio del tiempo frecuencia de la señal de voz obtenidos por medio de la transformada de ondículas permite obtener una buena estimación de la frecuencia cardíaca? La respuesta es si en base a los datos obtenidos que muestran que la resolución de tiempo frecuencia de la transformada ondículas continuas auxilian a lograr una representación clara de tiempo frecuencia y resulta ideal para analizar señales de voz no estacionaria, esto significa que una señal no estacionaria la cual indica que su representación del dominio de la frecuencia cambia con el tiempo, varias señales no son estacionarias como los electrocardiogramas, señales de audio y datos climáticos. La transformada de ondículas supera los problemas inherentes a STFT. El siguiente punto se desea saber si la aplicación de técnicas de análisis de componentes principales sobre el análisis en el dominio de la frecuencia de las señales de voz permite mejorar la estimación de la frecuencia cardíaca. Es importante decir que el objetivo de aplicar el análisis de componentes principales (PCA) es un algoritmo de técnica estadística y emplea una transformación ortogonal que convierte la transformación a un conjunto de observaciones de variables probablemente correlacionadas en un conjunto de valores de variables lineales para el análisis en el dominio de frecuencia. que se correlacionan entre si con menos variables independientes sin omitir la esencia de estas variables dando una visión de la relación lineal entre entradas y variables. De lo que la respuesta es no ya que de las 20 correlaciones de la tabla 3 solo el .1% aparece en la tabla correspondiendo a los archivos de FC patrón VS PCA F pasivo vocal E con una correlación de 0.767. La segunda es del archivo FC patrón VS PCA H pasivo vocal A con una correlación de 0.844. Con la información plasmada definimos que el PCA en esta investigación representa 0.05% en el género femenino y 0.05% en el género masculino. Sumando en total 0.1% como dato adicional la correlación de 0.844 está marcada como más significativa esto en las pruebas por vocales representa el 20% con estos datos se reafirma que no permitieron mejorar significativamente la estimación de la frecuencia cardíaca. Con respecto a la pregunta de que si existen diferencia de correlación en las estimaciones obtenidas en sujetos hombre y mujeres. La respuesta es si hay una diferencia ya que en base a los datos de la tabla 5 donde se realizó el análisis de las 5 vocales pronunciadas observamos que la diferencia es mayor para los hombres en estado pasivo con 0.849 de correlación el valor más alto del género femenino es de 0.752 y para robustecer los mejores datos significativos corresponde a los

hombres con un 80% en las vocales A,E,I,O y en el género femenino el 20% mostro ser significativamente en la vocal U. Como evidencia ver los datos referenciados en las tablas 5,6,7,8,9. Ahora corresponde responder a la pregunta que vocal arroja una mejor correlación en la estimación de la FC por medio de la voz respecto al cálculo obtenido con la señal patrón. Definitivamente la mayor correlación se da en la vocal E en el género masculino en estado pasivo con 0.907. Así la última pregunta establece cual estado presenta una mayor correlación en la estimación de la FC por medio de la voz respecto a la FC patrón. En base a los datos de prueba del estado pasivo hombres con la vocal A y con 0.844 de correlación estado pasivo, a continuación, estado pasivo hombres vocal E con 0.907, el siguiente estado pasivo hombres vocal I con 0.872 y por último estado pasivo vocal O con 0.867 por el otro lado el estado activo mujeres vocal U con 0.845 marcando que el 80% del estado pasivo mostraron mejor correlación por lo que remarcando el estado pasivo fue el más alto o significativo. En resumen para hacer más robusto y claro que la voz tiene una relación intrínseca con la frecuencia cardiaca, se realizó una t pareada de las 2 valores más significativos en el género masculino y femenino de las correlaciones obtenidas con el objetivo de determinar si la frecuencia estimada de voz tienen una relación efecto en la frecuencia patrón para aceptar o rechazar la hipótesis nula, se corrieron las 45 muestras de ambas variables y el valor de p de hombres pasivo vocal E es de 0.457 con lo cual la hipótesis nula no puede rechazarse  $H_0$ . Caso similar corresponde a las mujeres en estado activo vocal U arrojando un valor p de 0.874 indicando que la diferencia entre las medias no es estadísticamente significativa por lo cual no se puede rechazar la hipótesis nula. Resumiendo, de que es factible usar la voz para estimar la frecuencia del corazón No se rechaza la hipótesis  $H_0$ . Para el caso de la vocal U en estado pasivo, genero mujer donde se obtuvo la mejor correlación con un valor de  $p = 0.874$  con un nivel de significancia  $\alpha = 0.05$  dado que  $p > \alpha$  No se encontró diferencia entre las medias y no es estadísticamente significativa No se rechaza la hipótesis. En resumen, se validaron todos los puntos planteados y se concluye que la biometría de la voz es un sistema que permite e identifica y autentifica al sujeto que define que la voz humana tiene una relación intrínseca con la frecuencia cardiaca.

