

**PROCESAMIENTO DIGITAL DE SEÑALES
APLICADO A LA MINIMIZACIÓN DE RUIDO EN
SEÑALES DE VOZ PREGRABADAS**



**DIEGO HERNANDO MONTENEGRO MARCILLO
JULIAN EDUARDO ANTIA CASTAÑO**

Universidad del Cauca

**Facultad De Ingeniería Electrónica Y Telecomunicaciones
Departamento de Telecomunicaciones**

**Grupo de Nuevas Tecnologías en Telecomunicaciones - GNTT
Línea de Investigación: Señales y Sistemas de Telecomunicaciones
Popayán, 2015.**

PROCESAMIENTO DIGITAL DE SEÑALES APLICADO A LA MINIMIZACIÓN DE RUIDO EN SEÑALES DE VOZ PREGRABADAS



Trabajo de Grado presentado como requisito para obtener el título de
Ingeniero en Electrónica y Telecomunicaciones

**DIEGO HERNANDO MONTENEGRO MARCILLO
JULIAN EDUARDO ANTIA CASTAÑO**

Director: Pablo Emilio Jojoa Gómez

Universidad del Cauca

Facultad De Ingeniería Electrónica Y Telecomunicaciones

Departamento de Telecomunicaciones

Grupo de Nuevas Tecnologías en Telecomunicaciones - GNTT

Línea de Investigación: Señales y Sistemas de Telecomunicaciones

Popayán, 2015

TABLA DE CONTENIDO

	Pág.
Resumen	1
1. INTRODUCCION	2
2. GENERALIDADES.....	5
2.1 Digitalización	5
2.1.1 Finalidad de la Digitalización:	5
2.1.2 Motivos para digitalizar:.....	5
2.2 Conceptos básicos del sonido digital [2]	5
2.2.1 Frecuencia.	5
2.2.2 Tasa de muestreo (sample rate).	6
2.2.3 Resolución (bit resolution)	6
2.2.4 Velocidad de transmisión (bit rate)	6
2.2.5 CBR/VBR	6
2.2.6 Códec	6
2.2.7 Decibelio.	6
2.3 Formatos de Audio [3]	7
2.4 Problemas detectados en las grabaciones	8
2.4.1 Ruido de fondo.....	8
2.4.2 Reverberación y eco	9
2.5 Reducción de ruido.....	11
2.5.1 Medidas para la reducción de ruido	12
2.5.2 Detección de voz.....	13
2.5.3 Reducción de ruido por filtrado digital	15
2.6 Filtros FIR y Filtros IIR	18
2.6.1 Filtros FIR (Filtros no recursivos)	18
2.6.2 Filtros IIR (Filtros Recursivos)	19
2.7 Filtros Adaptativos	23
2.7.1 Esquemas de Filtros adaptativos	25
2.7.2 Caracterización de Filtros Adaptativos	29
2.8 Filtros Adaptativos con Algoritmo LMS	30
2.8.1 Modificaciones al algoritmo LMS	32
2.8.2 Parámetros para diseño de filtro adaptativo LMS	33

2.9 Algoritmo RLS (Recursive Least Squares).....	34
3. DISEÑO E IMPLEMENTACION DEL SISTEMA.....	36
3.1 Metodología para el desarrollo	36
3.1.1 Definición del sistema	37
3.1.2 Análisis del Sistema	37
3.1.3 Formulación del Modelo:	38
3.1.4 Selección del lenguaje:	38
3.1.5 Diseño del Sistema	39
3.1.6 Simulación del Sistema:	42
3.1.7 Experimentación	43
4. EVALUACION Y ANALISIS DE RESULTADOS.....	44
4.1 CASOS DE ESTUDIO	44
4.2 ANALISIS DE RESULTADOS	45
4.2.1 Análisis del VAD.....	45
4.2.2 Análisis Filtro Adaptativo con Algoritmo LMS	50
4.2.3 Análisis Filtro Adaptativo con Algoritmo NLMS.....	58
4.3 COMPARACION DE LOS ALGOITMOS LMS Y NLMS	67
4.4 IMPLEMENTACION FILTRO BUTTERWORTH	69
4.5 ANALISIS DE RESULTADOS CUALITATIVAMENTE	71
5. CONCLUSIONES Y TRABAJOS FUTUROS	76
5.1 CONCLUSIONES.....	76
5.2 RECOMENDACIONES.....	77
5.3 TRABAJOS FUTUROS	77
Referencias.....	78
APENDICES	79
APENDICE A TABLA POTENCIA DE RUIDO PROMEDIO EN LMS.....	79
APENDICE B TABLA POTENCIA DE RUIDO PROMEDIO NLMS	80
ANEXOS.....	81
ANEXO 1 FORMATO DE ENCUESTA	81
ANEXO 2 CODIGO IMPLEMENTADO EN MATLAB®.....	82

LISTA DE FIGURAS

	Pág.
Figura 2.2 Diagrama de bloques de un VAD	14
Figura 2.3 Diagrama de bloques de un sistema	16
Figura 2.4 Diagrama de bloques de un sistema en tiempo discreto	16
Figura 2.5 Estructura filtrado digital	17
Figura 2.6 Filtro FIR implementado en forma directa.....	19
Figura 2.7 Filtro IIR implementado en forma directa I.....	20
Figura 2.8 Filtro IIR implementado en forma directa II.....	21
Figura 2.9 Comparación de respuesta entre filtro Butterworth y filtro Chebyshev tipo 1	22
Figura 2.10 Diferencias en la respuesta de los filtros Butterworth, Chebyshev y Elíptico	23
Figura 2.11 Modelado de un sistema mediante un filtro adaptativo	24
Figura 2.12 Superficie de error.....	25
Figura 2.13 Filtro adaptativo configuración Identificación	26
Figura 2.14 Filtro adaptativo configuración Deconvolución	27
Figura 2.15 Filtro adaptativo configuración Cancelación de interferencias	27
Figura 2.16 Filtro adaptativo configuración Procesado en array	28
Figura 2.17 Diagrama de bloque de un filtro con algoritmo RLS	34
Figura 3.1 Fases del Modelo Lineal Secuencial. Adaptada de [8]	36
Figura 3.2 Diseño general del sistema	39
Figura 3.3 Detector de Actividad de Voz	40
Figura 3.4 Filtro Adaptativo configuración Cancelación de Ruido.....	41
Figura 3.5 Diagrama de flujo del proceso de simulación	43
Figura 4.1 Casos de estudio	45
Figura 4.2 Señal Original en Matlab®	46
Figura 4.3 Señales a la salida del VAD para los diferentes esquemas con diferentes valores de μ . a) $\mu=0,1$ b) $\mu=0,3$ c) $\mu=0,5$	48
Figura 4.4 Separación de instantes de voz y de instantes de silencios y ruido.....	49
Figura 4.5 Vector de Ruido	50
Figura 4.6 Señal de entrada y señal de salida del filtro con algoritmo LMS con $Q=500$ y μ variable. a) $\mu=0,0001$; b) $\mu=0,001$; c) $\mu=0,01$;d) $\mu=0,1$	52
Figura 4.7 Señal de entrada y señal de salida del filtro con algoritmo LMS con $\mu=0.01$ y Q variable. a) $Q=50$; b) $Q=200$; c) $Q=800$;d) $Q=1000$	55
Figura 4.8 Potencia de Ruido a distintos μ y Q	58
Figura 4.9 Señal de entrada y señal de salida del filtro con algoritmo NLMS con $Q=500$ y α variable. a) $\alpha =0,0001$; b) $\alpha =0,001$; c) $\alpha =0,01$;d) $\alpha =0,1$	61

Figura 4.10 Señal de entrada y señal de salida del filtro con algoritmo NLMS con $\alpha=0.01$ y Q variable. a) Q=50; b) Q=200; c) Q=600;d) Q=1000	64
Figura 4.11 Potencia de Ruido a distintos α y Q.....	66
Figura 4.12 Potencia de Ruido a distintos Factor de Aprendizaje y coeficientes Q. a) LMS b) NLMS	68
Figura 4.13 Espectro de señales antes del Filtro LMS, después del filtro LMS y después del Butterworth	70
Figura 4.14 Espectro de señales antes del Filtro NLMS, después del filtro NLMS y después del Butterworth	70

LISTA DE TABLAS

	Pág.
Tabla 4.1 Potencia de Ruido para diferentes valores de μ con Q fijo	53
Tabla 4.2 Potencia de Ruido para diferentes valores de Q con μ fijo	56
Tabla 4.3 Potencia de Ruido para diferentes valores de Q y μ	57
Tabla 4.4 Potencia de Ruido para diferentes valores de α con Q fijo	61
Tabla 4.5 Potencia de Ruido para diferentes valores de Q con α fijo	64
Tabla 4.6 Potencia de Ruido para diferentes valores de Q y α	65
Tabla 4.7 Genero de los Encuestados	71
Tabla 4.8 Edad de los encuestados	71
Tabla 4.9 Pregunta 1. ¿Qué es calidad en una grabación?	72
Tabla 4.10 Pregunta 2 ¿De 1 – 10 cómo califica la calidad de la grabación 1?	72
Tabla 4.11 Pregunta 2 ¿De 1 – 10 cómo califica la calidad de la grabación 2?	73
Tabla 4.12 Pregunta 2 ¿De 1 – 10 cómo califica la calidad de la grabación 3?	74
Tabla 4.13 ¿Cuál de las grabaciones se escucha mejor?	74
Tabla 4.14 ¿Considera que hubo minimización de Ruido?	74
Tabla 4.15 ¿En qué porcentaje considera hubo minimización de ruido?	75

LISTA DE ACRONIMOS

CBR	<i>“Constant Bits Rate”</i> – Tasa Constante de Bits
DFT	<i>“Discrete Fourier Transform”</i> – Transformada de Fourier Discreta
FIR	<i>“Finite Impulse Response”</i> – Respuesta Finita al Impulso
IIR	<i>“Infinite Impulse Response”</i> – Respuesta Infinita al Impulso
LMS	<i>“Least Mean Square”</i> – Media de Mínimos Cuadrados
LTl	<i>“Linear Time Invariant”</i> – Lineal e Invariante en el Tiempo
MSE	<i>“Mean Square Error”</i> – Error Cuadrático Medio
NLMS	<i>“Normalizaed Least Mean Square”</i> – Media de Mínimos Cuadrados Normalizado
RLS	<i>“Recursive Least Squares”</i> – Mínimos Cuadrados Recursivo
SNR	<i>“Signal to Noise Ratio”</i> – Relación Señal a Ruido
VAD	<i>“Voice Activity Detector”</i> – Detector de Actividad de Voz
VBR	<i>“Variable Bits Rate”</i> – Tasa Variable de Bits



Resumen

En este documento se presenta el desarrollo de un sistema basado en filtros digitales para la minimización de ruido de señales de voz que han sido pregrabadas analógicamente en cintas magnéticas o cassette. Estas grabaciones presentan ruido y distorsión debido a la forma de almacenamiento a las que fueron sometidas y al deterioro natural por el paso del tiempo, ruido y distorsión que serán minimizados, o eliminados completamente de ser posible, con el uso de filtros adaptativos. Se hace un estudio sobre señales analógicas y digitales y cómo estas se afectan por ruidos e interferencias, se estudia el filtrado digital y los diferentes tipos de filtros que existen para así poder determinar cuál de ellos se ajusta de la mejor manera a la consecución de nuestro objetivo. Se desarrolla en la herramienta de software matemático MATLAB ® un sistema con filtros adaptativos y se analiza los resultados obtenidos de forma cualitativa y cuantitativa para así determinar qué tan efectivo es el uso de este tipo de filtros en la minimización de ruido sobre señales de voz. Por último se concluye en detalle sobre los resultados obtenidos y se enumeran algunas posibles adaptaciones o trabajos futuros para el desarrollo de este tipo de sistemas con filtros adaptativos.



1. INTRODUCCION

La humanidad en su progresivo cambio cultural, intelectual y tecnológico ha convertido toda forma audiovisual como herramienta primordial para la conservación del patrimonio oral y escrito heredado año tras año, generación tras generación desde tiempos inmemorables, es así como dialectos y expresiones orales han sido preservados para ser difundidos y estudiados posteriormente y de esta manera no abandonar nuestra identidad cultural; la pérdida de este patrimonio significaría un alejamiento social, un desinterés por nuestra riqueza cultural, un deterioro de nuestras señas locales y regionales. Por esto, se hace necesario hallar técnicas y métodos de conservación de los formatos audiovisuales que contienen toda la información cultural: fotografías, carteles, videos o grabaciones sonoras. Con la evolución de la tecnología ésta tarea se ha facilitado y la preservación del patrimonio de forma digital es cada vez más común y más utilizada.

Una parte del patrimonio inmaterial que se intenta resguardar es el lenguaje oral que consiste en la agrupación de señales de voz que permiten la comunicación entre individuos de la misma comunidad. El patrimonio oral de los pueblos fue transmitido de generación en generación, luego con la evolución de la tecnología algo de este patrimonio se confinó en discos de acetato y en cintas magnéticas para impedir la extinción de ellos, pero estas formas de almacenamiento contribuyen con el deterioro por acción del tiempo, viéndose afectado también por su reproducción y utilización, lo cual hace que se pierda su autenticidad y fiabilidad, es esta la problemática que inspiró el inicio de este proyecto.

Dada la dificultad de reproducir la documentación sonora debido a que equipos como caseteras o cintas magnéticas son cada vez más obsoletos, además la forma en que estos medios se almacenan hace que se introduzcan distorsiones que afectan seriamente a la fidelidad y la calidad de las grabaciones y que el paso del tiempo hace que su conservación sea más compleja, es primordial la digitalización de estos soportes sonoros para preservar el testimonio y así tener la posibilidad de mejorar la calidad de los mismos en un futuro próximo, es por eso, que centraremos el estudio de este trabajo en darle un tratamiento especial a las grabaciones analógicas de voz para la preservación y mejora de la documentación sonora por su vulnerabilidad, no sólo al paso del tiempo y al deterioro físico provocado por las condiciones de conservación, sino por la evolución constante de los dispositivos y por tanto la obsolescencia de soportes.

Un tratamiento especial a las grabaciones analógicas de voz hace referencia a la serie de procesos que debe hacerse a la señal para obtener de esta una calidad de audio asequible al escucha, se trata de procesar la señal digitalmente para obtener de ella la mayor fidelidad posible, es decir, deshacerse del ruido y la distorsión que envuelven la señal de voz. Por tal motivo surge la preservación digital que mediante técnicas de procesamiento de señales permite que la



información guarde su integridad, autenticidad, fiabilidad, legibilidad y funcionalidades.

Es así como nace, como objetivo general y primordial de este proyecto, minimizar el ruido aplicando procesamiento digital de señales para el aumento de la calidad de audio en señales analógicas de voz pregrabadas. Grabaciones que están hechas en cassette o cintas magnéticas que inicialmente, para este proyecto, contienen información de lenguas indígenas del Cauca que son traducidas al español con la intención de ser preservada, pero indiferente de la información, se le podrá dar el mismo tratamiento a cualquier tipo de señales de voz pre grabada analógicamente.

Para llegar a cumplir este objetivo es necesario, en primera instancia, identificar técnicas de limpieza y disminución de ruido en señales de audio mediante procesamiento digital, documentar métodos y procesos existentes que logren hacer una clara limpieza a señales de voz grabadas analógicamente, estudiarlos y posteriormente identificar cuál de ellos se puede implementar para alcanzar nuestro objetivo con mayor eficiencia.

Al identificar qué tipo de método o proceso se utilizará, se dará paso a una segunda tarea, la de implementar en la herramienta de software matemático MATLAB ® un sistema de mejoramiento de calidad de voz pregrabada. Se hace uso de esta herramienta ya que la Universidad del Cauca, donde se desarrolla el proyecto, cuenta actualmente con las licencias necesarias para poder trabajar con ella libremente, además entre sus prestaciones se encuentra la manipulación de matrices, la representación de datos y funciones, la implementación de algoritmos, la creación de interfaces de usuario (GUI) y la comunicación con programas en otros lenguajes y con otros dispositivos hardware, ventajas que serán de gran utilidad para la consecución de nuestro objetivo.

Posteriormente, tras implementar el sistema de mejoramiento de calidad de voz pregrabada, se procede a evaluar la reducción de ruido y el mejoramiento de la calidad de voz mediante procesamiento digital de señales. Se identifica que parámetros se deben evaluar para hacer un estudio preciso de la mejora que da el sistema a las señales de voz pregrabadas analógicamente. Esta evaluación se hará cuantitativamente, con los parámetros de estimación que se identificarán, y también cualitativamente, para lo cual se hará bajo el método de encuesta donde personas ajenas al proyecto identificaran si hay o no mejora de lo que se escucha. Para el desarrollo del proyecto se sigue la guía de referencia del Modelo Lineal Secuencial [1]. Este modelo sugiere un enfoque sistemático y secuencial que se basa en 5 fases:

1. Fase de Recolección de Información y Preparación.
2. Fase de Análisis y Síntesis de la Información.
3. Fase de Diseño e Implementación.
4. Fase de Pruebas y Análisis de Resultados.



5. Fase de Entrega.

Para concluir, cabe mencionar que este proyecto se estructura en cuatro apartados claramente diferenciados: “Conceptos generales” será el primer apartado, donde se mencionan y se explican cada uno de los conceptos necesarios para entender y posteriormente implementar y desarrollar el proyecto, filtros, filtros adaptativos, detectores de voz destacando sus principales características, apartado que se basa en las fases 1 y 2 del modelo lineal secuencial, el siguiente capítulo o apartado será “Implementación y Descripción del Sistema” donde se detalla los pasos necesarios para concebir el proyecto, metodología de simulación implementada y se desarrolla por completo el trabajo, lo que corresponde a la fase 3 del modelo lineal secuencial, fase de Diseño e implementación, las fase 4 del modelo se desarrollan en el capítulo de “Análisis de resultados”, aquí se obtienen, se estudian y analizan todos los resultados de forma cuantitativa y cualitativa y finalmente “Conclusiones y trabajos futuros” donde se evidencia la consecución o no de lo planteado como objetivo del proyecto y se enumeran futuros trabajos para la mejora y superación de este tipo de proyectos.



2. GENERALIDADES

En este capítulo se introducen algunas generalidades sobre formatos de audio, digitalización, problemas acústicos, reducción de ruido, filtros, tipos de filtros y filtrado adaptativo, conceptos necesarios para entender y desarrollar el trabajo de grado propuesto y el alcance de los objetivos definidos.

2.1 Digitalización

La última tendencia en cuanto a soporte es la digitalización de grabaciones. Se hacen dos ficheros de audio de cualquier documento:

- Lineal. Con más calidad incluso que el original. Se usa como copia de seguridad.
- Comprimido. Con menos calidad pero realmente es el que se utiliza.

2.1.1 Finalidad de la Digitalización:

En busca de un nuevo sistema de gestión y almacenamiento masivo del sonido se hace esencial su digitalización para así transferir todos los fondos sonoros a un formato digital. Esto permite una mejor conservación del sonido.

2.1.2 Motivos para digitalizar:

Los motivos que impulsan a digitalizar los archivos de audio pregrabados analógicamente pueden ser varios, entre ellos debemos destacar principalmente el deterioro de los documentos y la obsolescencia de los reproductores, lo que lleva a una modernización y adaptación a las tecnologías actuales, ya que hay fondos sonoros de extraordinario valor y almacenados en distintos soportes antiguos. Además se favorecería con una reducción del espacio de almacenamiento y así los soportes no se deterioran con el uso. Se contará con un sistema fiable y seguro.

2.2 Conceptos básicos del sonido digital [2]

Al digitalizar los formatos de audio, se deben tener en cuenta ciertas características y conceptos que definen un audio digital, estas se describen a continuación:

2.2.1 Frecuencia.

Es el número de vibraciones por segundo que da origen al sonido analógico. El espectro de un sonido se caracteriza por su rango de frecuencias. Ésta se mide en Hertzios (Hz). El oído humano capta sólo aquellos sonidos comprendidos en el rango de frecuencias 20 Hz y 20.000 Hz.



2.2.2 Tasa de muestreo (sample rate).

Un audio digital es una secuencia de ceros y unos que se obtiene del muestreo de la señal analógica. La tasa de muestreo o sample rate define cada cuánto tiempo se tomará el valor de la señal analógica para generar el audio digital. Esta tasa se mide en Hertzios (Hz). Por ejemplo: 44100 Hz. nos indica que en un segundo se tomaron 44100 muestras de la señal analógica de audio para crear el audio digital correspondiente. Un audio tendrá más calidad cuanto mayor sea su tasa de muestreo. Algunas frecuencias estándares son 44100 Hz., 22050 Hz., y 11025 Hz.

2.2.3 Resolución (bit resolution)

Es el número de bits utilizados para almacenar cada muestra de la señal analógica. Una resolución de 8-bits proporciona 256 (2^8) niveles de amplitud, mientras que una resolución de 16-bits alcanza 65536 (2^{16}). Un audio digital tendrá más calidad cuanto mayor sea su resolución. Ejemplo: El audio de calidad CD suele ser un sonido de 44.100 Hz - 16 - bits - estéreo.