## **7.2. Trabajo á Futuro**

Como una oportunidad de mejora de este trabajo es implementar el concepto a través del aprendizaje automático en un teléfono inteligente a través de App la frecuencia cardíaca estimada con la voz y la frecuencia cardíaca patrón.

# Índice de Figuras

Figura # 1. Se muestra un grafico de ECG y las formas de onda [24]. .....	12
Figura # 2. Se tiene una muestra de una onda de señal de voz en el tiempo.....	12
Figura # 3. Se ilustra como esta constituido el aparato fonador generador de sonidos que son articulados transformando el aire en palabras y gritos [25]. .....	13
Figura # 4. A la vista tenemos un ejemplo de los formantes de voz de las vocales A, E , O.....	14
Figura # 5. Se presenta la señal del habla de la vocal A, genero femenino y su espectrograma.....	15
Figura # 6. Este grafico es de Bland Altman y nos muestra la dispersión entre los limites de concordancia de las diferencias trazadas.....	24
Figura # 7. Se indica el flujo del procesamiento de la señal de voz y ECG genérico. ....	27
Figura # 8. Se presenta el panel frontal del instrumento usado para medir la frecuencia cardiaca, y la señal de voz.....	29
Figura # 9. Como referencia se ilustra las conexiones estimadas hechas en el sujeto para tomar su frecuencia cardiaca.....	30
Figura # 10. El escalograma muestra en las líneas con flechas la frecuencia en rojo corresponde a una amplitud alta mostrándose la intensidad de la señal a lo largo del tiempo en las diferentes frecuencias como en el caso del color azul corresponde a amplitud baja del archivo S02_M_E2A_wav.....	32
Figura # 11. La gráfica muestra el promedio del escalograma a través de la escala del tiempo se observan los formantes de la señal de voz. ....	32
Figura # 12. <i>Los cambios de magnitud sutiles que se observa en la señal son una indicación de como la actividad cardiaca puede estar modulada los componentes de la frecuencia de la señal de voz.</i> 33	33
Figura # 13. la gráfica es producto del análisis en frecuencia sobre la señal de voz, observando la variación de la magnitud a lo largo del tiempo de uno de los formantes obtenidos del escalograma. ....	33
Figura # 14. a continuación, tenemos la respuesta de la segunda componente de la vocal E estado activo del archivo S02_M_E2A_wav. ....	34
Figura # 15. Esta imagen muestra el tercer componente de la señal de voz de la vocal E en activo. 34	34
Figura # 16. Se muestra el diagrama de bloques del procesamiento de señal de ECG. ....	35
Figura # 17. La Ilustración muestra la señal de frecuencia cardiaca muestreada mostrando el complejo QRS la cual contiene ruidos. ....	36
Figura # 18. En la presente ilustración se observa una señal de ECG ya procesada por un filtro pasa bajo.....	36

Figura # 19. la figura muestra la gráfica del archivo de la frecuencia cardíaca de la vocal E estado activo donde se muestran los pulsos R marcando la pendiente R de 94.02 latidos por minutos, con 3500 datos, arry (0.886,2.32,3.68,6.354). ..... 37

Figura # 20. En la gráfica de prueba de normalidad los datos forman una línea aproximadamente recta a través de toda la línea lo que indica que la distribución normal se ajusta correctamente a los datos. .... 41

Figura # 21. Como interpretación general de los datos de correlación del muestreo de 20 datos se establece que se puede considerar que una buena correlación se considera como referencia de 0.78730 con una desviación estándar de 0.06873, el histograma muestra una amplia dispersión con el intervalo de confianza del 95% en la media de 0.75514 a 0.81946, la distribución es prácticamente simétrica ..... 42

Figura # 22. El grafico Bland Altman de la izquierda correspondiente a la correlación # 1 de la tabla 3 con una desviación estándar de las diferencias de 10.02. al lado derecho es correlación # 2 se tiene el grafico Bland Altman de los datos usados en la corrección indicando que la estimación de la desviación de las diferencias de 11.05. .... 42

Figura # 23. Se presentan los gráficos de Bland-Altman de las correlaciones #3 y #4 de la desviación estándar de las diferencias que en el caso del lado izquierdo o sea #3 es de 12.09 y al lado derecho o # 4 con una desviación estándar de las diferencias de 10.98..... 43