2.2.4 Velocidad de transmisión (bit rate)

El bit rate define la cantidad de espacio físico (en bits) que ocupa un segundo de duración de ese audio. Por ejemplo, 3 minutos de audio MP3 a 128kBit/seg, ocupa 2,81 Mb de espacio físico ($3\text{min} \times 60 \text{seg}/\text{min} \times 128 \text{kBit}/\text{seg} = 23040 \text{kBits} \rightarrow 23040 \text{kBits} \times 1024 \text{bits}/\text{Kbit} : 8 \text{bits}/\text{bytes} : 1024 \text{bytes}/\text{Kbytes} : 1024 \text{Kbytes}/\text{Mbytes} = 2 \text{Mbytes}$ o Mb). Por ejemplo en los audios en formato MP3 se suele trabajar con bit rate de 128 kbps (kilobits por segundo). El audio tendrá más calidad cuanto mayor sea su bit rate y el archivo que lo contiene tendrá mayor peso. Esta magnitud se utiliza sobre todo en el formato MP3 de audio más destinado a la descarga por Internet.

2.2.5 CBR/VBR

La Tasa de Bits Constante (CBR, *Constant Bit Rate*) indica que el audio ha sido codificado manteniendo el bit rate constante a lo largo del clip de audio mientras que la Tasa de Bits Variable (VBR, *Variable Bits Rate*) varía entre un rango máximo y mínimo en función de la tasa de transferencia.

2.2.6 Códec

Acrónimo de "codificación/decodificación". Un códec es un algoritmo especial que reduce el número de bytes que ocupa un archivo de audio. Los archivos codificados con un códec específico requieren el mismo códec para ser decodificados y reproducidos. El códec más utilizado en audio es el MP3.

2.2.7 Decibelio.

Unidad de medida del volumen o intensidad de un sonido. El silencio o ausencia de sonido se cuantifica como 0 dB y el umbral del dolor para el oído humano se sitúa en torno a los 130-140 dB.



2.3 Formatos de Audio [3]

Los archivos de audio poseen diferentes formatos dependiendo de las herramientas o aplicaciones y con qué fines fueron creados. Al trabajar con una determinada aplicación, el software asigna una extensión dependiendo del tipo de archivo que se haya creado, con el fin de poder identificarlo luego.

Un formato es la estructura usada para grabar datos en un fichero. Por ejemplo: xml, mp3, mp4, wav, etc.

A continuación se enlistaran una serie de formatos de audio y sus principales características:

- **WAVE (.wav).** Formato de audio sin comprimir. Se utiliza para grabar sonidos en Windows. Formato de ancho de banda originario de Microsoft, puede comprimir y grabar con diferentes frecuencias de muestreo. Si vemos la denominación CDA es también un archivo wave sin comprimir para música en soporte CD, no desecha nada y guarda todo el sonido. Para grabar un sonido en calidad CD lo grabaremos a 44.100 Hz con una calidad de 16 bits. La duración depende del archivo en sí. Para grabar voz si usamos un wave se graba en mono, porque en estéreo la diferencia es mínima. Este será el formato en que se trabajara para el desarrollo del presente trabajo de grado.
- **MIDI (.mid).** Utilizado para sonidos digitales puros de instrumentos musicales. No es propiamente un formato, sino un protocolo de comunicaciones para intercambiar información entre equipos iguales.
- **CDA: (.cda):** Se trata de un sistema de almacenamiento. Se graba a 44,1 Khz, 16 bits y estéreo (calidad CD). Para grabar un CDA (Compact Disc Audio) y que pueda ser leído por cualquier reproductor debe de estar grabado en estas condiciones.
- **MP3:** Sistema comprimido de audio. La calidad del sonido es muy parecida a la del wave. Suele comprimir en una relación de 1:12 con respecto a un archivo wave. Viene del mp1 y mp2. Cuando almacenamos algo en MP3 se comprime y se pierde información. Se mide en Kbps. Etiquetas ID3 (exclusivas de MP3): son etiquetas que poseen información embebida. Soportan como máximo 128 bytes (128 caracteres). Las etiquetas ID3 versión 2 permiten un máximo de 256 MB.
- **MP4:** Trata de comprimir más sin producir muchas pérdidas, o al menos que estas no se perciban. Utiliza técnicas más complejas.



- AIFF / IFF: (Audio Interchange File Format): Formato de audio intercambiable para ordenadores Macintosh.
- WMA (Windows Media Audio) (.wma): Comprime mucho con mucha calidad, no está tan extendido como el mp3.
- MOD: (Módulos) (.mod): Son archivos con muestras de sonido en varias pistas (entre 4 y 32), que pueden sonar al mismo tiempo. Suelen ir de 4 a 32 pistas; son muy electrónicos.
- AUDIO STREAMING: Solo se puede oír con programas propietarios como el Real audio (.ra) o el Quick time (.pt). Se trata de un fichero de audio que ocupa mucho y se comprime; según se va descargando lo manda por trozos, no manda todo el archivo completo.

2.4 Problemas detectados en las grabaciones

Las grabaciones procesadas presentan una serie de problemas acústicos debido al formato, forma, lugar y fecha de su grabación. A continuación se enumeran algunos de los más característicos o comunes:

2.4.1 Ruido de fondo

El principal problema encontrado a la hora de procesar grabaciones es el ruido de fondo, inherente al soporte de grabación, cintas magnéticas (cassette), y debido al largo periodo de tiempo que ha pasado desde su grabación, un promedio entre 15 y 30 años desde su invención.

La cinta magnética consiste en una capa delgada capaz de grabar una señal magnética, soportada por una película más gruesa. La capa magnética, o recubrimiento superior, consiste en un pigmento magnético suspendido dentro de un polímero aglutinante. Con el paso del tiempo, y dependiendo de las condiciones de almacenaje, la cinta magnética se degrada, produciendo daños en la grabación y posiblemente en el propio soporte físico. Estos daños pueden deberse a la degradación del aglutinante, a la pérdida de lubricante, a distintas inestabilidades de la partícula magnética o a deformación del sustrato. [3]

La restauración digital de audio ha sido uno de los desarrollos más importantes que han contribuido a la conservación de muestras de audio. La degradación de las grabaciones analógicas está basada en el contacto continuo entre las superficies la cual genera un desgaste físico del medio, obteniendo como resultado la degeneración de la calidad. La deformación de las superficies generan sonidos no deseados, los cuales son conocidos como clicks, scratch y otros,



efectos a añadir a las posibles degradaciones incorporadas ya en el momento de la grabación como puede ser el ruido de fondo.

Gran cantidad de las grabaciones tienen una enorme cantidad de ruidos, dentro de los cuales podemos reconocer los siguientes:

1) Ruido blanco [4]

Es uno de los ruidos más comúnmente encontrados en grabaciones analógicas, especialmente en las de los discos de vinilo, y es audiblemente reconocido como un sonido de fondo en cualquier grabación. Este ruido está compuesto por múltiples frecuencias, por lo que tiene presencia en todo el espectro. Es uno de los más difíciles de eliminar. En la realidad el ruido blanco se manifiesta mostrando su presencia en toda la banda de frecuencias en la que se ubica el espectro del audio (aproximadamente entre 100 a 20 KHz).

2) Ruido impulsivo [4]

El ruido impulsivo, se manifiesta como una perturbación de muy alta amplitud, consecuencia de una deformación del micro surco en el que se encuentra grabado el audio. Puede aparecer de manera aleatoria dentro de la pista, por lapsos muy breves de tiempo. Visualmente se puede reconocer como un pico muy pronunciado que escapa a las amplitudes del audio analizado.

3) Ruido scratch [4]

Son secuencias cortas de distorsión producidas por el desgaste o ralladura mecánica de las superficies. Audiblemente, se perciben como un zumbido de alta frecuencia de corta duración.

El ruido mayoritario en las grabaciones tratadas se caracteriza por ser un ruido que aunque está distribuido por todo el espectro de frecuencias se hace más intenso en las frecuencias medias y altas. En términos de frecuencia, la voz humana está normalmente entre el rango de 40 Hz y 1100 Hz (lo que equivale en una escala musical desde mi² al do⁶) considerando todo el rango de voces masculinas y femeninas, teniendo en cuenta este dato el efecto que produce el ruido de fondo anteriormente mencionado es similar a un silbido en los silencios de la grabación y enmascarando buena parte del mensaje a transmitir por el hablante, ya que abarca todo el rango de frecuencias de la voz humana.

2.4.2 Reverberación y eco

Otro de los problemas detectados en las grabaciones disponibles es, por decirlo de alguna manera, la propia grabación. Este hecho se da en dos posibles casos. El primero de ellos es en el que la grabación se ha realizado en una sala o recinto, demasiado reverberante, como puede ser un caserío de piedra típico de nuestra tierra, provocando que a la grabadora llegue el mensaje no una sola vez sino que este persiste en el tiempo, es decir, aunque la persona que habla termine una frase, al comenzar la siguiente la grabadora registrara esta nueva frase y parte de la anterior.



El segundo de los casos mencionados en el párrafo anterior es el que se produce cuando la distancia entre la grabadora y la persona que habla es excesiva. Esto provoca que en la grabación realizada el audio objetivo, el testimonio del hablante, quede en un segundo plano y llegue a la grabadora distorsionado, produciendo un efecto similar al eco.

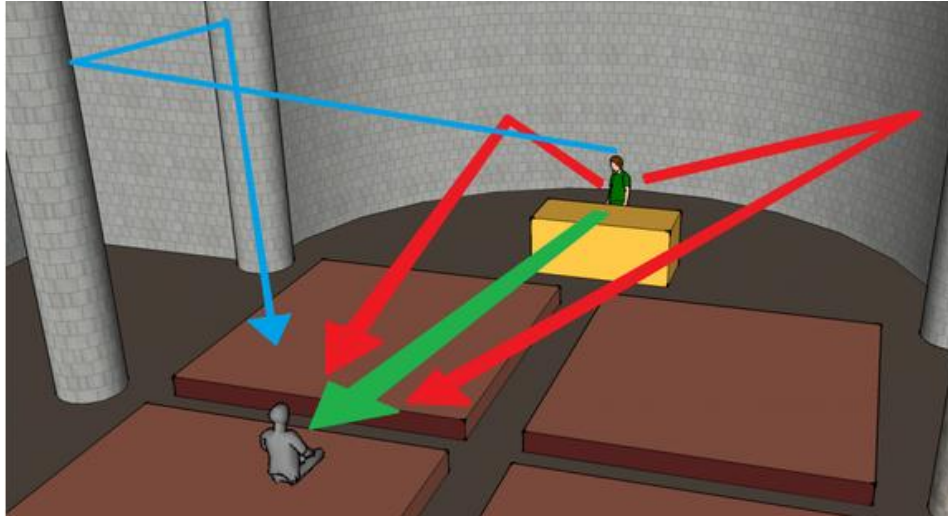


Figura 2. 1 Reflexiones del sonido en una sala

En la primera de las hipótesis se produce el fenómeno acústico conocido como reverberación. Esta se produce cuando las ondas reflejadas llegan al oyente antes de la extinción de la onda directa, es decir, en un tiempo menor que el de persistencia acústica del sonido. Este fenómeno es de suma importancia, ya que se produce en cualquier recinto en el que se propaga una onda sonora. El oyente no sólo percibe la onda directa, sino las sucesivas reflexiones que la misma produce en las distintas superficies del recinto. Controlando adecuadamente este efecto, se contribuye a mejorar las condiciones acústicas de los locales tales como teatros, salas de concierto y, en general, todo tipo de salas. La característica que define la reverberación de un local se denomina tiempo de reverberación. Se define como el tiempo que transcurre hasta que la intensidad del sonido queda reducida a una millonésima de su valor inicial. [3]

En el segundo de los casos posibles el efecto que se percibe en la audición es conocido como eco. Este fenómeno consiste en escuchar un sonido después de haberse extinguido la sensación producida por la onda sonora. Se produce eco cuando la onda sonora se refleja perpendicularmente en una pared. El oído puede distinguir separadamente sensaciones que estén por encima del tiempo de persistencia, que es 0.1 s para sonidos musicales y 0.07 s para sonidos secos (palabra). Por tanto, si el oído capta un sonido directo y, después de los tiempos de persistencia especificados, capta el sonido reflejado, se apreciará el efecto del eco. Para que se produzca eco, la superficie reflectante debe estar separada del



foco sonoro una determinada distancia: 17 m para sonidos musicales y 11.34 m para sonidos secos. [3]

2.5 Reducción de ruido

El principal objetivo es minimizar el ruido aplicando procesamiento digital de señales para el aumento de la calidad de audio en señales analógicas de voz pregrabadas, en nuestro caso, es eliminar el ruido de fondo de la muestra de audio, e intentar evitar que la señal de voz se vea afectada, distorsionándola o produciendo algún otro efecto no deseado. Para verificar esto último, cuando hemos llevado a cabo un filtrado, necesitamos algún criterio en el que basarnos para comprobar el rendimiento de la operación. Estos criterios serán cuantitativos y cualitativos como lo veremos más adelante, en el capítulo 4. Por ahora son necesarios unos conceptos previos de algunas medidas de evaluación de calidad de la señal frente al ruido.

La reducción de ruido que se pretende llevar a cabo, está basada en recuperar la señal de voz de interés $x(n)$ de la señal ruidosa observada

$$y(n) = x(n) + v(n) \quad (1)$$

Donde $v(n)$ es la señal de ruido que se pretende eliminar, asumiendo que es un proceso aleatorio de media cero y no correlacionado con la señal de voz. Podemos considerar la señal $y(n)$ como un vector de la forma

$$y(n) = [y(n) \ y(n-1) \ \dots \ y(n-L+1)]^T \quad (2)$$

que incluye las L muestras más recientes, donde $x(n)$ y $v(n)$ están definidas de forma similar. De esta manera, el problema de la reducción de ruido se basa en la estimación de $x(n)$ a partir de la señal $y(n)$ original.

Aplicando una Transformada de Fourier Discreta (DFT, *Discrete Fourier Transform*) sobre los L puntos definidos, podemos decir que la señal observada $y(n)$, en el dominio de la frecuencia quedaría de la forma

$$Y(n, iw_k) = X(n, iw_k) + V(n, iw_k) \quad (3)$$

donde tenemos que

$$Y(n, iw_k) = \sum_{l=0}^{L-1} w(l)y(n-L+l+1)e^{-iw_k l} \quad (4)$$

es la DFT de la señal $y(n)$ ruidosa en el instante n -ésimo, $w(l)$ es la función de enventanado escogida (por ejemplo, ventana de Hamming), $X(n, iw_k)$ y $V(n, iw_k)$ son las señales de voz y ruido respectivamente, definidas de la misma manera



que $Y(n, iw_k)$. Ahora en el dominio de la frecuencia, podemos decir que la reducción de ruido se basa en la estimación de $X(n, iw_k)$ a partir de $Y(n, iw_k)$.

2.5.1 Medidas para la reducción de ruido

- **Relación Señal a Ruido (SNR, Signal To Noise Ratio)**

La relación señal a ruido (SNR – Signal To Noise Ratio) es una de las medidas más utilizadas en el campo de la reducción de ruido, cuantificando que tan ruidosa es una señal en referencia a los niveles de voz y ruido. Esta relación está definida como la intensidad de la señal de interés (en nuestro caso, la voz) relativo a la intensidad de señal del ruido de fondo, y generalmente se representa en decibelios (dB). Con el modelo de señal de $y(n)$ presentado anteriormente, podemos definir la SNR como:

$$SNR \triangleq \frac{\sigma_x^2}{\sigma_v^2} = \frac{E[x^2(n)]}{E[v^2(n)]} \quad (5)$$

donde el operador $E[\cdot]$ representa la esperanza estadística de una señal dada. Podemos definir, como hemos realizado anteriormente con otras señales, la SNR en el dominio de la frecuencia, haciendo uso del Teorema de Parseval de la forma

$$SNR = \frac{\int_{-\pi}^{\pi} P_x(w)dw}{\int_{-\pi}^{\pi} P_v(w)dw} \quad (6)$$

Donde $P_x(w)$ y $P_v(w)$ son, respectivamente, las densidades espectrales de potencia de las señales temporales $x(n)$ y $v(n)$.

En el ámbito de reducción de ruido, esta medida se suele utilizar como SNR a priori (SNRin) y SNR a posteriori (SNRout), y se suele considerar que cuanto más alto sea el valor de SNR, mejor es la calidad del audio. En este sentido, para establecer la calidad de un filtrado, se pueden comparar ambas SNR definidas anteriormente (SNRout y SNRin). La diferencia de ambas se le denomina SNR de mejora, y cuanto más alta sea ésta, podemos decir que mejor son los resultados de la reducción de ruido.

- **Factor de reducción de ruido**

Tenemos que definir un término que haga referencia a cuanto ruido es eliminado o atenuado en una determinada muestra, y para ello hacemos uso del factor de reducción de ruido. Este se obtiene a partir de la relación entre la intensidad de ruido inicial en la muestra, y la intensidad del ruido remanente tras el filtrado. Teniendo en cuenta la señal $y(n)$ definida anteriormente, llamamos $v_r(n)$, al ruido residual siendo el factor de reducción de ruido tal que



$$\varepsilon_{nr} \triangleq \frac{e[v^2(n)]}{e[v_r^2(n)]} \quad (7)$$

Si el resultado del filtrado es satisfactorio, este factor será mayor que la unidad. También se puede comprobar que cuanto más alto sea ε_{nr} , mejor será la calidad de la reducción de ruido.

A la hora de evaluar este tipo de medidas, hay que tener en cuenta que las señales acústicas suelen tener gran cantidad de fluctuaciones, y esto es igual para las señales de voz y de ruido. Es por ello que no se debe entender el factor de reducción de ruido como un valor absoluto, de forma que este ha de ser calculado como una ponderación media de la reducción de ruido en todos los instantes de la señal acústica (esperanza matemática). Además de las variaciones temporales, hay que tener en cuenta las que se dan en el dominio de la frecuencia, las cuales, generalmente, no son uniformes, por lo que habría que hacer medidas en cada banda para saber exactamente como se ha comportado el ruido tras el filtrado.[4]

2.5.2 Detección de voz

Para el mejoramiento de la calidad de grabaciones analógicas que se ha planteado, se hace necesario inicialmente la detección de los fragmentos de voz que estén contenidos en la señal, así también se tendrá una estimación aproximada de los fragmentos dentro de la grabación que son solamente ruido o silencios, lo que facilitaría su minimización. Para ello se hará uso de un Detector de Actividad de Voz (VAD, *Voice Activity Detector*), el cual se encarga de clasificar segmentos de una señal de voz como fragmentos de voz, si se ha detectado su presencia, o como fragmentos de no voz. Podemos asumir los mismos modelos de señal vistos hasta ahora, donde la componente de voz $x(n)$ se ha visto afectada por una señal de ruido aditivo $v(n)$, encontrándose que ambas señales no están correlacionadas. De esta manera, forman la señal $y(n)$, que será con la que se pretende trabajar, como ya se definió en la ecuación (1)

$$y(n) = x(n) + v(n)$$

Esta herramienta es de gran utilidad en el procesado de señales de voz, como puede ser codificación, reconocimiento, transmisión discontinua, etc. Con este propósito, se han desarrollado diversos algoritmos, que se adaptan a cada entorno acústico, optimizando diversos parámetros que definen un VAD como son el retardo, la sensibilidad del VAD, la precisión o el coste computacional.

El principal problema al que se enfrenta un VAD a la hora de decidir que es voz y que no lo es, se encuentra en el ruido de fondo presente en la señal observada, donde la variedad de su naturaleza e intensidad puede dificultar la tarea a la hora de procesar una señal. Es por ello, que en el momento de decidir qué tipo de algoritmo vamos a utilizar, debemos de tener en cuenta las condiciones acústicas del medio, para poder escoger la opción que más se acerque a nuestros objetivos,



aunque esta decisión también dependerá del tipo de procesado al que se vaya a someter la señal de voz.

- **Componentes del Detector de Actividad de Voz [4]**

El diagrama de bloque de un detector de actividad está formado por los siguientes subsistemas.

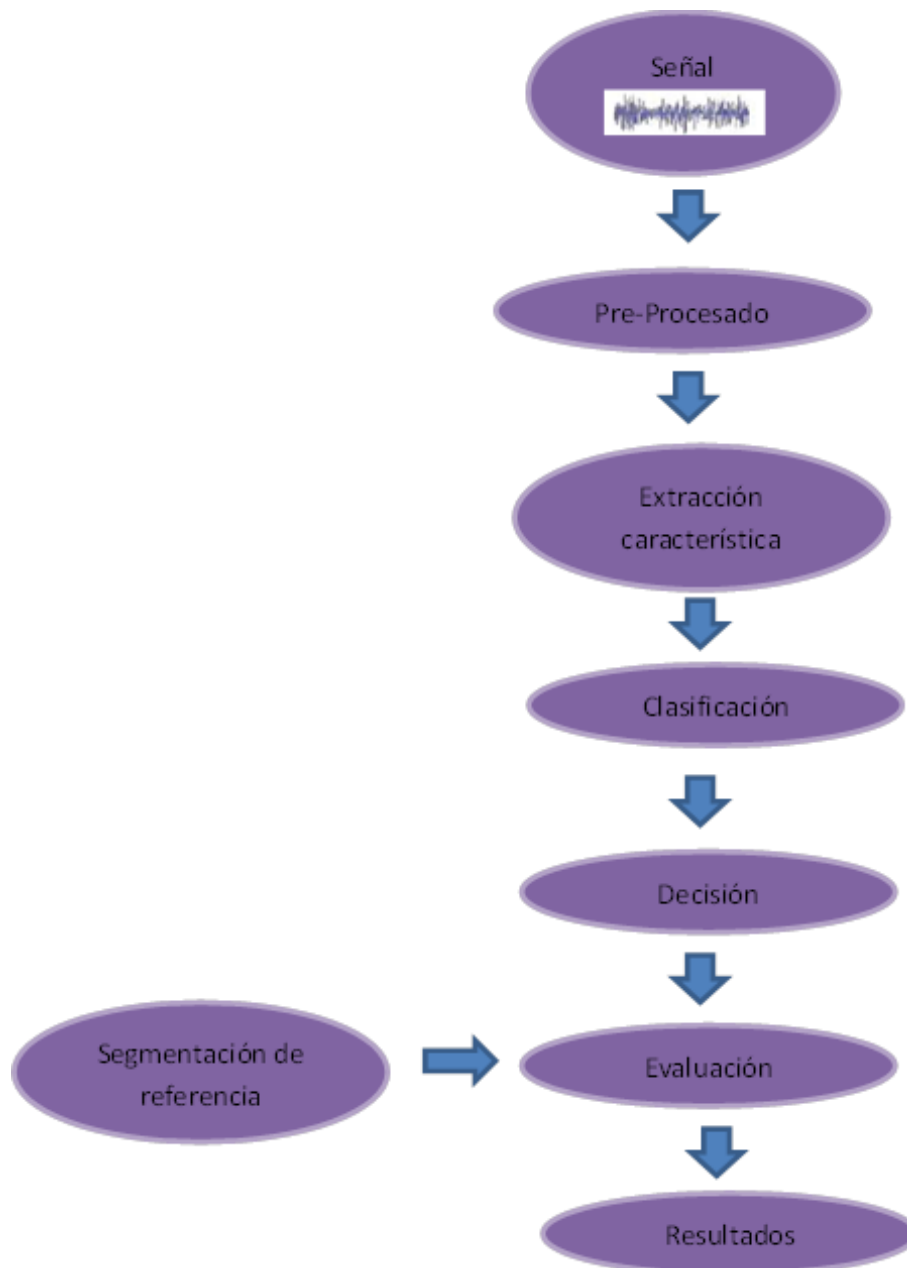


Figura 2. 1 Diagrama de bloques de un VAD



Señal de entrada.- Conformada por la voz, el silencio y el ruido.

Pre-procesado.- La señal de entrada pasa por un filtrado de reducción de ruido, mejorando la relación Señal/Ruido.

Extracción de características.- Se obtiene las características de la señal (variaciones de energía, cruces por cero, correlaciones, etc.).

Clasificación.- Se emplean métodos de clasificación de clases (voz/no-voz). Métodos sencillos a través de umbrales en nuestro caso.

Decisión.- Se compara las características de la trama con los umbrales de los modelos, obteniéndose tramas de voz/no-voz (a nivel de trama) o a nivel de estructura tomando en cuenta conjuntos de resultados por trama para tomar decisiones a nivel de pulso.

Evaluación.- Comparando los resultados obtenidos de la detección con los reales, procedentes de un etiquetado manual, se obtienen métricas: a) La precisión de marcas, b) Respuesta de las curvas ROC (Receiver Operating Characteristics) enfocado a pulsos de voz, es decir, las falsas aceptaciones y los falsos rechazos y c) Tasa de error de palabra.

El funcionamiento de un VAD básico trata de extraer diversas características o medidas realizadas sobre la señal observada y comparar estos valores con una serie de umbrales preestablecidos, seleccionados normalmente en función de las características del ruido y de la voz. La decisión sobre que es voz y que no lo es, se realiza cuando las medidas o características extraídas superan los umbrales anteriormente mencionados. En muchas ocasiones, en las que el ruido presenta un comportamiento no estacionario, los valores umbral han de ser actualizados constantemente para que la detección sea correcta. [4]

El VAD, como ya se explicó, es fundamental para el procesamiento de señales, en nuestro caso será el primer bloque para la minimización de ruido y será simple y sencillo, un VAD básico que permitirá filtrar un poco el ruido, los bloques siguientes a este serán los que harán la mayor filtración y estarán compuestos por filtros adaptativos, filtros que para su mayor entendimiento pasaremos a explicar a continuación.

2.5.3 Reducción de ruido por filtrado digital

Un filtro es un sistema (Figura 2.3) que, dependiendo de algunos parámetros, realiza un proceso de discriminación de una señal de entrada obteniendo variaciones en su salida.



Figura 2. 2 Diagrama de bloques de un sistema

Los filtros digitales tienen como entrada una señal digital y a su salida tienen otra señal digital (Figura 2.4), pudiendo haber cambiado en amplitud, frecuencia o fase dependiendo de las características del filtro.

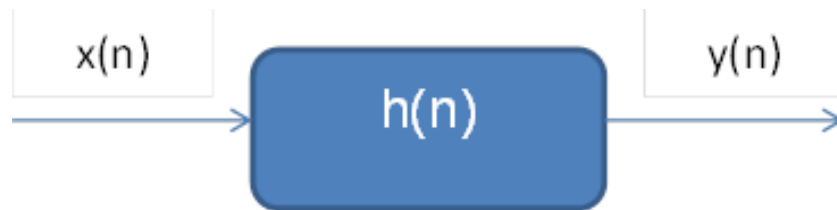


Figura 2. 3 Diagrama de bloques de un sistema en tiempo discreto

Aplicando la propiedad de superposición de los sistemas Lineales e Invariantes en el Tiempo (LTI, *Linear Time Invariant*), se puede determinar la salida del sistema ante una cierta entrada de la manera siguiente:

$$y[n] = \sum_{k=-\infty}^{\infty} x[k] \cdot h[n - k] \quad (8)$$

Siendo $h[n]$ la respuesta o salida del sistema ante una entrada equivalente a un impulso unitario $\delta[n]$, denominada respuesta al impulso del sistema. El segundo miembro de la expresión representa el producto de convolución de la señal de entrada $x[n]$ y la respuesta al impulso del sistema $h[n]$, esto es:

$$Y[n] = x[n] * h[n] = h[n] * x[n] \quad (9)$$

Básicamente, un filtro es un dispositivo que impide o permite el paso de una cierta gama de frecuencias, donde permitir o impedir está relacionado con un nivel de atenuación o ganancia. Se basan en algoritmos matemáticos que están diseñados para alterar el espectro de una señal de entrada al filtro y modificarla con el fin de obtener un espectro de frecuencia deseada o esperada. También sirven para restaurar una señal cuando esta haya sido deformada de alguna forma. La separación de señales es necesaria cuando una señal ha sido contaminada con interferencias, ruidos u otras señales.



El filtrado digital consiste en la realización de un procesado de datos de entrada. El valor de la muestra de la entrada actual y algunas muestras anteriores (que previamente habían sido almacenadas), son multiplicados por unos coeficientes definidos. También podría tomar valores de la salida en instantes pasados y multiplicarlos por otros coeficientes. Finalmente todos los resultados de todas estas multiplicaciones son sumados, dando una salida para el instante actual. Esto implica que internamente tanto la salida como la entrada del filtro serán digitales, por lo que puede ser necesaria una conversión analógico-digital o digital-analógica para uso de filtros digitales en señales analógicas. [6]

Al ser el filtro digital un sistema de tiempo discreto que puede realizar funciones de filtrado de señales, éste debe cumplir los requisitos necesarios para procesar las señales analógicas, como el Teorema del muestreo o Nyquist-Shannon (Para muestrear adecuadamente una señal, se necesita hacerlo con una frecuencia mayor o igual al doble de la frecuencia máxima presente en la señal, $F_s > 2F_{max}$). En la siguiente figura se muestra el esquema de un filtro digital:

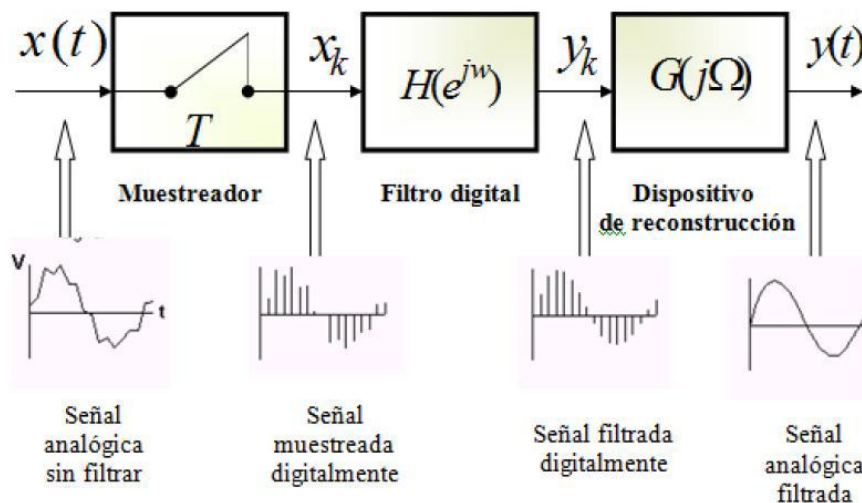


Figura 2. 4 Estructura filtrado digital

Los filtros digitales presentan ventajas frente a los filtros analógicos, por lo cual se implementa este tipo de filtros en el desarrollo de este proyecto. Algunas de esas ventajas se enumeran a continuación:

- Alta confiabilidad
- La precisión del filtro solo está limitada por el tamaño de los datos utilizados.
- Fáciles de simular y diseñar.



2.6 Filtros FIR y Filtros IIR

Al hablar de filtros digitales, se hace necesario hacer referencia a los filtros de Respuesta Finita al Impulso (FIR, *Finite Impulse Response*) y a los filtros de Respuesta Infinita al Impulso (IIR, *Infinite Impulse Response*), ya que en su estructura se basan una gran cantidad de aplicaciones en el filtrado digital: filtros pasa banda, pasa bajas, adaptativos, etc.

2.6.1 Filtros FIR (Filtros no recursivos)

Los filtros digitales de Respuesta Finita al Impulso o filtros FIR, son un tipo de filtros digitales en el que, como su nombre indica, si la entrada es una señal impulso, la salida tendrá un número finito de términos no nulos. La estructura de la señal a la salida del filtro se basa solamente en la combinación lineal de las entradas actuales y anteriores (finaliza cuando la señal de entrada lo hace).

Las características más relevantes de este tipo de filtros son [6], [7]:

- Tienen respuesta al impulso finita.
- No tienen realimentación.
- No tienen problemas de estabilidad ya que todos sus polos están en el origen.

Un filtro FIR con longitud M , entrada $x[n]$ y salida $y[n]$ se describe por la ecuación en diferencias:

$$y[n] = \sum_{k=0}^{M-1} b_k x(n - k) \quad [10]$$

Donde b_k es el conjunto de coeficientes del filtro. También se puede expresar por medio de la convolución de la respuesta al impulso del sistema $h(z)$ con la señal de entrada:

$$y[n] = \sum_{k=0}^{M-1} h(k)x(n - k) \quad [11]$$

O por su función de transferencia:

$$H[n] = \sum_{k=0}^{M-1} h(k) z^{-k} \quad [12]$$

que se puede ver como un polinomio de grado $M-1$ en la variable z^{-1} . Una manera de implementar este tipo de filtro es la forma directa, (también existen otras estructuras como la realización polifásica y cascada), la cual es la forma más común y es la que se ilustra a continuación:

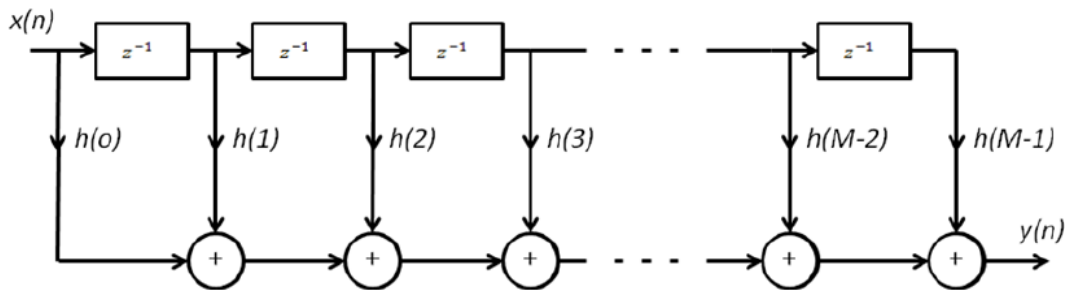


Figura 2. 5 Filtro FIR implementado en forma directa

Se puede observar que el sistema requiere $M-1$ posiciones de memoria para almacenar el mismo número de entradas anteriores y tiene una complejidad de M multiplicaciones y $M-1$ sumas por cada punto de salida.

2.6.2 Filtros IIR (Filtros Recursivos)

Los filtros digitales de Respuesta Infinita al Impulso o filtros IIR, son un tipo de filtros digitales en el que, como su nombre indica, si la entrada es una señal impulso la salida tendrá un número infinito de términos no nulos.

Un filtro recursivo es aquel que añade a los valores de entrada algún valor de salida previo. Estos, al igual que las entradas, son almacenados en la memoria del procesador.

Las características más relevantes de este tipo de filtros son [6], [7]:

- Tienen respuesta al impulso de duración infinita.
- Tienen realimentación.
- Deben diseñarse con cuidado para evitar problemas de estabilidad.

De igual forma que los filtros FIR, los IIR se pueden implementar en diferentes tipos de estructuras: directa, cascada, celosía, celosía escalonada. Los filtros IIR por si mismos conllevan una realización en paralelo por los polos y ceros intrínsecos en el sistema.

Ceros:

$$H_1(z) = \sum_{k=0}^M b_k z^{-k} \quad [13]$$

Polos:

$$H_2(z) = \frac{1}{1 + \sum_{k=0}^N a_k z^{-k}} \quad [14]$$

Su función de transferencia esta descrita por la multiplicación de las anteriores expresiones, dando como resultado:

$$H(z) = H_1(z)H_2(z) = \frac{\sum_{k=0}^M b_k z^{-k}}{1 + \sum_{k=0}^N a_k z^{-k}} \quad [15]$$



Existen dos formas de realizar el filtro IIR en forma directa, todo depende de si $H_1(z)$ precede a $H_2(z)$ o viceversa. A continuación se muestra en la figura la estructura resultante para cuando $H_1(z)$ precede a $H_2(z)$, la cual se conoce como *FORMA DIRECTA I*.

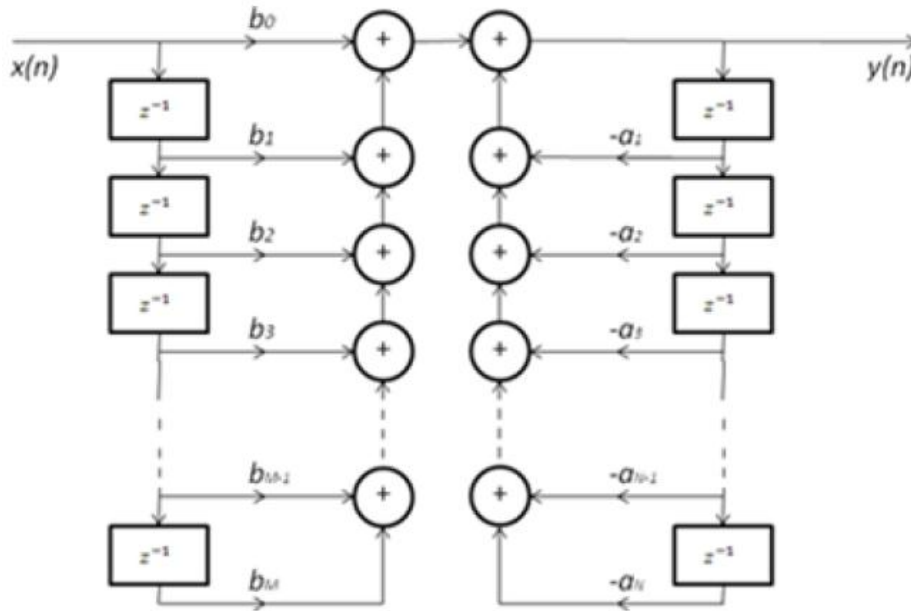


Figura 2. 6 Filtro IIR implementado en forma directa I

Esta configuración requiere de $M+N+1$ multiplicaciones, $M+N$ sumas y $M+N+1$ posiciones de memoria.

Ahora, si $H_2(z)$ antecede a $H_1(z)$, la estructura cambia y recibe el nombre de *FORMA DIRECTA II*, cuyo esquema se presenta la siguiente figura:

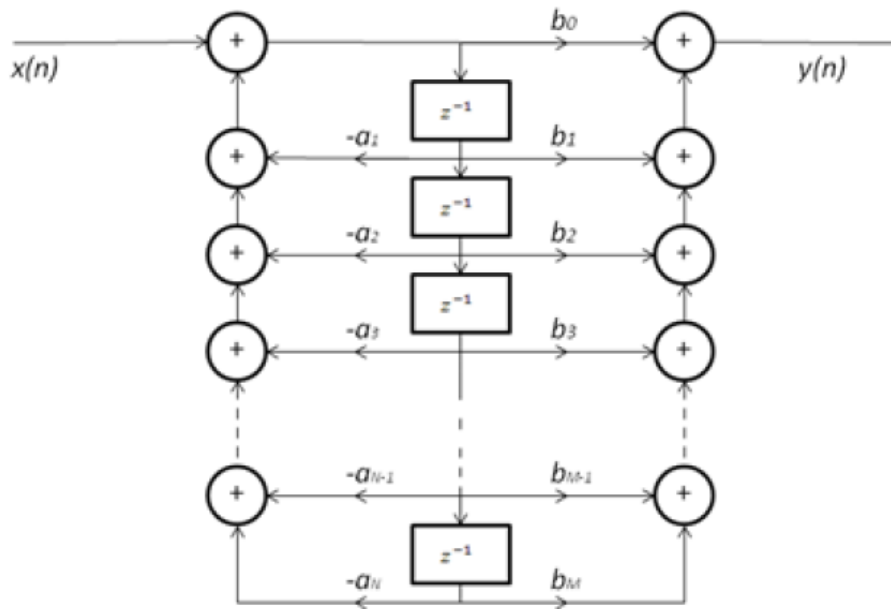


Figura 2. 7 Filtro IIR implementado en forma directa II

Esta última estructura utiliza el mismo número de multiplicaciones y sumas que la estructura anterior, pero solo necesita una línea de retardo. Desafortunadamente este tipo de filtros no se recomiendan para aplicaciones reales debido a su sensibilidad a la cuantificación de los parámetros, logrando un desplazamiento considerable en la posición de los unos y ceros.

Una vez analizadas las estructuras más simples de los filtros FIR e IIR, basado en la interpretación de su función de transferencia, se deduce que los filtros FIR presentan más estabilidad y son menos complejos en su implementación ya que no tienen polos y ceros que puedan desestabilizar el sistema, como si lo presentan los filtros IIR.

Los filtros FIR ofrecen en general una respuesta de fase más lineal y no entran jamás en oscilación, (es decir, no se vuelven inestables), ya que no poseen realimentación. Por otro lado, requieren un gran número de términos en sus ecuaciones y eso les hace más costosos en cuanto a cálculo o carga computacional.

En cuanto a los filtros IIR, son muy eficaces y pueden proporcionar pendientes de corte muy pronunciadas. Por otro lado, al poseer características de realimentación (o feedback), tienen tendencia a entrar en oscilación (es decir, se vuelven inestables) y en resonancia.



FILTRO IIR BUTTERWORTH

Se caracteriza por producir la respuesta más plana posible en la banda de paso, es decir no presenta rizado, donde decaerá linealmente desde la frecuencia de corte hacia el infinito, a razón de $20n$ dB por década ó $6n$ dB por octava (siendo n el número de polos del filtro). Cabe resaltar, que a medida que aumentamos el orden del filtro la respuesta es más ideal, es decir mientras más aumentemos el orden, la fase es menos lineal.

FILTRO IIR CHEBYSHEV

Dependiendo del tipo del filtro, presentará o bien un rizado en la banda de paso, tipo uno, o en la banda atenuada, tipo dos. Es decir Chebyshev tipo uno maximiza la pendiente fuera de la banda de paso, presenta rizado en la banda de paso y es monolítico fuera de ella.

En cambio Chebyshev tipo dos presenta una respuesta monolítica en la banda de paso y rizado en la banda de rechazo. A diferencia de Butterworth, la respuesta transitoria es peor.