Figura # 24. A continuación, los gráficos de Bland Altman #5 y #6 al lado izquierdo se tiene la desviación estándar de las diferencias de 6.67 al lado derecho la desviación estándar de las diferencias es de 7.03..... 43

Figura # 25. En la gráfica de prueba de normalidad de Anderson Darling mide que bien sigue los datos de una distribución específica de la correlación de Pearson de FC patrón para propósito de referencia, y se puede utilizar el estadístico para determinar si los datos cumplen la normalidad. .. 45

Figura # 26. El grafico nos muestra el valor de correlación que mide el nivel de la relacional lineal entre los pares de variables estos valores se correlacionan están entre -1 y +1, obteniéndose en el este caso particular de correlación de Pearson de 0.844..... 46

Figura # 27. con Bland altman tenemos una media de diferencia 1.34 y una desviación estándar de la diferencia de 7.64. .... 47

Figura # 28. *la correlación del género femenino, estado pasivo vocal A dónde del grafico* ..... 47

Figura # 29. con datos de Bland altman de la media de las diferencias de -0.022 con una desviación estándar de la diferencia de 7.93 ..... 48

Figura # 30. A continuación, se muestra el gráfico que tiene una correlación de 0.907 con  $p=0.000$ . ..... 49

Figura # 31 a continuación se muestra los gráficos de Bland altman de concordancia con una media de diferencia de -0.75 y una desviación estándar de la diferencia de 6.67.....	49
Figura # 32. Aquí el gráfico de correlación se obtiene 0.804 con un valor de $p=0.000$ .....	50
Figura # 33. En el gráfico de concordancia con una media de -1.01 y una desviación estándar de las diferencias 7.03. ....	50
Figura # 34. la siguiente grafica en primer término muestra una correlación de Pearson con un valor de 0.872 y $p=0.000$ .....	52
Figura # 35. En el grafico obtenemos una media de las diferencias -0.45 y una desviación estándar de la diferencia de 7.59. ....	52
Figura # 36. En el primer cuadro se tiene una correlación de 0.777 con una $p=0.000$ . ....	53
Figura # 37. En este cuadro se tiene una media de diferencias de 1.87 y la desviación estándar de las diferencias de 7.65. ....	53
Figura # 38. En el gráfico inicial se tiene una correlación de 0.867 con un valor de $p=0.000$ . ....	54
Figura # 39. el grafico con una media de la diferencia de 0.55 y con una desviación estándar de 7.32. ....	55
Figura # 40. En el gráfico de dispersión se obtuvo una correlación de 0.839.....	55
Figura # 41. en el gráfico de Bland-Altman se obtuvo una media de diferencia de 1.24 y una desviación estándar de 2.95.....	56
Figura # 42. una correlación de 0.845 con un valor $p=0.000$ .....	57
Figura # 43. La grafica de concordancia con una media de 0.23 y con una desviación estándar de la diferencia de 9.41. ....	57
Figura # 44. La gráfica indica una correlación de 0.812 con un valor $p= 0.000$ .....	58
Figura # 45. De concordancia muestra una media de diferencia de 0.58 y una desviación estándar de las diferencias de 9.50.....	58

# Índice de Tablas

Tabla 1 Con el fin de ilustrar en las columnas en el orden que se indican esta: nombre de los archivos, las fc estimadas de los componentes #1, #2, #3, la fc estimada PCA, la fc patrón, genero, estado, vocales las cuales se sortearon con filtros para obtener los valores.....	38
Tabla 2 como referencia se muestra una tabla que contiene datos de la correlación de Pearson Y Bland Altman.....	40
Tabla 3 A continuación se muestra la selección de 20 mejores correlaciones de 80 obtenidos cabe indicar que el total muestra una correlación buena. ....	40
Tabla 4 Nos permite ver el análisis de 5 vocales mostrando los valores de correlación y concordancia en ambos estados y género. Obteniendo el valor más significativo en el género hombres en estado pasivo con correlación 0.849.....	44
Tabla 5 Muestra un resumen de la vocal A por género y estado, mostrando su mejor correlación en hombres en estado activo con 0.844.....	48
Tabla 6 Resumen de correlaciones de la vocal E observando que la mejor correlación es en hombres, estado pasivo con 0.907 con una desviación estándar de las diferencias 6.67.....	51
Tabla 7 Se muestra el Resumen de correlación y concordancia de la vocal I el valor más significativo es hombres estado pasivo 0.872 con una desviación estándar de 7.57.....	51
Tabla 8 Resumen de correlación de la vocal O aquí se puede determinar que la correlación significativa es de 0.867 en estado pasivo con desviación estándar de la diferencia 7.32.....	56
Tabla 9 Resumen de correlación de la vocal U del total de muestras se nota qué en el género mujeres estando activo obtuvo la mejor correlación de 0.845 con una desviación estándar de las diferencias de 9.41.....	59
Tabla 10 la presente tabla de correlaciones de hombres ambos estados, pronunciando 5 vocales se resume a que la mejor estimación es este grupo lo alcanza la vocal E en estado pasivo y con un valor del coeficiente de correlación de 0.907. así con un error promedio de -0.075 con una desviación estándar de 6.67 lpm. ....	60
Tabla 11 la siguiente tabla de correlaciones de mujeres ambos estados, mencionando las 5 vocales se resume a que la mejor estimación la alcanza la vocal U en estado activo con un valor del coeficiente de correlación de 0.845, con un error promedio de 0.23 con una desviación estándar de 9.41 lpm. ....	60