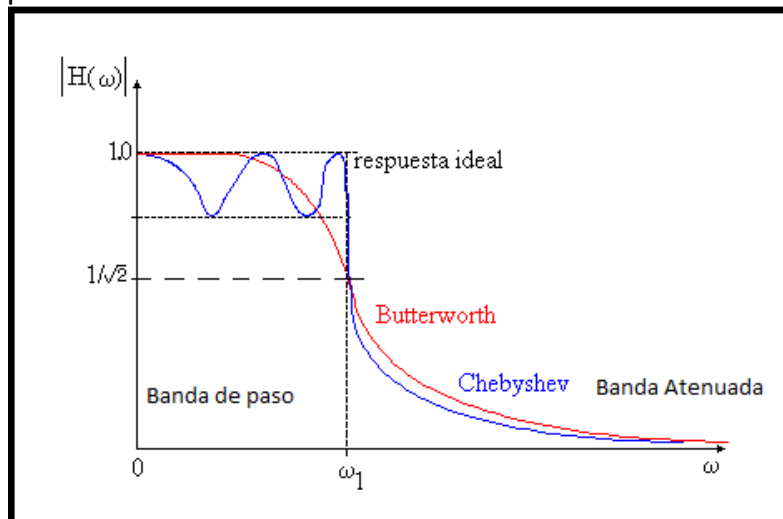


Figura 2. 8 Comparación de respuesta entre filtro Butterworth y filtro Chebyshev tipo 1

FILTRO ELÍPTICO O DE CAUER

Esta clase de filtros se caracterizan por tener rizado en la banda de paso y en la banda atenuada, utilizados para eliminación de una frecuencia en concreto.

Suelen ser más eficientes debido a que al minimizar la zona de transición, ante unas mismas restricciones, consiguen un menor orden.

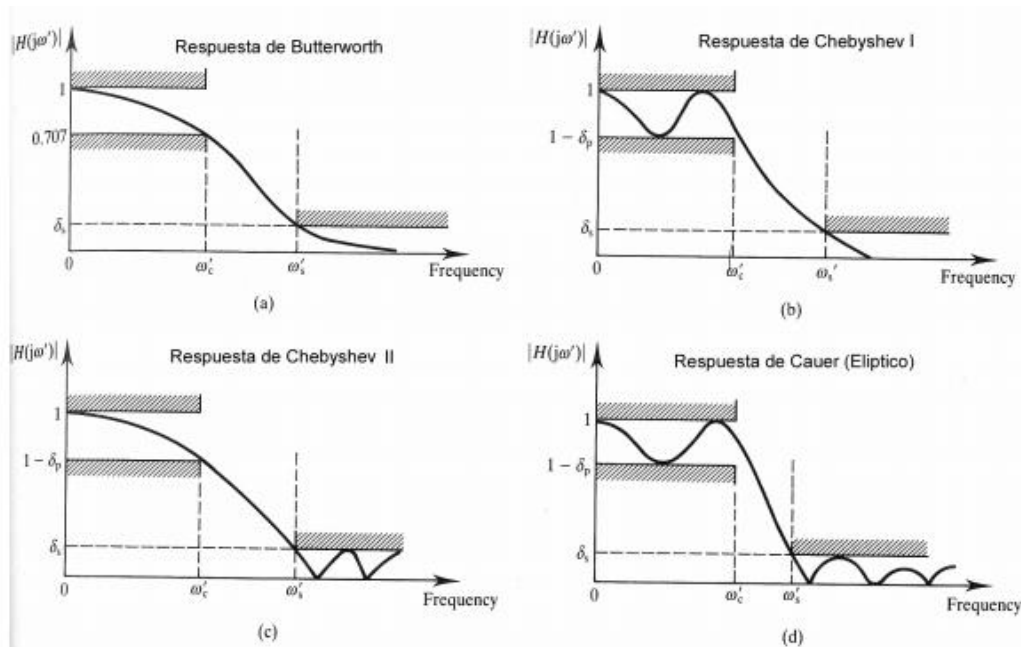


Figura 2. 9 Diferencias en la respuesta de los filtros Butterworth, Chebyshev y Elíptico

2.7 Filtros Adaptativos

Este tipo de filtros se caracterizan por modelar la relación entre señales en tiempo real de forma iterativa.

A diferencia de los filtros digitales IIR o FIR, los filtros adaptativos pueden cambiar su forma de comportarse, es decir, pueden cambiar sus coeficientes de acuerdo a un algoritmo adaptativo. Por consiguiente no se saben los coeficientes del filtro cuando se diseña, dichos coeficientes se calculan cuando se implementa el filtro y se reajustan automáticamente en cada iteración.

Otra característica de estos filtros es que no son invariantes en el tiempo y tampoco son lineales, por lo que su estudio es más complejo que el de un filtro digital.

El filtro adaptativo, es un sistema el cual presenta dos señales como entrada: $x(n)$ y $e(n)$; siendo esta última la señal de error, proveniente de la resta de una señal llamada "señal deseada" ($d(n)$), y otra que es la señal de salida del filtro ($y(n)$). Además de estas señales, tenemos los coeficientes del filtro, llamados $w(n)$, que son las que se multiplican a la entrada $x(n)$ para obtener la salida.

Los filtros adaptativos se usan para modelado, modelado inverso, y para hacer cancelaciones de ruido. Se va a presentar el filtro adaptativo como un bloque, que tiene una señal de entrada, una de salida, y una señal de entrada especial llamada "error", que se usa en el proceso de aprendizaje.

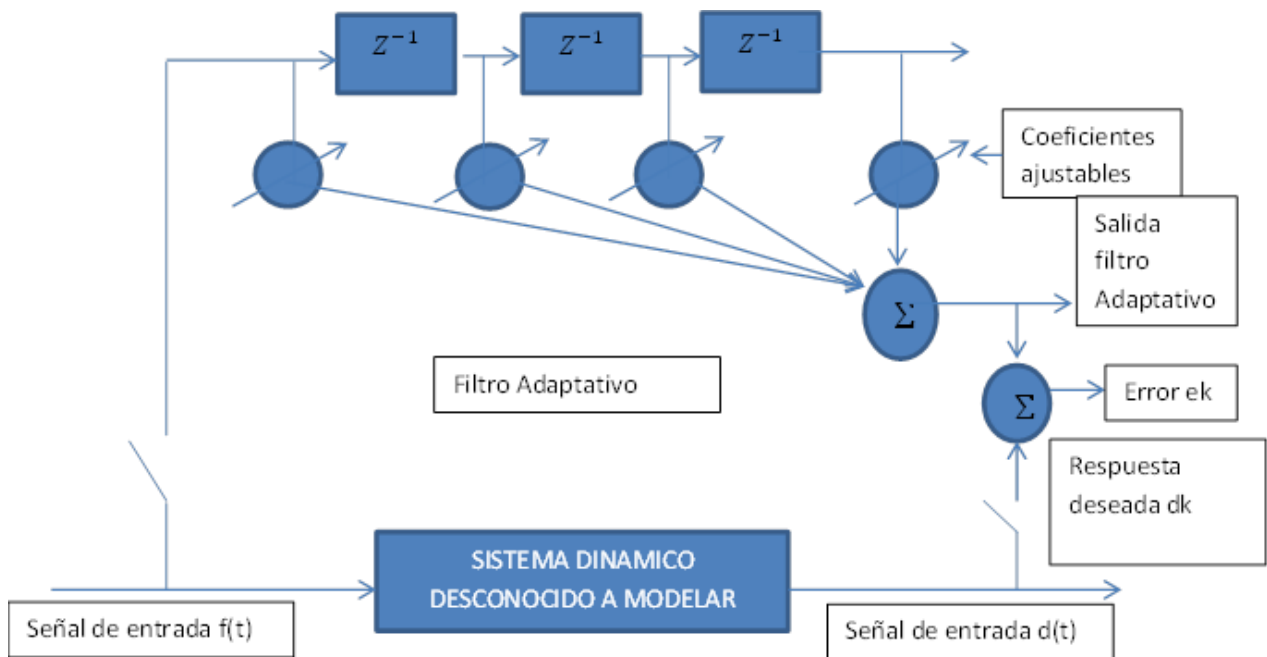


Figura 2. 10 Modelado de un sistema mediante un filtro adaptativo

Además de las señales ya comentadas, hay que utilizar una más: la señal deseada, para poder generar la señal de error. La salida de la planta desconocida nos da el valor de la señal deseada.

Se tienen las siguientes señales:

La señal de entrada, que es un conjunto de “n” señales. La k-ésima señal de entrada es:

$$X_k = [x_{1k}, x_{2k}, \dots, x_{lk}, \dots, x_{nk}] \quad (16)$$

El conjunto de coeficientes o pesos se designan con el vector:

$$W^T = [w_1, w_2, \dots, w_l, \dots, w_n] \quad (17)$$

La señal de salida k-ésima será:

$$y_k = \sum_{l=1}^n w_l x_{lk} = W^T X_k \quad (18)$$

Si se denota la señal deseada como d_k el error en el instante k-ésimo es:

$$e_k = d_k - y_k = d_k - W^T X_k \quad (19)$$



El Error Cuadrático Medio (MSE, *Mean Square Error*) es el valor esperado de e_k^2 :

$$MSE = E[e_k^2] = E[d_k^2] - 2E[d_k X_k^T]W + W^T E[X_k X_k^T]W = E[d_k^2] - 2P^T W + W^T R V \quad .(20)$$

Siendo \mathbf{P} la correlación cruzada entre la señal de entrada \mathbf{x} y la señal deseada \mathbf{d} , y \mathbf{R} la autocorrelación de la señal de entrada $E[X_k X_k^T]$. Se puede observar que el MSE es una función cuadrática de los coeficientes, con lo que tendrá la forma de una parábola. El proceso adaptativo estará continuamente ajustando los coeficientes, buscando la parte más baja de la parábola.

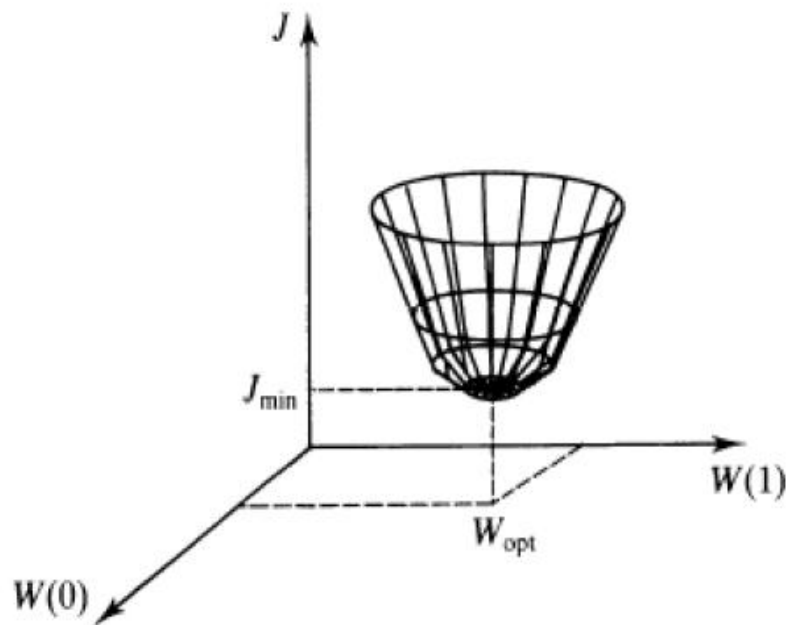


Figura 2. 11 Superficie de error

2.7.1 Esquemas de Filtros adaptativos

La importancia de los esquemas adaptativos es que permiten aproximar la solución óptima sin un conocimiento previo de la estadística del problema de filtrado. Pero el verdadero interés radica en el hecho que en entornos variantes, su carácter recurrente les permite modificar su estimación de la solución con la llegada de cada nueva muestra, adaptándose a los cambios en el problema: a este hecho se le conoce como capacidad de seguimiento y es la cualidad más importante de las técnicas de filtrado adaptativo. [8]

Existen múltiples aplicaciones en telecomunicaciones y otros ámbitos sobre técnicas de filtrado lineal adaptativo.



A continuación describiremos algunas de las configuraciones más comunes en las que son empleados los filtros adaptativos:

Configuración: Identificación de sistemas:

El objetivo de esta configuración (Figura 2.12) es a partir de las medidas realizadas a la entrada y la salida del sistema real, obtener o conocer el comportamiento de un sistema desconocido.

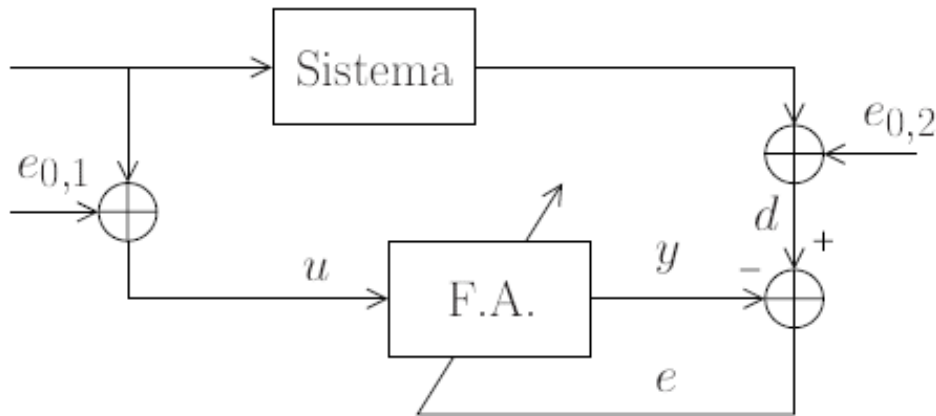


Figura 2. 12 Filtro adaptativo configuración Identificación

Este tipo de configuraciones, son utilizadas para:

- Cancelación de ecos eléctricos y acústicos: La correcta identificación de los canales de eco (independientemente de su naturaleza) permite mejorar de manera notable la calidad del servicio en redes de telefonía.
- Detección de Radar: El Filtro Adaptativo construye a partir de la señal de entrada (consistente en pulsos electromagnéticos emitidos en la dirección que se desea explorar) y la señal de salida (eco recibido) un modelo de las propiedades de propagación del medio en la dirección de exploración deseada, detectando la posible presencia de obstáculos.
- Monitorización de sistemas: Se utiliza para poder controlar que un sistema opere dentro de unos márgenes adecuados.
- Ecografía médica: Importante para la exploración no invasiva del cuerpo humano. Su principio de funcionamiento es similar al de los sistemas de detección radar.
- Codificación de voz: Permite una eficiencia binaria muy importante de señales de voz.



Configuración: Deconvolución:

La deconvolución de una señal (Figura 2.13) consiste en poder recuperar una señal que se ha degradado al atravesar un canal.

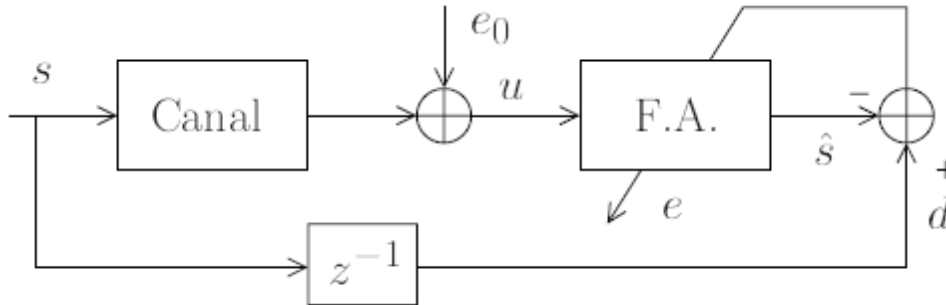


Figura 2. 13 Filtro adaptativo configuración Deconvolución

Entre otras, este tipo de configuraciones son utilizadas para:

- Restauración de imágenes: Permite reducir las distorsiones (lineales) producidas. En el caso de la fotografía, por desenfoques, aberraciones ópticas de la lente, exposiciones prolongadas, etc.
- Igualación de canales de comunicación: Permiten reducir la distorsión introducida por el medio en que se propagan las ondas electromagnéticas, de tal manera que la señal transmitida se puede recuperar con la única deformación producida por el propio ruido.

Configuración: Cancelación de interferencias:

La cancelación de interferencias (Figura 2.14) consiste en poder disponer de una señal $u(n)$, correlacionada con la fuente interferente, y así poder obtener una señal de error del Filtro Adaptativo que nos sirva como estimación de la señal de interés, $s(n)$, pero con una relación señal ruido mejorada.

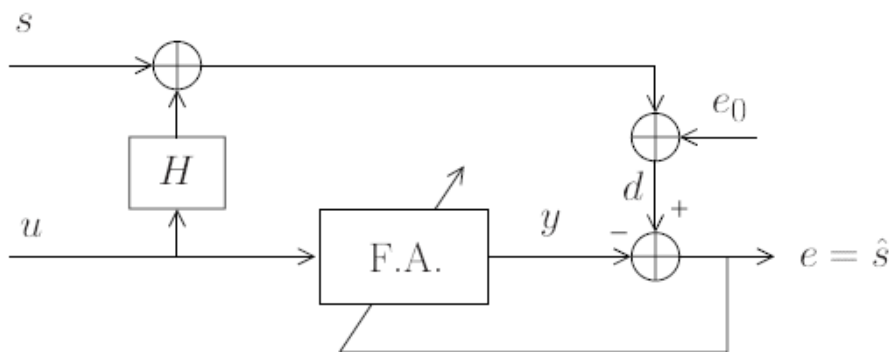


Figura 2. 14 Filtro adaptativo configuración Cancelación de interferencias



Este tipo de configuraciones son utilizadas para:

- Cancelación de ruido en salas de conferencias/espectáculos: El uso de varios micrófonos distribuidos en la sala sirve para incrementar la calidad de la señal amplificada, reduciendo las distorsiones provocadas por ruido, reverberaciones o acoplamientos de señal.
- Electrocardiografía fetal: permite conseguir registros electrocardiográficos de un feto en el útero materno, eliminando interferencia que suponen los impulsos eléctricos más potentes del corazón de la madre.
- Cancelación de ruido de red eléctrica: La señal de red es una importante fuente de interferencias para los equipos conectados a ella. El esquema con doble sensor puede utilizarse para implementar filtros muy selectivos que eliminen la frecuencia deseada.
- Seguimiento de sinusoides de frecuencia variable: Puede determinar de manera muy eficaz la frecuencia instantánea de una señal sinusoidal en entornos ruidosos.

Esta será la configuración que se trabajará en este proyecto de grado.

Configuración: Procesado en array:

El procesado en array (Figura 2.15) consiste en un conjunto de señales captadas por N_R sensores diferentes, estando cada una de ellas formada por una mezcla (instantánea o convolutiva) de N_T ($N_T \leq N_R$) señales originadas por otras tantas fuentes. En general el proceso de array consiste en la recuperación de la información codificada por la(s) fuente(s) utilizando el conocimiento de la física del problema (por ejemplo la distancia entre sensores, el ángulo de incidencia de la señal, etc.).

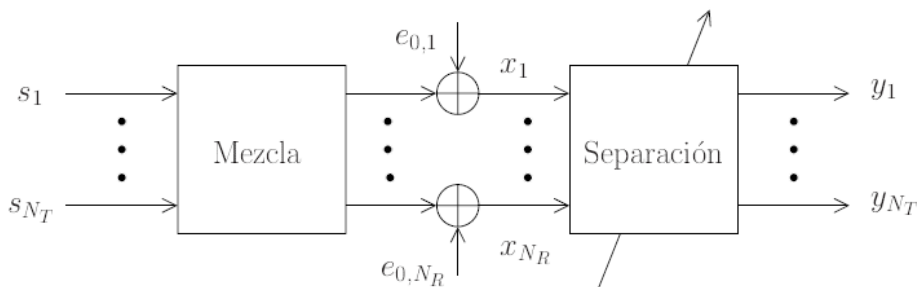


Figura 2. 15 Filtro adaptativo configuración Procesado en array

Entre otras, este tipo de configuraciones son utilizadas para:

- Conformado adaptativo de haz: cuando se conoce el ángulo con el que incide la señal proveniente de una fuente de radiación, se pueden utilizar arrays de sensores para atenuar las radiaciones recibidas en cualquier otra dirección, aumentando así la relación señal a ruido. Estos esquemas son de utilidad en radar, sonar, micrófonos direccionales, etc.



- Recepción con arrays de antenas: la explotación de la diversidad espacial en sistemas de comunicaciones radio (SIMO y MIMO) incrementa la calidad del servicio y ofrece robustez frente a desvanecimientos.
- Electrocardiografía y electroencefalografía: cuando se registran las señales eléctricas producidas por el cuerpo humano, la información de interés suele estar contaminada con ruidos de origen biológico y artificial. La captación simultánea de varios registros en posiciones diferentes permite separar (y localizar) las fuentes de interés.

2.7.2 Caracterización de Filtros Adaptativos

Como se ha podido ver, existen multitud de esquemas de filtrado adaptativo. Cada uno de estos ofrece ventajas e inconvenientes que lo harán más o menos apropiados para determinadas aplicaciones.

En todo caso, es conveniente saber que propiedades permiten caracterizar las prestaciones de un filtro adaptativo para su mejor uso en determinados escenarios. A continuación se mencionan estas características:

- Velocidad de convergencia: Es el intervalo de tiempo necesario en situaciones estacionarias para que un filtro, inicialmente desajustado, alcance su error cuadrático mínimo.
- Desajuste residual
- Capacidad de seguimiento: hace referencia al error en que incurre el filtro adaptativo cuando se producen cambios en la estadística del problema.
- Robustez: Se puede decir que un filtro adaptativo es robusto si el cociente de energías entre el error de estimación y sus causas está acotado.
- Estabilidad numérica: La inestabilidad ocurre cuando la precisión de representación numérica utilizada es insuficiente para el tipo de operaciones necesarias para la actualización del filtro.
- Requisitos computacionales: hace referencia a la carga computacional del algoritmo, así como a las posiciones de memoria necesarias para su implementación.

Todas estas propiedades están fuertemente relacionadas unas con otras. Así, el compromiso entre velocidad de convergencia, capacidad de seguimiento y desajuste aparece en todas las técnicas de filtrado adaptativo. Por ejemplo, los algoritmos que pretenden mejorar simultáneamente las tres características



anteriores lo suelen hacer a costa de un notable incremento de la carga computacional y/o la inestabilidad numérica.

También en el caso de la robustez, si un filtro adaptativo es diseñado para una aplicación muy concreta en un espacio concreto, cuando las propiedades de entorno cambian, sus propiedades sufren una gran degradación, perdiendo así robustez.

2.8 Filtros Adaptativos con Algoritmo LMS

La Media de Mínimos Cuadrados (LMS, *Least Mean Square*) es un algoritmo que utiliza el método *steepest descent*¹ para la actualización de los coeficientes del vector de pesos. Entre los algoritmos más comúnmente usados se encuentran aquellos que se basan en la búsqueda del gradiente, de los cuales el algoritmo LMS es el más comúnmente usado debido a su baja complejidad computacional, flexibilidad y robustez. Un algoritmo basado en la búsqueda del gradiente se expresa mediante la siguiente ecuación:

$$W(n) = W(n - 1) - \mu \nabla \quad (21)$$

Donde $W(n)$ es el vector de coeficientes, ∇ es el gradiente de la superficie del error cuadrático medio y μ es un factor que controla la velocidad de adaptación y la estabilidad del algoritmo. El gradiente de la superficie se define como la derivada del cuadrado del error respecto a cada uno de los coeficientes o pesos y está dado por:

$$\nabla = E \left[\frac{\partial e^2(n)}{\partial w_0}, \frac{\partial e^2(n)}{\partial w_1}, \dots, \frac{\partial e^2(n)}{\partial w_{n-1}} \right]^T \quad (22)$$

Donde el error $e(n)$ de (19):

$$e_n = d_n - y_n = d_n - W^T X_n$$

De manera que el gradiente se puede expresar como:

$$\nabla = -2E[e(n)x(n), e(n)x(n-1), \dots, e(n)x(n-N+1)]^T \quad (23)$$

El hecho de que la superficie de error, o en su defecto la función de error, es desconocido de antemano y debe ser hallado o estimado con los datos de entrada, el cálculo del gradiente no es tan simple. Una solución propuesta por Bernard Widrow consiste en remplazar el gradiente dado por un gradiente instantáneo:

¹ *steepest descent*, es una extensión del método de Laplace para aproximar una integral.



$$\ddot{\nabla} = 2 \left[\frac{\partial e^2(n)}{\partial w_0}, \frac{\partial e^2(n)}{\partial w_1}, \dots, \frac{\partial e^2(n)}{\partial w_{n-1}} \right]^T \quad (24)$$

Que se reescribe como:

$$\ddot{\nabla} = -2[e(n)x(n), e(n)x(n-1), \dots, e(n)x(n-N+1)]^T \quad (25)$$

$$\ddot{\nabla} = -2e(n)X(n) \quad (26)$$

Finalmente, sustituyendo 26 en 21:

$$W(n) = W(n-1) + 2\mu e(n)X(n) \quad (27)$$

Que se puede reescribir como:

$$W(n+1) = W(n) + \mu e(n)X(n) \quad (28)$$

Para mantener la estabilidad el factor de convergencia debe cumplir:

$$0 < \mu < \frac{1}{\lambda_{max}} \quad (29)$$

La estimación de los valores es un sistema complejo que requiere de numerosos cálculos y operaciones. Por ello, con el objetivo de lograr un rango de validez de aplicación se obtiene la siguiente ecuación para μ :

$$0 < \mu < \frac{1}{Nx^2(n)} \quad (30)$$

Donde $\overline{x^2(n)}$ es el valor cuadrático medio de la potencia de $x(n)$ y N es el orden del filtro.

El algoritmo LMS requiere aproximadamente N multiplicaciones para calcular la salida del filtro y $N+1$ multiplicaciones para calcular $\mu e(n)X(n)$ ya que el factor μ permanece constante durante toda la operación del sistema y $\mu e(n)$ es común para todos los coeficientes del filtro. Así, la complejidad del filtro medido en términos del número de multiplicaciones es: $2N+1$ multiplicaciones/periodos de muestreo.

Con estas ecuaciones podremos definir un algoritmo, el cual tendrá la siguiente forma:

1. Inicializar los pesos
2. Elegir un valor para μ .
3. Calcular la salida $y(n)$
4. Calcular el error $e(n)$
5. Actualizar los pesos con la función de coste elegida
6. Repetir un determinado número de veces desde el punto 3.



2.8.1 Modificaciones al algoritmo LMS

Con el objetivo de obtener una velocidad de convergencia más rápida o de simplificar la complejidad computacional se han realizado diversas modificaciones al algoritmo LMS. A continuación se mencionan algunas de ellas con una breve explicación.

- **Algoritmo LMS Normalizado (NMLS, Normalized Least Mean Square) [6]**

La estabilidad y la convergencia de este algoritmo dependen de la longitud del filtro y la potencia de la señal, por lo tanto el factor de convergencia se puede escribir como:

$$\mu(n) = \frac{1}{2x^T(n)x(n)} = \frac{1}{2\|x(n)\|^2} \quad (31)$$

Sustituyendo la expresión 31 en 28 obtenemos:

$$W(n+1) = W(n) + \frac{1}{2x^T(n)x(n)} e(n)X(n) \quad (32)$$

En la práctica para lograr la recursión utilizamos:

$$W(n+1) = W(n) + \frac{\bar{\mu}}{\varepsilon + x^T(n)x(n)} e(n)X(n) \quad (33)$$

Donde ε y $\bar{\mu}$ son constantes.

- **Algoritmo de paso variable (VLMS – Variable step size LMS) [6]**

Este algoritmo ajusta el factor de convergencia para lograr una rápida velocidad de convergencia en las primeras iteraciones, teniendo en cuenta que la velocidad de convergencia es directamente proporcional al factor de convergencia y este a su vez es inversamente proporcional al error cuadrático medio, el algoritmo al detectar cambios drásticos en el gradiente (indica que el algoritmo está cerca de su solución óptima) reduce el tamaño del paso.

Para ajustar el tamaño del paso, se le asigna a cada coeficiente del filtro un valor de paso variante en el tiempo, de manera que el algoritmo LMS toma la siguiente forma:

$$W(n+1) = Wi(n) + 2\mu_i e(n)X(n-i) \quad i = 1, 2, \dots, M-1 \quad (34)$$

Para elegir el valor óptimo de μ se debe tener en cuenta:

$$\mu(n) = \begin{cases} 1; & \mu'(n) \geq 1 \\ \mu_{min}; & \mu'(n+1) < \mu_{min} \\ \mu'(n); & \mu_{min} < \mu'(n) < 1 \end{cases} \quad (35)$$



- **Algoritmo de paso variable normalizado en el tiempo (TVS NLMS – Time Varying Size Normalized LMS) [6]**

Para el cálculo del factor de convergencia del algoritmo es necesario conocer la potencia promedio de la señal de entrada y el error cuadrático medio. El algoritmo TVS NLMS es:

$$W(n + 1) = W(n) + \beta(n)e(n)X(n) \quad (36)$$

Dónde:

$$\beta = \frac{1}{|x^2(n)|} \quad (37)$$

2.8.2 Parámetros para diseño de filtro adaptativo LMS

Al diseñar los filtros adaptativos se debe tener en cuenta:

- Complejidad computacional: esta es de vital importancia cuando se desarrollan aplicaciones con filtros adaptativos en tiempo real ya que pueden haber limitaciones en hardware que afectan el funcionamiento del sistema.
- Longitud del filtro: Dependiendo de la longitud del filtro el sistema podrá ser modelado con mayor precisión, es decir, entre más grande sea el filtro más precisos serán los resultados, aunque el tiempo de procesamiento aumentará afectando la estabilidad del sistema y el error cuadrático medio (MSE) mínimo.
- Ambientes no estacionarios: en un ambiente estacionario la superficie del error tiene una forma y orientación constante por lo que el filtro adaptativo converge rápidamente operando cerca del punto óptimo. Si la señal cambia después de que los valores convergieron, el filtro responde al cambio reajustando los valores o pesos hasta obtener un nuevo conjunto. En un ambiente no estacionario el filtro no solamente tiene como objetivo encontrar el conjunto de pesos para hallar la solución óptima, sino también seguir la posición del cambio. El funcionamiento del algoritmo LMS no es muy óptimo en valores que cambian rápidamente en el tiempo. Por otra parte el algoritmo de Mínimos Cuadrados Recursivo (RLS, *Recursive Least Squares*) posee un mejor desempeño en esta clase de ambientes no estacionarios.

Hasta aquí se ha mencionado de forma resumida las estructuras del filtrado adaptativo, también el algoritmo LMS y sus modificaciones más comunes, tratando



de ser específicos en los puntos básicos en un tema tan extenso como es el filtrado digital.

2.9 Algoritmo RLS (Recursive Least Squares)

Como ya se ha dicho, el algoritmo RLS posee un mejor funcionamiento en ambientes no estacionarios frente a los algoritmos LMS. A continuación se hará un estudio rápido de este tipo de algoritmos, se mostrara su esquema general y las ecuaciones que lo definen.

El esquema general de un filtro adaptativo con RLS consiste en un filtro con respuesta finita al impulso (FIR) y un algoritmo de adaptación RLS el cual actualiza los pesos W_n del filtro, haciendo que el error cuadrático medio (MSE) se minimice y así obtener a la salida los resultados deseados.

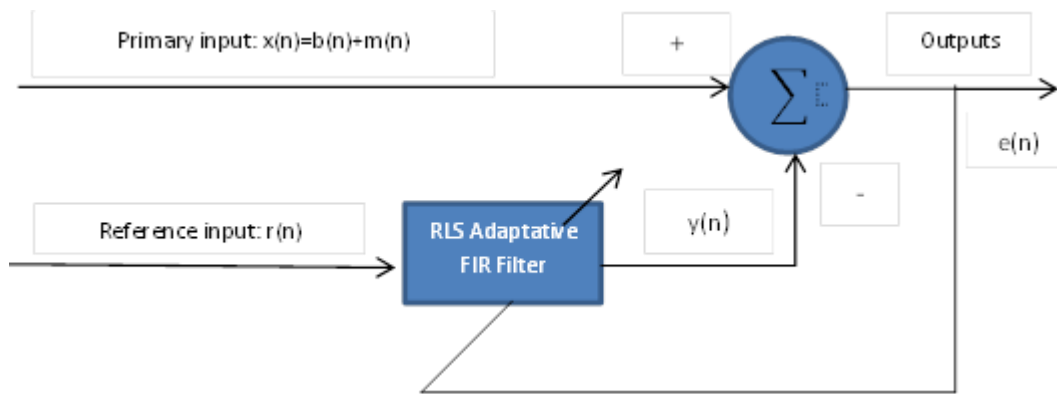


Figura 2. 16 Diagrama de bloque de un filtro con algoritmo RLS

La Figura 2.16 representa el esquema general de un filtro con algoritmo RLS. En esta se observa que el algoritmo RLS permite dos vectores de entradas: una entrada referencia y la otra entrada primaria. La señal primaria $x(n)$ contiene una interferencia $m(n)$ junto a un componente de señal portadora de información $b(n)$, por su lado la señal referencia $r(n)$ representa una versión de la señal de entrada primaria con una débil y prácticamente indetectable componente de la señal portadora de información.

Los datos de referencia son arrojados en una matriz rectangular $M \times N$ conocida como $U(n)$ usando el método de covarianza de datos, donde M es el orden del filtro y N es la longitud de cada vector de entrada.

$$U(n) = \begin{bmatrix} r(M) & r(M+1) & \dots & r(N) \\ r(1) & r(2) & \dots & r(N-M+1) \end{bmatrix} \quad (38)$$

El algoritmo sirve para procesar los datos de referencia de $U(n)$ columna por columna y la señal primaria $x(n)$ muestra por muestra, con el fin de obtener los



pesos w_n del filtro tal que la salida actual del filtro adaptativo RLS, $y(n)$, esté tan cerca del componente de interferencia de la salida primaria como sea posible en el sentido del MSE. Del mismo modo de la salida del filtro, $e(n)$, el mínimo MSE (MMSE) estimado, $\tilde{b}(n)$, de la componente portadora de información de la señal primaria es:

$$\tilde{b}(n) = e(n) = x(n) - y(n) = [b(n) + m(n)] - y(n) \quad (39)$$

Donde,

$$y(n) = \sum_{k=0}^{M-1} w_k r(n-k) = w^H(n)u(n) \quad (40)$$

Y

$$w(n) = w(n-1) + k(n)x(n) - w^H(n-1)u(n) \quad (41)$$

En el cual, w^H , es la traspuesta hermitiana del vector de pesos $w(n)$. $w(n)$ es la n -ésima columna de $U(n)$.

De 39, el MSE estará determinado como:

$$E[e^2(n)] = E[b^2(n)] + E[\{m(n) - y(n)\}^2] + 2E[b(n)\{m(n) - y(n)\}] \quad (42)$$

Como todas las señales del tercer término de 42 han sido filtrados para eliminar DC y por lo tanto tienen media cero, éste término se anula. Minimizando los términos restantes, la MMSE será:

$$\min E[e^2(n)] = \min E[b^2(n)] + \min E[\{m(n) - y(n)\}^2] \quad (43)$$

Reorganizando 39, como $e(n) - b(n) = m(n) - y(n)$, es claro que ambas salidas del filtro RLS, $y(n)$ y $e(n)$, son MMSE estimados de la interferencia $m(n)$ y de la información de apoyo $b(n)$ respectivamente.



3. DISEÑO E IMPLEMENTACION DEL SISTEMA

Este capítulo presenta el desarrollo de los procesos para la elaboración del sistema de minimización de ruido para señales de voz pregrabadas, el cual permitirá mejorar las condiciones de audios grabados en forma analógica en medios magnéticos, específicamente para este proyecto: audio grabado en cassette. Se hará uso de filtros adaptativos utilizando los algoritmos LMS y NMLS que generarán una señal audible al escucha y con la menor presencia de ruido externo. El sistema obtendrá a partir de una señal inicial, que estará compuesta por una señal deseada más una señal de ruido, una señal resultante donde el ruido será minimizado hasta obtener una señal lo más limpia de ruido posible.

3.1 Metodología para el desarrollo

La metodología implementada para el presente trabajo de grado es La metodología de Simulación de Sistemas de Telecomunicaciones planteada en [9]. Este modelo expone una estructura lineal conformada por fases, en el cual el inicio de cada una debe esperar a la finalización de la inmediatamente anterior. Para implementar el sistema de minimización de ruido de señales de voz pregrabadas se hace uso de la misma metodología.

Las fases que definen el modelo se aprecian en la figura 3.1.

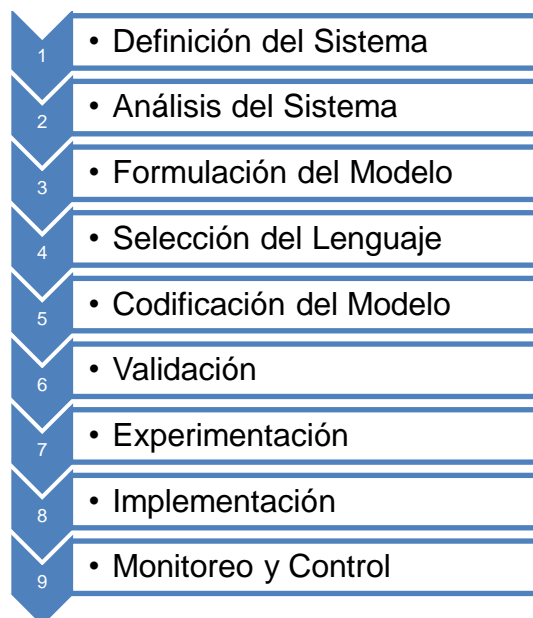


Figura 3. 1 Fases del Modelo Lineal Secuencial



3.1.1 Definición del sistema

El principal inconveniente en el momento de procesar un audio o cualquier grabación sonora es el ruido inherente a la señal, el cual es causado por diferentes fuentes o medios al momento de la grabación, el tiempo y la forma de almacenar los medios. Este ruido se puede presentar de diversas maneras, como: ruido de fondo, ruido blanco, ruido impulsivo, ruido scratch, reverberación y eco. Como se explicó en el capítulo anterior, existen filtros que ayudan a reducir el efecto que el ruido produce en la calidad del sonido, pero el limitante que tienen este tipo de filtros es que utiliza una función lineal que trata de igual manera a toda la grabación, por lo cual se opta por utilizar un filtro adaptativo, que se puede configurar por medio de un algoritmo, gracias al cual el filtro ofrece un tratamiento especial a cada trama o sección de la grabación en su procesamiento. Dadas estas exigencias este trabajo en su término debe cumplir con:

- Identificar técnicas de limpieza y disminución de ruido en señales de audio mediante procesamiento digital.
- Evaluar la reducción de ruido y el mejoramiento de la calidad de voz mediante procesamiento digital de señales.
- Implementar en MATLAB® un sistema de mejoramiento de calidad de voz pregrabada.

3.1.2 Análisis del Sistema

Determinar los requerimientos para la implementación del sistema de minimización de ruido en señales de voz pregrabadas es fundamental para cumplir con los objetivos propuestos en este trabajo de grado.

Requerimientos

Partiendo y entendiendo los problemas más significativos al aplicar procesamiento digital de señales para la minimización de ruido en señales de voz pregrabadas, en cassette para nuestro caso específico, a continuación se determinan algunos requerimientos del sistema.

Requerimiento 1: realizar la conversión del audio analógico grabado en cassette a un formato digital manipulable en computador.

Requerimiento 2: permitir la selección del formato de audio adecuado para su manipulación en la fase de simulación en el software de desarrollo Matlab®.

Requerimiento 3: determinar los valores iniciales del detector de voz VAD para realizar una adecuada separación de instantes de voz y no voz (ruido interferente) de la señal.



Requerimiento 4: diseñar filtro adaptativo LMS y NLMS que reducirá o minimizará el ruido de la señal de voz.

Requerimiento 5: determinar que ruidos se correlacionarán con la señal original dentro del filtro LMS y NLMS para realizar pruebas y obtener el mejor resultado (filtrado).

Requerimiento 6: seleccionar filtros limitadores en banda para realizar el último filtrado de ruido en la señal.

Requerimiento 7: evaluar y comparar los diferentes resultados.

Requerimiento 8: mostrar los resultados por medio de gráficas para realizar el análisis.

En el sistema con el que se trabajó se tienen variables que se pueden controlar para alterar el funcionamiento del filtro adaptativo dependiendo del algoritmo que se esté usando, las variables similares en los filtros con diferentes algoritmos son la señal de entrada que consta de una señal de audio pregrabada en la que viene inherente a ella una señal de ruido, la señal de referencia que es una fuente de ruido que se obtiene a la salida del VAD y que tiene correlación con el ruido sumado a la señal de entrada, la señal de error que se usa para actualizar el peso de los coeficientes, el número de coeficientes que junto con el factor de convergencia pueden hacer que el filtro converja con mayor o menor velocidad para que la salida del filtro sea lo más fiel posible a la señal que se usó en la entrada y las variables diferentes en cada algoritmo son el factor de convergencia μ en el algoritmo LMS, la velocidad de convergencia α en el algoritmo NLMS. Estos algoritmos trabajan basándose en un aprendizaje producto de un error que es la entrada al filtro adaptativo el cual representa una diferencia entre una señal deseada (señal de voz sin ruido) y la señal de salida. Este error será un vector de ruido que saldrá del VAD, dado que nuestra señal original está contaminada con ruido y no hay manera de separarlo inicialmente y obtener una señal deseada precisa, este vector de ruido se hará de forma manual y estará correlacionado con la señal original.

3.1.3 Formulación del Modelo:

Para cumplir con los requerimientos que se plantearon se hace necesario utilizar el detector de actividad de voz (VAD) (sección 2.5.2) el cual nos dará una referencia que sirve como modelo para adaptar los coeficientes del filtro adaptativo con los algoritmos LMS y NLMS y con ello procesar las grabaciones para disminuir el ruido presente en ellas.

3.1.4 Selección del lenguaje:

Para llevar a cabo el desarrollo de los objetivos propuestos se hace necesario obtener un lenguaje de programación capaz de simular filtros, implementar algoritmos y procesar audios digitalmente; dados estos requerimientos el lenguaje



de programación más apropiado y por el que se decantó para cumplir con los objetivos es el lenguaje MATLAB®.

3.1.5 Diseño del Sistema

En esta etapa se planea y establecen soluciones que busquen cumplir los objetivos propuestos. Para esto se propone la construcción de un sistema que simule los filtros seleccionados y limpie el ruido adherido a las grabaciones de cassette asignadas para la tesis, con la intención de evaluar la minimización de dicho ruido y obtener resultados satisfactorios.