# Índice de símbolos y abreviaturas

A/D	Análogo-Digital
CWT	Continuous Wavelet Transform (Transformada wavelet continua).
DAQ	Data Acquisition Module (Modulo de adquisición de Datos)
Desv.Est	Desviación Estándar
D/A	Digital-Análogo
DSP	Digital Signal Processor (Procesador de Señales digitales)
DTW	Dynamic Time Warping (Deformación dinámica del tiempo)
ECG	Electrocardiograma
FC	Frecuencia Cardiaca
MFCC	Mel Frequency Cepstral Coefficients (Coeficientes Cepstrales en la Frecuencia Mel)
NI	National Instruments
PCA	Principal Component Analysis (Análisis de Componente Principal)
QRS	representación gráfica de despolarización de los ventrículos
STSF	Short-Time Fourier Transform (Transformada de Fourier de Tiempo Reducido)
TFR	Representación de Frecuencia de Tiempo

# Referencias

- [1] Salim S Virani, Alvaro Alonso, Hugo “Heart Disease and strokes statistic ” journal circulation, volume 143 pages (from- to) E354-E743, issue number 8 circulation 2021 feb 23.
- [2] Bjorn Schuller, Felix Friedman all authors " Automatic recognition of physiological parameters in the human voice: Heart rate and skin conductance", IEEE Xplore October 21-2013 publish IEEE
- [3] Yong-Poh Yu, P Raveendran " Dynamic heart rate measurements from video sequences, June biomedical optics express", volume 6 issue 7 pp 2466-2480 (2015).
- [4] Alex Pappachen " Heart rate monitoring using human speech spectral features", human-centric computing and information sciences, article number: 33 (2015)
- [5] Jaswinder Kaur, Rupinder Kaur " Extraction of heart rate parameters using speech analysis", volume 3 Issue 10, October 2014.
- [6] Saloni, Rajinder Kumar " Classification of high blood pressure persons using voice analysis" international journal of image graphics November 2013.
- [7] J. Kranjec, S Bogus " Non-contact heart rate and heart rate variability measurements" Biomedical signal processing and control, volume 13 September 2014 page 102-112
- [8] Motoki Sakai, " Modeling the relationship between heart rate and features of vocal frequency" International Journal of computer application (0975-8887) volume 20 No. 6 June 2015.
- [9] Abdelwadwood Mesleh " Heart rate extraction vowel speech signals " November 2012, journal of computer science and technology 27(6).
- [10] [https:// www.milenio.com/politica/enfermedades-cardiacas-mexico-principal-causa-muerte-imss](https://www.milenio.com/politica/enfermedades-cardiacas-mexico-principal-causa-muerte-imss).
- [11] J.M Pickett " Acoustics of speech communication the fundamentals speech perception theory and technology Allyn Bacon 1999 ISBN:10:0205198872.
- [12] Dmitry E Skopin, Sergey U Baglikov " Heart Feature extraction from Vowel Speech Signal using 2D spectrum Representation. (incomplete)
- [13] B. Schuller, F. Friedmann, and F. Eyben, “AUTOMATIC RECOGNITION OF PHYSIOLOGICAL PARAMETERS IN THE HUMAN VOICE: HEART RATE AND SKIN CONDUCTANCE Institute for Sensor Systems , University of Passau , Germany Machine Intelligence & Signal Processing Group