Como se han descrito los componentes en los capítulos anteriores, se procede a realizar una adaptación de estos en forma de bloques, uno tras otro para que cada uno de ellos procese la señal según sus características. El diseño general del sistema se expone en la figura 3.2

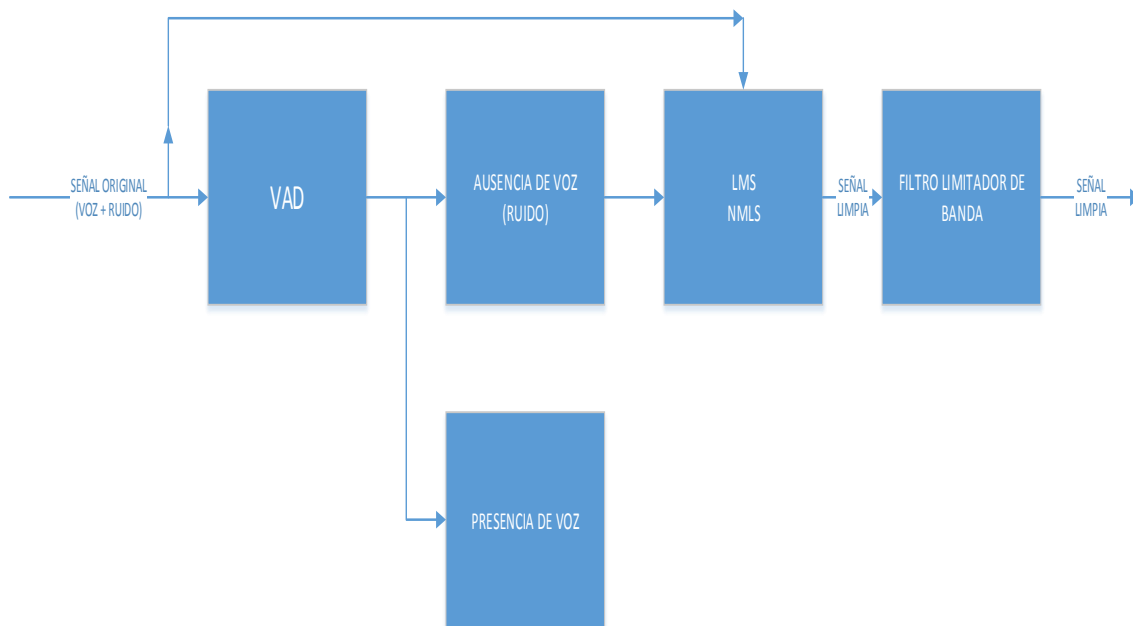


Figura 3. 2 Diseño general del sistema

Para el diseño del sistema se definió el diagrama en bloques mostrado en la figura 3.2, el cual representa los elementos esenciales para el sistema de minimización de ruido de señales de voz grabadas.

3.1.5.1 Obtención de la señal inicial

En primera instancia se debe convertir la señal de audio grabada en cassette a un tipo de archivo digital, manipulable en computador y en un formato que permita su manejo en la herramienta o software de desarrollo con el que se trabajará, Matlab® en nuestro caso. Este proceso se hace a través de un reproductor de cassette, walkman y un conector de 3.5mm o mini jack conectado al pc, donde haciendo uso de un software libre llamado Audacity grabamos la cinta y la



guardamos en el formato deseado, en nuestro caso se grabó en formato wave (.wav) que se caracteriza por no desechar nada y guardar todo el sonido. Para grabar un sonido en esta calidad lo grabaremos a 44.100 Hz con una calidad de 16 bits.

Al obtener la señal en formato .wav ya podremos manipularla y trabajar sobre ella en Matlab®, que como ya se dijo, será el software donde se desarrollara por completo el trabajo de grado propuesto.

3.1.5.2. Procesamiento de la señal en el VAD

Una vez se tiene la señal digitalizada, manipulable en el computador, se empieza a tratarla y procesarla con el fin de reducir o minimizar lo más posible el ruido que la envuelve.

El siguiente paso según los requerimientos establecidos en el análisis del sistema es el diseño del VAD, como se evidencia en el esquema, este será el encargado de separar o diferenciar los instantes de la grabación con presencia de voz y los instantes de no voz, estos últimos, serán interpretados como la señal de error o señal de ruido de referencia que estará correlacionado con la señal y será la entrada de señal de referencia para el filtro adaptativo.

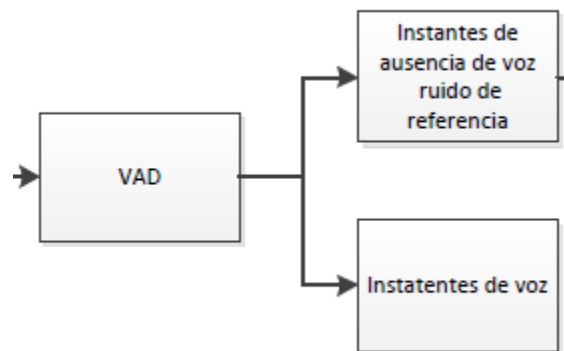


Figura 3. 3 Detector de Actividad de Voz

3.1.5.3 Filtrado Adaptativo

Luego de segregar los instantes de voz y no voz en el VAD y siguiendo el esquema de la Figura 3.2, nuestro próximo bloque será el filtro adaptativo configurado con los algoritmos LMS y NLMS, para ello necesitaremos una señal de referencia o error $e(k)$, que es la diferencia entre la señal de salida del filtro y una señal deseada, según la ecuación (19)

$$e_k = d_k - y_k = d_k - W^T X_k$$

Este bloque será la base de nuestro sistema y es el principal para la depuración de ruido de la señal inicial, estará compuesto por el filtro adaptativo configurado como cancelación de interferencias o ruido (visto en la sección 2.7.1 “Esquemas



de Filtros Adaptativos”) donde la señal primaria contiene la señal de interés x , y un ruido o interferencia aditivo n que está correlacionado con n' que es de donde proviene la fuente de ruido o interferencia. El filtro adaptativo recibe la referencia de ruido proveniente del VAD, la filtra y sustrae el resultado de la señal primaria. Desde el punto de vista de filtrado adaptativo la señal primaria actúa como la señal deseada y la salida del sistema como error. La salida del sistema se obtiene sustrayendo el ruido de referencia de filtrado de la señal primaria. En el utilizaremos el algoritmo LMS como principal motor del filtro, también se harán pruebas con el algoritmo NLMS, pero se hace énfasis desde ya que el problema con el trabajo de grado en este punto radica en la abstracción de una buena señal de ruido que se correlacione con la señal original, más que la eficacia de los algoritmos del filtro adaptativo que harán un trabajo muy parecido o igual, como se evidenciará más adelante.

Las ecuaciones de estos algoritmos adaptativos ya descritas en el capítulo dos son:

$$\text{LMS} \rightarrow w(n + 1) = w(n) + \mu e[n]X_n$$

$$\text{NLMS} \rightarrow w(n + 1) = w(n) + 2\alpha e(n)X_n$$

El esquema general del filtro adaptativo en la configuración de cancelación de ruido o interferencia se presenta en la figura 3.4

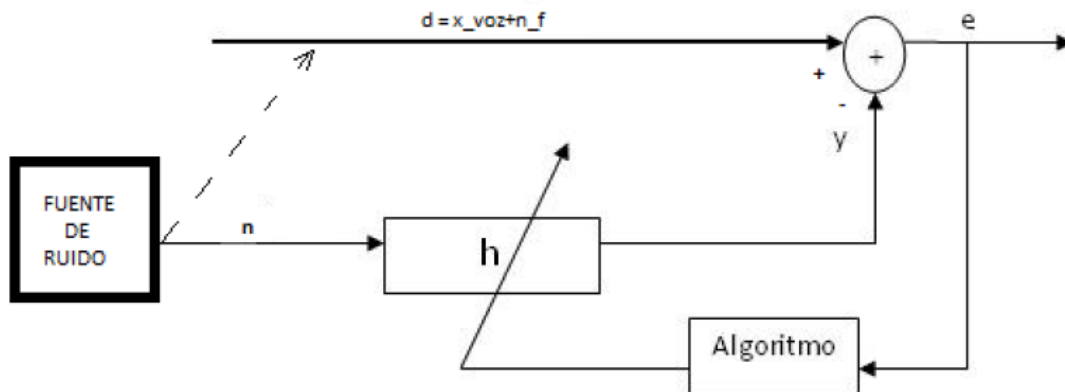


Figura 3. 4 Filtro Adaptativo configuración Cancelación de Ruido

3.1.5.4. Filtro Limitador de Banda

Superados estos bloques la señal resultante hasta este punto, que será una señal donde el ruido se ha minimizado en su gran parte, pasara a un último bloque que estará constituido por un filtro pasa banda, un filtro IIR Butterworth que limitara la señal en banda, filtrando y eliminando las frecuencias inferiores a 300Hz y superiores a 3000Hz, dejando solamente como resultado las frecuencias donde se encuentra la voz humana.



3.1.6 Simulación del Sistema:

Para simular el sistema se siguieron los siguientes pasos:

- Segregar instantes de voz y no voz en el VAD.
- Configuración de los parametros del algoritmo.
- Se definen parámetros de ajuste del filtro.
- Ejecución de la simulación.
- Recolectar la información, dar un orden y analizar los resultados.

En la figura 3.5 se observa el diagrama de flujo que muestra la secuencia para simular el sistema mostrado en la figura 3.2, los resultados que se obtienen serán analizados en el siguiente capítulo.

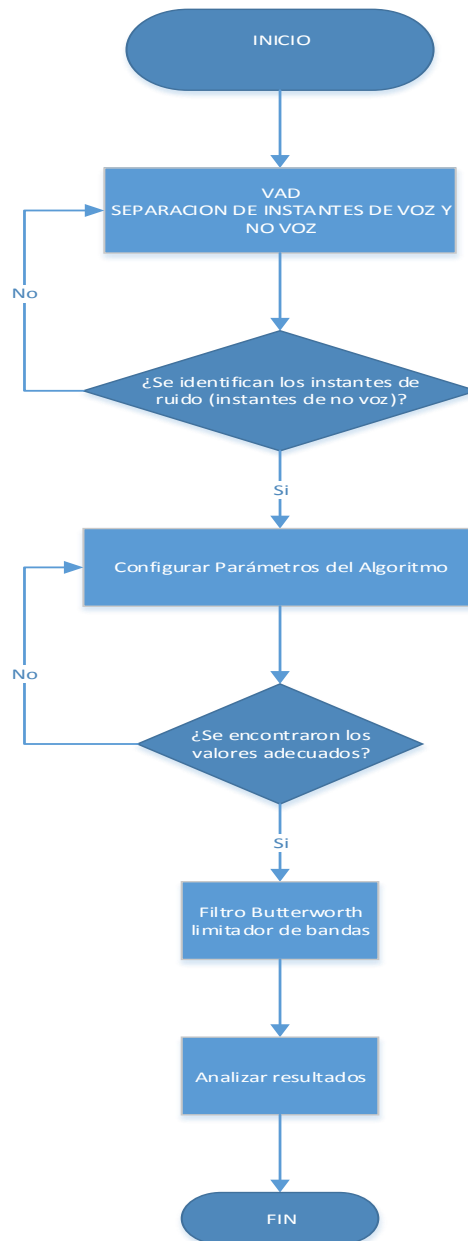


Figura 3. 5 Diagrama de flujo del proceso de simulación

3.1.7 Experimentación

En esta etapa del desarrollo se realiza el estudio del filtro adaptativo con los algoritmos que se están trabajando, esto con el fin de encontrar los parámetros óptimos que los algoritmos LMS y NMLS necesitan para realizar el proceso de filtrado, para obtener el mejor resultado se hace uso de la potencia de ruido, que muestra cuanto ruido se ha perdido en el audio a la salida con referencia a la misma pero en la entrada.



4. EVALUACION Y ANALISIS DE RESULTADOS

En este capítulo se presentan los resultados que se obtuvieron en las simulaciones hechas con el filtro adaptativo bajo la configuración de cancelado de interferencias o ruido, fueron hechas en el simulador de Matlab® R2014a, también se hace la evaluación y respectivo análisis a los resultados para lo que se hace uso de la potencia de ruido que permite medir la cantidad de ruido que se pierde cuando una grabación es procesada por un filtro, cuanto mayor sea el valor que se obtenga con la potencia de ruido promedio mejor será la calidad que presenta, esto es, la grabación en la salida del filtro tendrá menos ruido. A parte de este análisis cuantitativo que se realiza, también se evalúa el sistema de forma cualitativa, por medio de una encuesta a un grupo reducido de personas para que según su experiencia y punto de vista califiquen el resultado obtenido.

4.1 CASOS DE ESTUDIO

Para medir la eficiencia del filtro adaptativo y los algoritmos se procede a analizar los siguientes escenarios en donde se varían los parámetros que contiene cada uno, los casos de estudio que se tomaron en cuenta para el desarrollo de este trabajo de grado se muestran a continuación:

Caso de estudio 1: Reconocimiento del ruido que mejor se correlacione con la señal original resultado del VAD.

Caso de estudio 2: Configuración de los parámetros óptimos del filtro adaptativo con el algoritmo LMS, valor de coeficientes Q fijo, factor de aprendizaje μ variable.

Caso de estudio 3: Configuración de los parámetros óptimos del filtro adaptativo con el algoritmo LMS, factor de aprendizaje μ fijo, valor de coeficientes Q variable.

Caso de estudio 4: Configuración de los parámetros óptimos del filtro adaptativo con el algoritmo NLMS, valor de coeficientes Q fijo, factor de aprendizaje α variable.

Caso de estudio 5: Configuración de los parámetros óptimos del filtro adaptativo con el algoritmo NLMS, factor de aprendizaje α fijo, valor de coeficientes Q variable.

Caso de estudio 6: Comparación de los algoritmos LMS y NLMS.

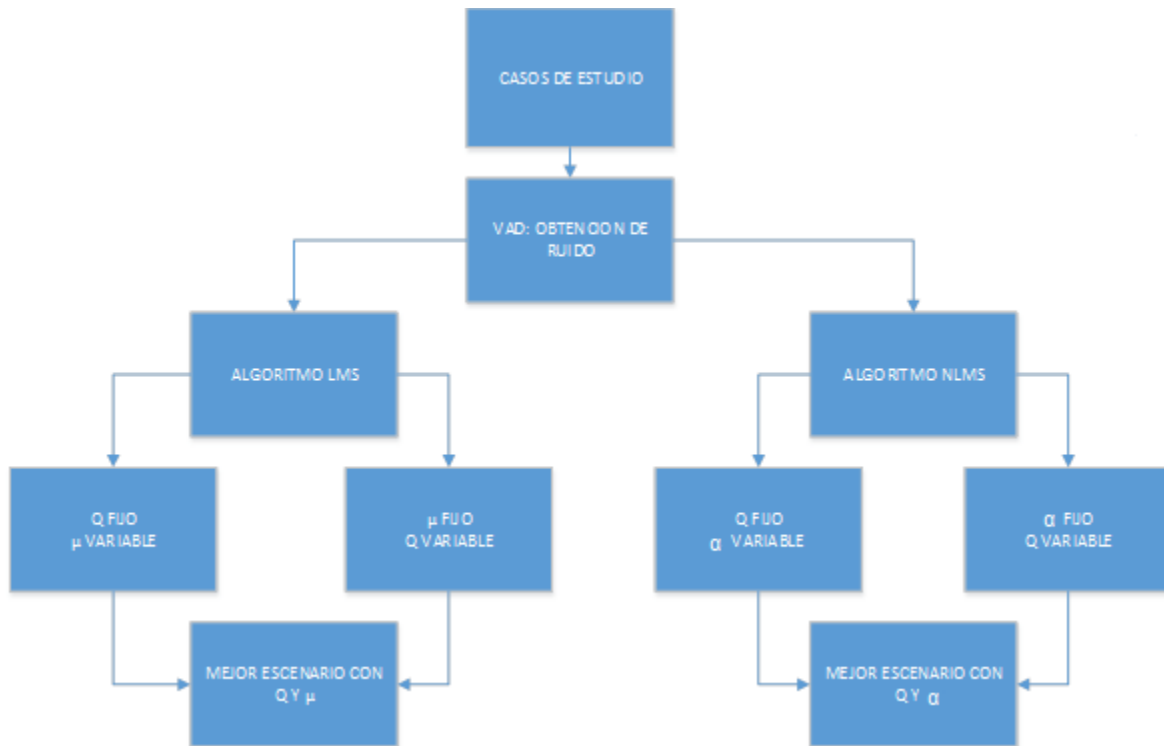


Figura 4. 1 Casos de estudio

4.2 ANALISIS DE RESULTADOS

Las gráficas que se presentan en esta sección son el resultado del análisis de 20 segundos de grabación del audio original, procesados por los diferentes bloques del sistema implementado en Matlab® R2014a. Se reduce a esta cantidad de tiempo debido a la carga computacional que requiere grabaciones de larga duración, además, para efectos del ejercicio pretendido en el trabajo de grado basta con analizar un segmento de ellas.

4.2.1 Análisis del VAD

Para nuestro caso de estudio 1, donde identificaremos y obtendremos un ruido que se correlacione de la mejor forma con la señal original, analizaremos los resultados que se obtienen a la salida del VAD, identificando los instantes de no voz como instantes de ruido, para obtener al final un vector de todos aquellos momentos de ausencia de voz al que llamaremos VECTOR DE RUIDO.

Los resultados del VAD los observaremos variando en su configuración los valores de μ del VAD ($\mu=0,1$; $\mu=0,3$, $\mu=0,5$) y procesando la señal con tres tipos de configuración de VAD: VAD por energía promedio, VAD por cruces por cero, VAD híbrido (mezcla de VAD energía promedio y VAD cruces por cero).



Inicialmente tomamos la señal original, señal monofónica que fue muestreada a 44100 Hz y en formato .wav como se explicó en el capítulo anterior, la cual graficaremos en Matlab® como se muestra en la Figura 4.2.

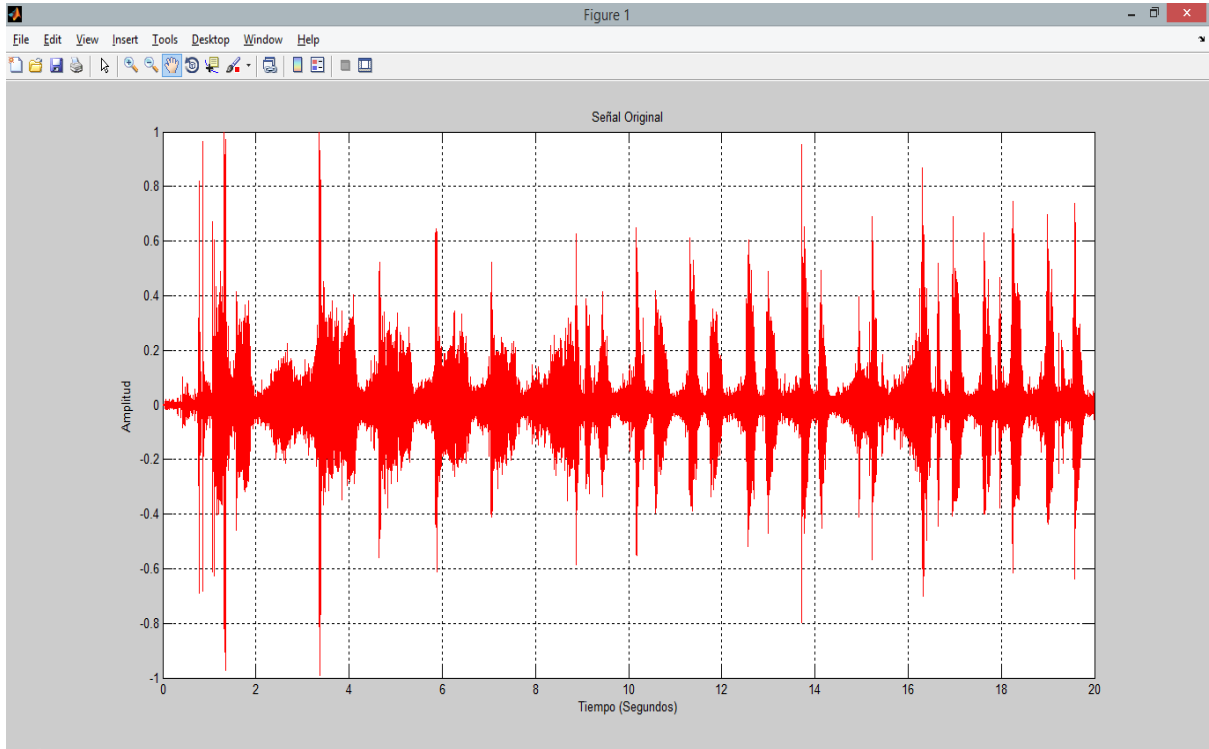
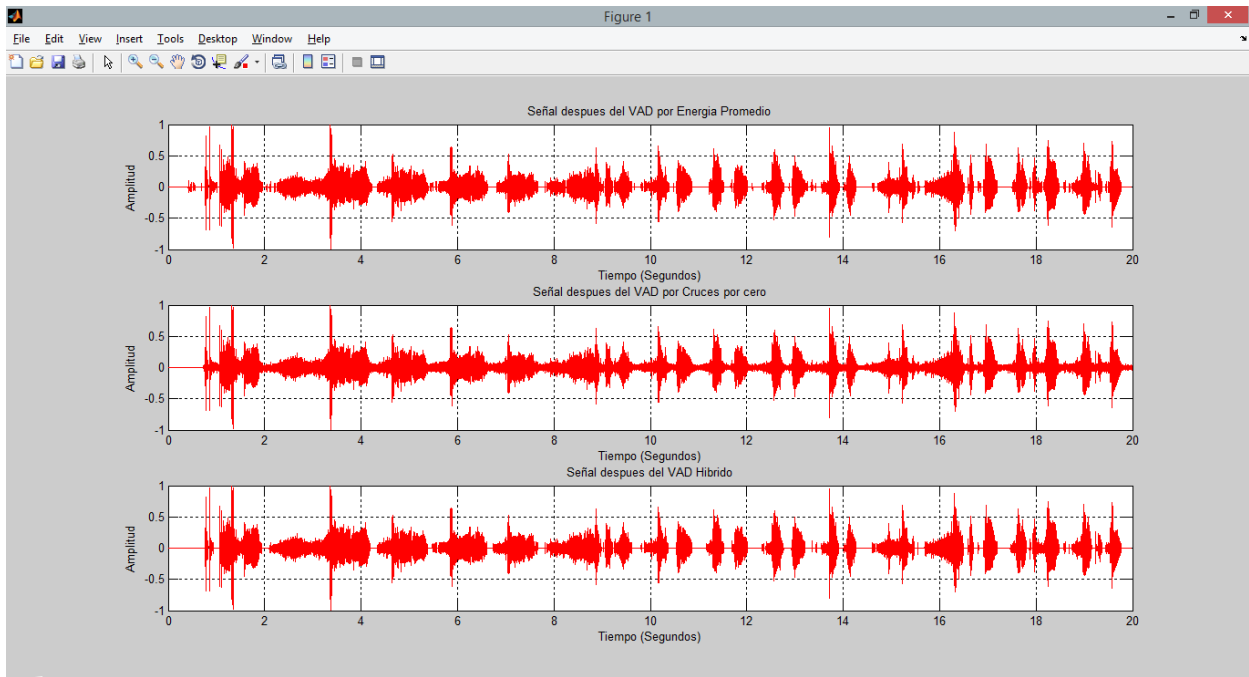


Figura 4. 2 Señal Original en Matlab®

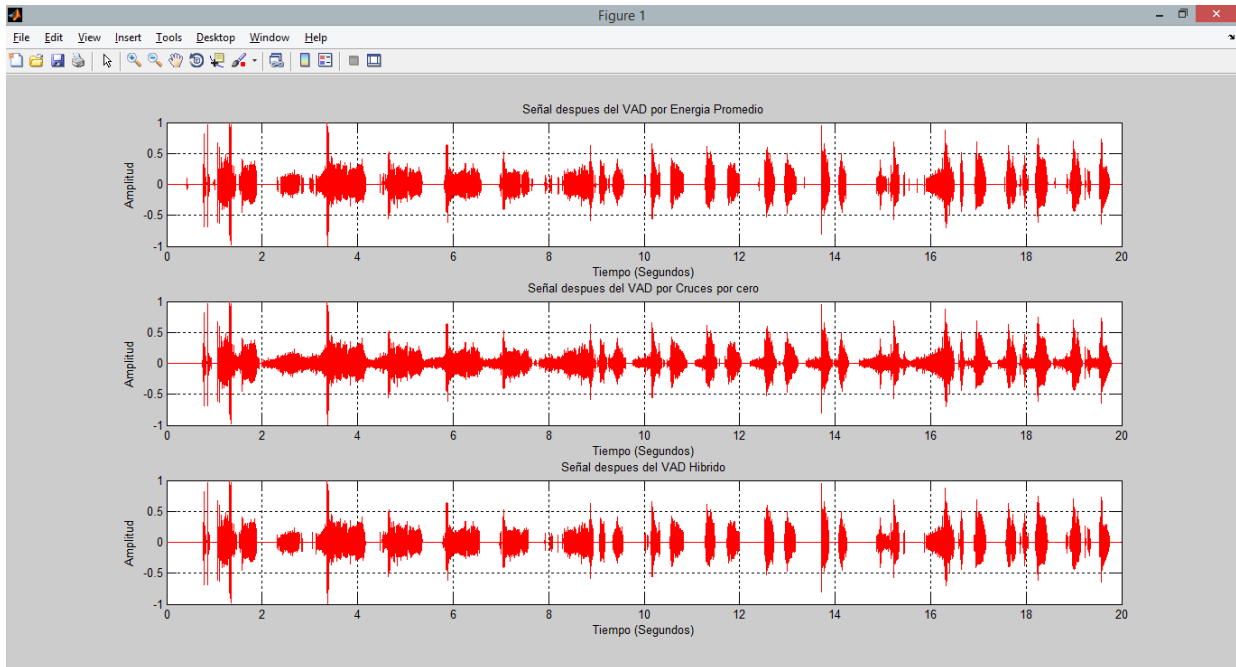
Esta señal muestra la suma de la señal deseada y un ruido adherido a ella desde el momento de la grabación.

A continuación, en la Figura 4.3 se presentan los resultados de procesar la señal original en el VAD, ilustrará los momentos de no voz conocidos como momentos de ruido, para con ellos buscar obtener el vector de ruido deseado que se correlacione con la señal.

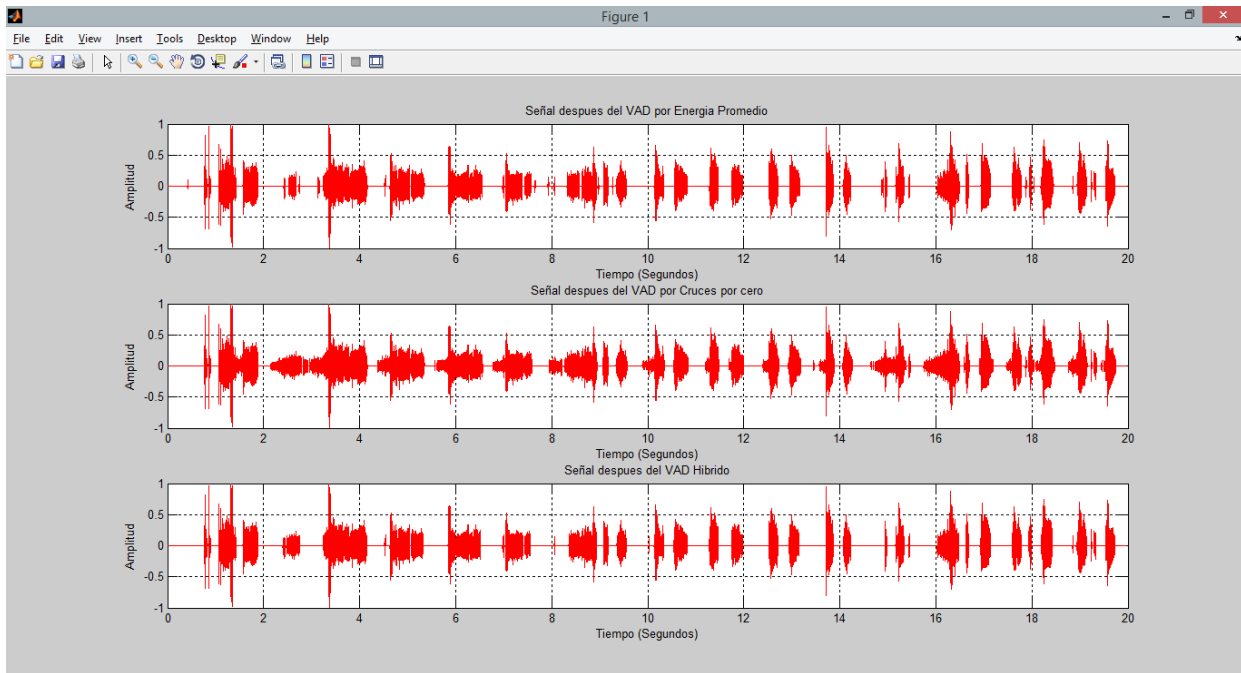
Procesamiento digital de señales aplicado a la minimización de ruido en señales de voz pregrabadas



a)



b)



c)

Figura 4. 3 Señales a la salida del VAD para los diferentes esquemas con diferentes valores de μ . a) $\mu=0,1$ b) $\mu=0,3$ c) $\mu=0,5$.

En los tres casos podemos observar que para las gráficas con las diferentes configuraciones del VAD a distintos valores de μ , a medida que crece μ , el ruido extraído es mayor, pero también se van partes de voz (espacios en blanco en medio de la señal) lo cual no es bueno para el sistema.

Escuchando las respuestas del VAD nos damos cuenta que por la naturaleza de la grabación original se nos meten ciertos ruidos que tienen la energía promedio y cruces por ceros equivalentes a la naturaleza de la voz por lo que se recurrió a hacer una segregación de ruido de forma directa, escuchando la grabación y separando de ella los instantes de voz y no voz.

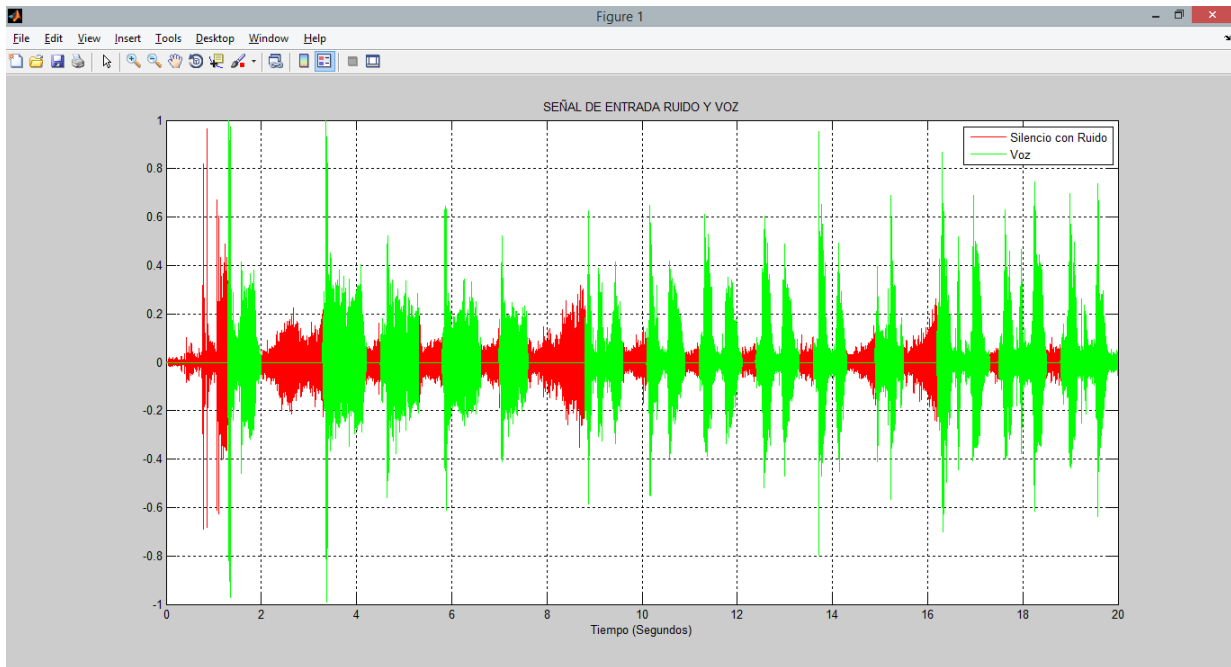


Figura 4. 4 Separación de instantes de voz y de instantes de silencios y ruido

La Figura 4.4 representa esta separación de voz y no voz (silencios y ruidos), con ella se obtendrá el vector de ruido final, necesario en el filtro adaptativo. Este vector será el resultado de sustituir un espacio de silencio o ruido en todos los espacios de Voz, para ello se procede con la selección de un instante de ruido que abarque un buen periodo de tiempo y una amplitud que contenga un espectro sólido para garantizar la mayor existencia de ruido en ese lapso. Gráficamente se obtiene y selecciona el segundo instante de ruido (después del segundo 2 de grabación), este se sustituye en todos los instantes de voz obteniendo un vector de ruido.

La Figura 4.5 muestra el resultado de sustituir todos los espacios o instantes de voz con el ruido seleccionado, en ella se tiene claramente nuestro VECTOR DE RUIDO que estará correlacionado con la señal original.

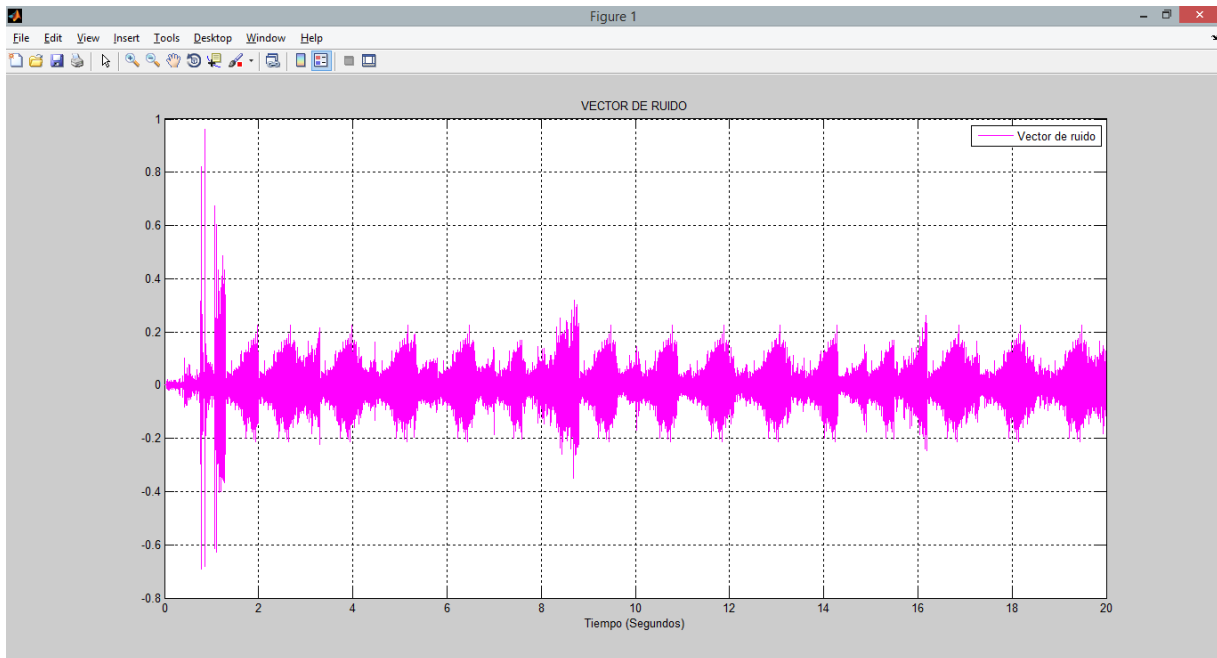


Figura 4. 5 Vector de Ruido

4.2.2 Análisis Filtro Adaptativo con Algoritmo LMS

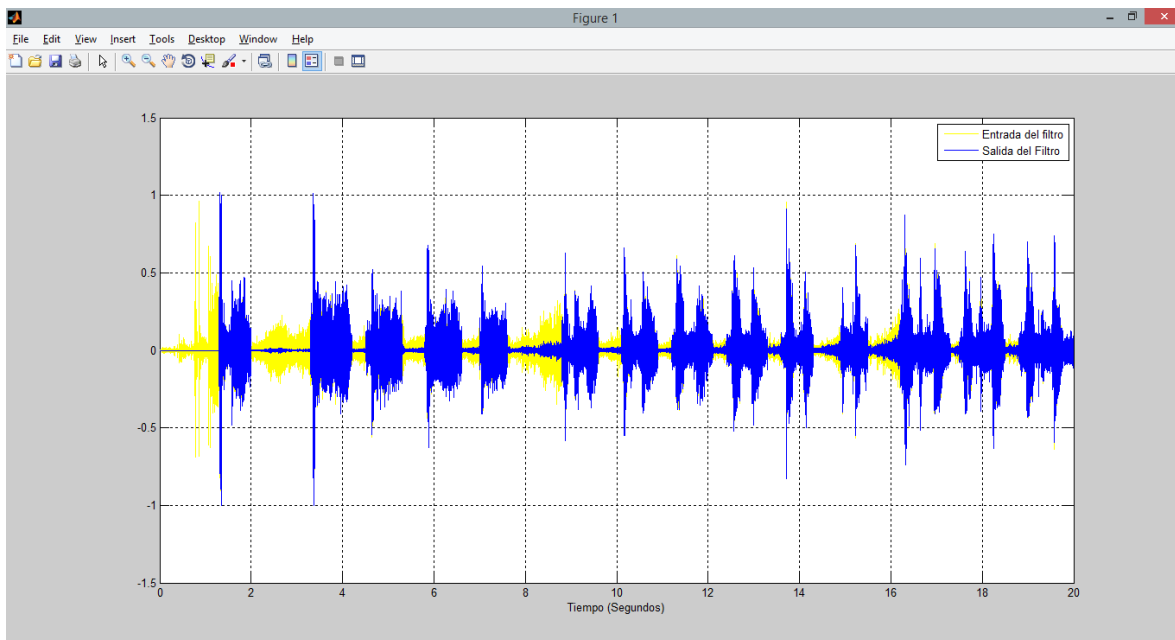
Con el vector de ruido establecido se procede a evaluar y analizar el filtro adaptativo, en primera instancia este análisis se hará con el algoritmo LMS, para ello evaluaremos LMS con el valor de coeficientes u orden del filtro Q fijo y el factor de aprendizaje o tamaño del paso μ variable, luego, una segunda evaluación se hará dejando fijo μ y variando Q .

4.2.2.1 Algoritmo LMS: Q fijo y μ Variable

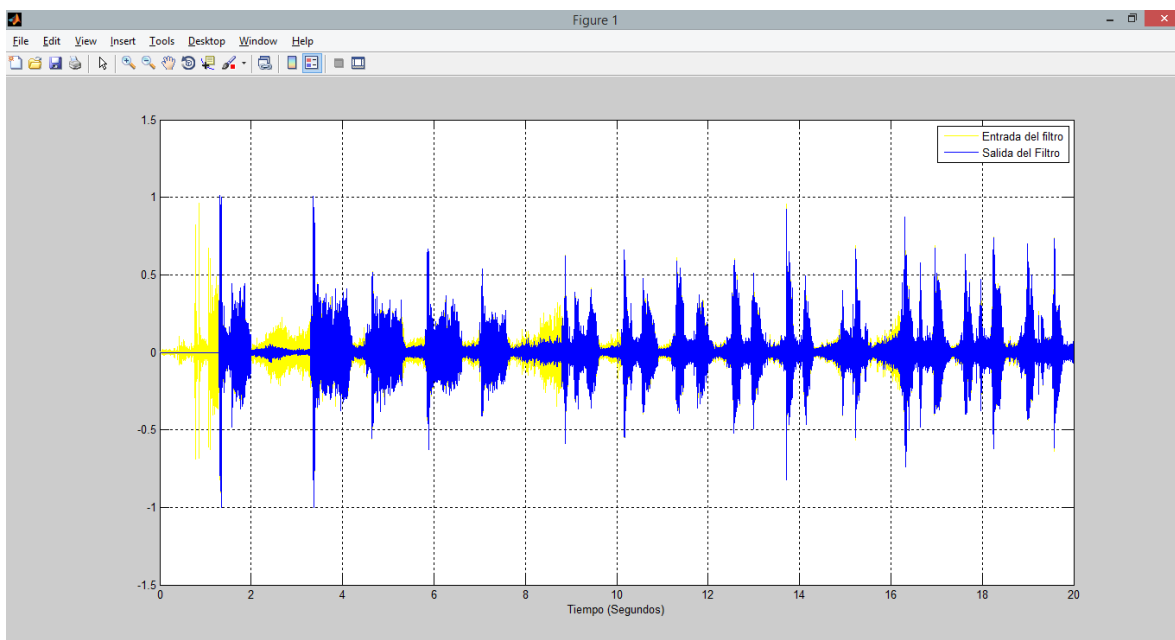
En este caso observaremos las gráficas de la señal original (señal de voz + señal de ruido) que es una entrada del filtro y sobrepuesta se observará la señal de salida del filtro (señal sin ruido) para diferentes valores de μ . En cada caso que se realiza este procedimiento se halla también una potencia de ruido promedio que se elimina al procesar la señal.

Las siguientes figuras se realizan con un valor Q definido en 500 ya que es un número de coeficientes del filtro considerable para obtener un resultado consistente y no requiere mucha carga computacional para su simulación.