- [14] Saloni, R.K Sharma and anil K Gupta " Classification of high blood pressure persons Vs normal blood pressure persons using voice analysis" IJ Image graphics and signal processing 2014, 1, 47-52 published online November 2013 in MECS, DOI 10, 5815.
- [15] Abdelwadwood Mesleh 1, Dnitriykopin 1, Sergey Bagli ox 2 and arias Qteshat 1, " Heart rate Extraction from vowel speech signals. published 15 November 2012 journal of computer science and technology
- [16] Alex Pappachen James (2015) "Heart rate monitoring using human speech spectral features" published 11 November 2015, human-centri computing and information science, article number 33(2015).
- [17] Gary G Berton, Thomas Bigger "Heart rate variability: Origins, methods, and interpretive caveats". *Psychophysiology* 34(6):623–648, 30-jan--2007
- [18] Abdelwadwood Mesleh Heart Rate Extraction from Vowel Speech Signals November 2012. *Journal of computer science and technology*
- [19] Lindasalua Muda, Mumtaj Begam "Voice Recognition algorithms using Mel frequency cepstral coefficient (MFCC) and Dynamic time warping (DTW) Techniques" published 21 March 2010, computer science
- [20] Mitar Milacic A.P James, Sima Dmitriev (2013) "Biologically inspired feature used features used for robust phoneme recognition" published 21 November computer science third international symposium on intelligent information (2013).
- [21] Ali Zulfiqar, Aslam Muhammad, marling "a speaker identification system using MFCC features with VQ techniques. Published 21 November 2009
- [22] Berntsen G, Bigger J, Eckberg D *et al.* Heart rate variability: Origins, methods, and interpretive caveats. *Psychophysiology*, 1997, 34(6): 623-648.
- [23] Production of voice and speech phonation Raquel Dossal Gonzalez. Date 2014-09-30
- [24] La Voz Humana, Federico Miyata, page 1-10
- [25] Die Liu, X.B. Zhu the frequency domain analysis of speech signals based on MATLAB, volume 513-517 page 2906-2909.
- [26] Hans G Feichtinger *Journal of Fourier Analysis and application* volume 28, issue 3 June 2022
- [27] <https://www.mathworks.com/help/signal/ug/practical-introduction-to-frequency-domain-analysis.html;jsessionid=a0ffab556df754fa586267934d29>
- [28] Jonathan Harrington, Steve Cassidy *Techniques in speech acoustics, time domain analysis of digital speech signals*, page 131-155.
- [29] Getachew admassie *Time and Frequency Domain analysis of signals a review* vol.9 issue 12

December 2020, (IJERT) ISSN 2278-0181 Vol. 9 issue 12 December 2020

- [30] S Dylon, Perry Xiao “Wavelet transform for educational network data traffic analysis”, published 3 October 2018, computer science wavelet theory and it application.
- [31] Palle E T Jorgensen, Myung-sum “COMPARISON OF DISCRETE AND CONTINUOUS WAVELET TRANSFORMS” living reference may-09-2014,
- [32] Artyam M Grigorya “Short time Fourier transform from multiresolution signal decomposition” (second edition) 2001
- [33] [Pearson correlation coefficient: Introduction, formula, calculation, and examples | QuestionPro](#)
- [34] ] [Spearman's Rank-Order Correlation - A guide to when to use it, what it does and what the assumptions are. \(laerd.com\)](#)
- [35] [ANÁLISIS GRÁFICO DE BLAND-ALTMAN \(rstudio-pubs-static.s3.amazonaws.com\).](#)
- [36] <https://supportinitab.com/es-mx/minitab/18/help-and-how-to/statistic/basic-statistic/supporting-topic/normality>
- [37] Chun sheng Fang “From Dynamic Time Warping (DTW) to Hidden Markov Model (HMM) Final project report for ECE742 Stochastic Decision. Published 2009 Computer Science.
- [38] Tarjeta de NI USB 6009, conexiones, configuraciones Luis Echeverria Yáñez
- [39] Data sheet AD 8232.
- [40] L. Rabiner R. Schafer, digital processing of speech signals, Ed Prentice Hall, 1978
- [41] J. Proakis D. Manolakis digital signal processing 4<sup>th</sup> Edition, Ed Prentice Hall 2006.
- [42] [http://www.support.minitab.com/normality/test for normality](http://www.support.minitab.com/normality/test%20for%20normality)
- [43] <http://www.support.minitab.com/interpret-the-results>
- [44] [http://www.support.minitab.com/correlation/select the method](http://www.support.minitab.com/correlation/select%20the%20method)
- [45] <http://www.support.minitab.com/es-mx/before-you-start/overview>