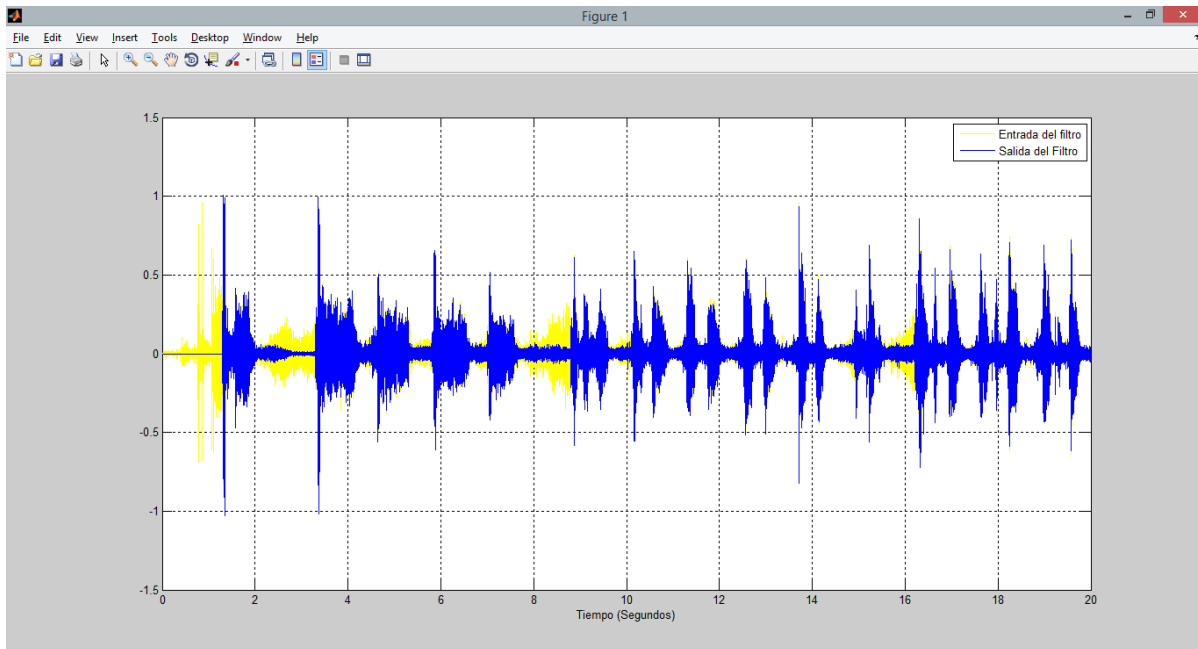
La figura 4.6 evidencia los resultados para $Q=500$ variando los valores de μ . En color amarillo se presenta la señal de entrada al filtro, señal de voz con ruido y en color azul se señalara la salida del filtro, señal de voz sin ruido o interferencias.



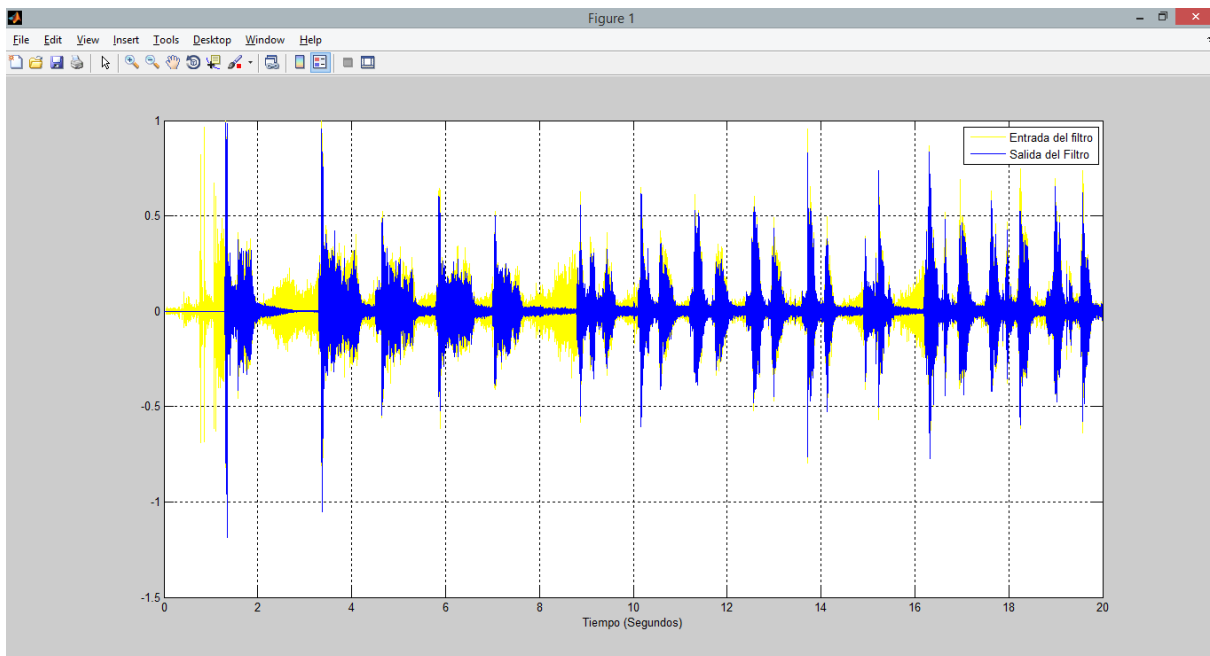
a)



b)



c)



d)

Figura 4. 6 Señal de entrada y señal de salida del filtro con algoritmo LMS con $Q=500$ y μ variable. a) $\mu=0,0001$; b) $\mu=0,001$; c) $\mu=0,01$; d) $\mu=0,1$

La idea fundamental es ver a la salida de nuestro filtro la señal de voz, señal azul, sin ninguna interferencia.

Además de ver que se ha podido aislar la voz de las interferencias de una forma eficiente, se ha podido comprobar de una forma sonora, mediante la ejecución del



sonido resultante, que las interferencias han desaparecido sin dañar la señal original de voz.

μ/Q	500
0.0001	0.001404481354860
0.001	0,000887710992233
0.01	0,000944276656843
0.1	0.002173672952477

Tabla 4. 1 Potencia de Ruido para diferentes valores de μ con Q fijo

La Tabla 4.1 recopila los valores de potencia de ruido promedio para cada simulación del sistema con el algoritmo LMS variando μ y con Q fijo igual a 500.

De estas gráficas y de su potencia promedio podemos decir que la potencia de ruido a μ bajos y altos crece, con la diferencia de que interviene en el primer caso sobre los momentos de silencio y en el segundo caso, μ altos, sobre los momentos de voz.

Entre las cuatro graficas encontramos que eliminamos mayor parte de ruido en los puntos $\mu=0,0001$ y $\mu=0,1$ donde la potencia de ruido es mayor.

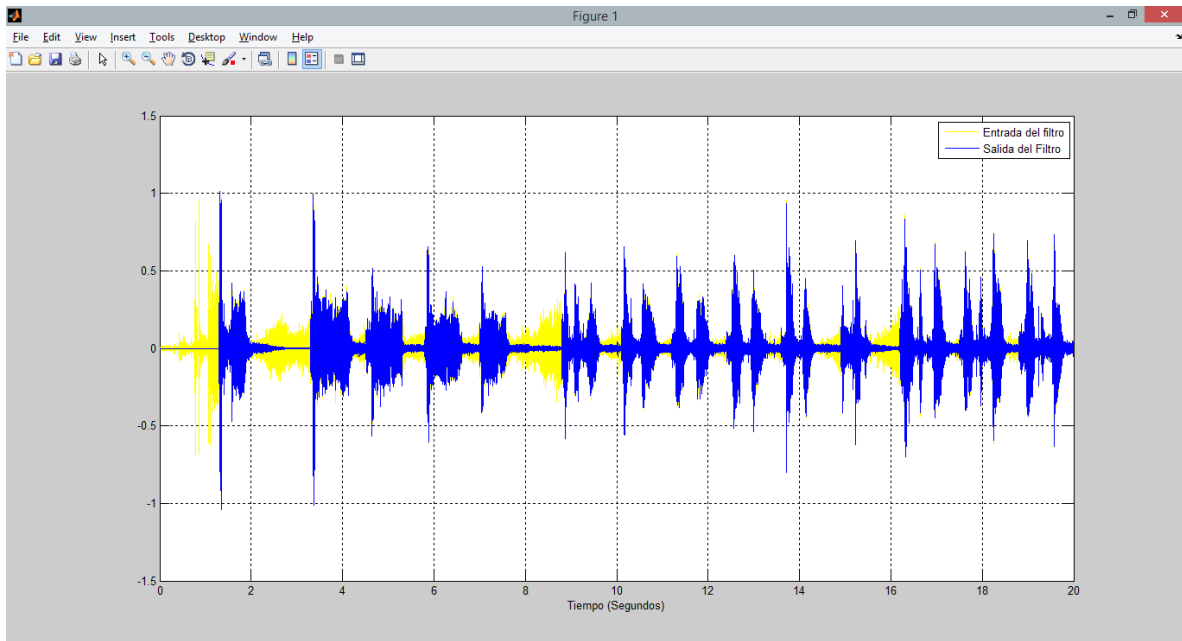
Para poder hacer un análisis más profundo y eficiente, pasaremos a la segunda evaluación del algoritmo LMS donde fijaremos μ en un valor y variaremos el valor de Q.

4.2.2.2 Algoritmo LMS: Q variable y μ Fijo

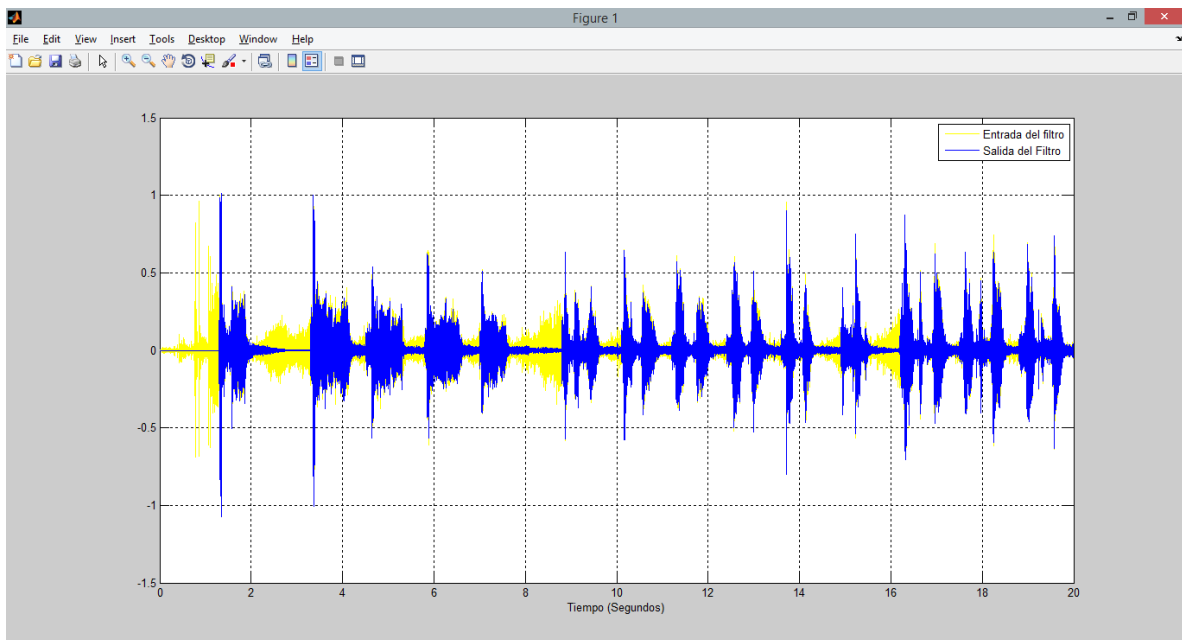
En este caso obtendremos las gráficas de la señal original (señal de voz + señal de ruido) y sobrepuesta se observará la señal de salida del filtro (señal sin ruido) para diferentes valores de Q. En cada caso que se realiza este procedimiento se halla también una potencia de ruido promedio que se elimina al procesar la señal.

Las siguientes figuras se realizan con un valor μ definido en 0.01 dado su buen desempeño en el ejercicio anterior.

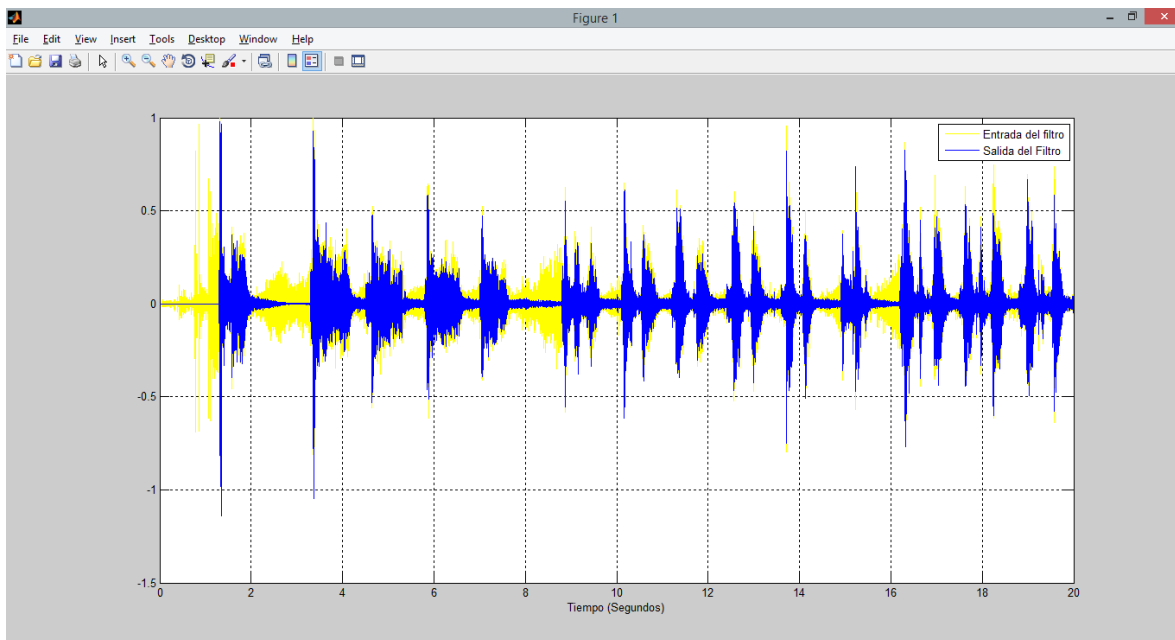
La figura 4.7 evidencia los resultados para $\mu=0.01$ variando los valores de Q. En color amarillo se presenta la señal de entada al filtro, señal de voz con ruido y en color azul se señalara la salida del filtro, señal de voz sin ruido o interferencias.



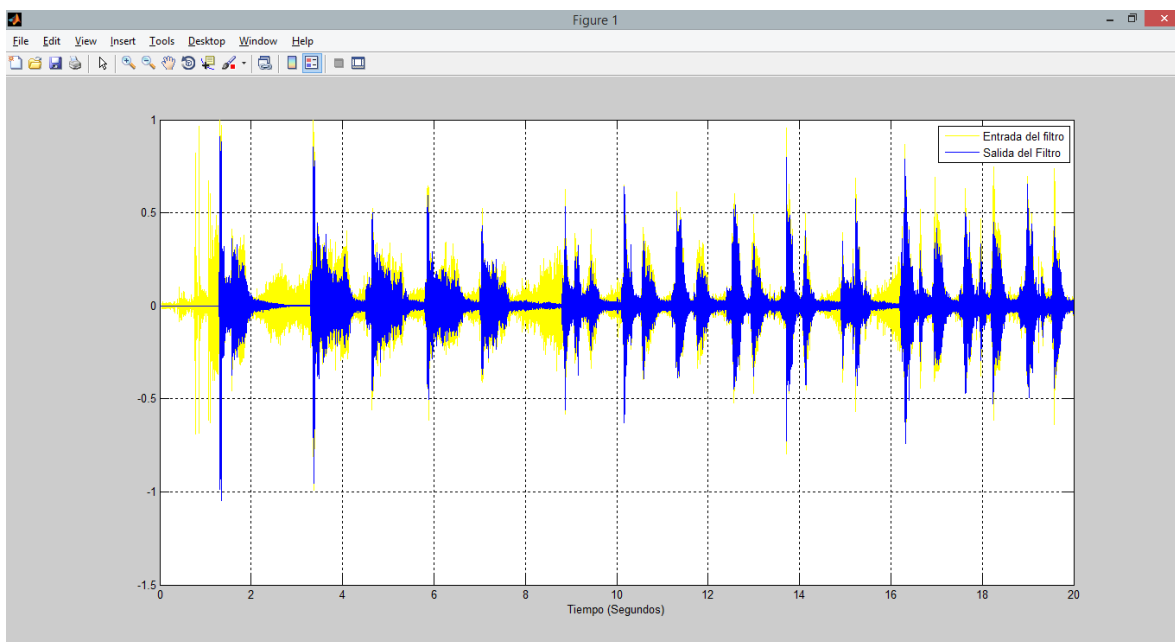
a)



b)



c)



d)

Figura 4. 7 Señal de entrada y señal de salida del filtro con algoritmo LMS con $\mu=0.01$ y Q variable. a) $Q=50$; b) $Q=200$; c) $Q=800$; d) $Q=1000$



μ/Q	50	200	800	1000
0.01	0,0009812073079	0,001445362885	0,002372920271	0,003008618001

Tabla 4. 2 Potencia de Ruido para diferentes valores de Q con μ fijo

De la anterior tabla podemos ver que a medida que se aumenta el orden del filtro, es decir, el número de coeficientes Q, la potencia de ruido promedio filtrada es mayor, lo que indica un mejor resultado en el proceso de filtrado de la señal.

Como gráficamente es difícil sacar conclusiones para el análisis en este caso, ampliaremos la tabla aumentando el número de iteraciones para valores de Q y μ y así obtener un estudio y análisis más acertado.

En la Tabla 4.3 (Ver Apéndice A) se recopilan los valores de potencia de ruido promedio al variar Q y μ , de ella podemos inducir que nuestro algoritmo adaptativo funciona bien para unos determinados valores de factor de aprendizaje μ . Pero en el caso de que dicho valor se escoja muy grande, puede no converger o en el caso que se escoja un valor muy pequeño, no será capaz de eliminar las interferencias ya que no se ajustará a ellas (o lo haría en el infinito, si tiene muestras suficientes para ello). Por tanto, μ es un factor crítico en cuanto a convergencia y a velocidad de convergencia.

También podemos apreciar en la Tabla 4.3 que si añadimos más coeficientes a nuestro sistema (Q más grande), más rápido es capaz de converger y por tanto, más pequeño podemos escoger μ (factor de aprendizaje).

Este fenómeno también se puede apreciar de una forma muy clara mediante sonido. Se ha comprobado que contra más coeficientes se apliquen, más rápido se van eliminando las interferencias y el ruido.



LMS	me=0.001	me=0.001	me=0.002	me=0.003	me=0.004	me=0.005	me=0.006	me=0.007	me=0.008	me=0.009	me=0.010	me=0.011	me=0.012	me=0.013	me=0.014	me=0.015	me=0.016	me=0.017	me=0.018	me=0.019	me=0.020	me=0.1
0-50	0.001875	0.001875	0.001875	0.001875	0.001875	0.001875	0.001875	0.001875	0.001875	0.001875	0.001875	0.001875	0.001875	0.001875	0.001875	0.001875	0.001875	0.001875	0.001875	0.001875	0.001875	0.001875
0-100	0.00186879	0.00186872	0.001879	0.001877	0.001876	0.001876	0.001877	0.001877	0.001877	0.001878	0.001878	0.001879	0.001879	0.001879	0.001880	0.001881	0.001882	0.001882	0.001883	0.001883	0.001884	0.001884
0-150	0.00186178	0.001871	0.001878	0.001877	0.001876	0.001876	0.001877	0.001877	0.001878	0.001878	0.001879	0.001879	0.001880	0.001880	0.001881	0.001881	0.001882	0.001882	0.001883	0.001883	0.001884	0.001884
0-200	0.00185649	0.0018726	0.001878	0.001879	0.001879	0.001879	0.001880	0.001881	0.001881	0.001882	0.001883	0.001883	0.001884	0.001884	0.001885	0.001885	0.001886	0.001886	0.001887	0.001887	0.001888	0.001888
0-250	0.00185366	0.001875	0.001879	0.001879	0.001879	0.001880	0.001881	0.001882	0.001883	0.001884	0.001885	0.001885	0.001886	0.001886	0.001887	0.001887	0.001888	0.001888	0.001889	0.001889	0.001890	0.001890
0-300	0.00185161	0.001876	0.001878	0.001878	0.001878	0.001879	0.001880	0.001881	0.001881	0.001882	0.001883	0.001883	0.001884	0.001884	0.001885	0.001885	0.001886	0.001886	0.001887	0.001887	0.001888	0.001888
0-350	0.00184924	0.0018758	0.001878	0.001878	0.001878	0.001879	0.001880	0.001881	0.001881	0.001882	0.001883	0.001883	0.001884	0.001884	0.001885	0.001885	0.001886	0.001886	0.001887	0.001887	0.001888	0.001888
0-400	0.00184754	0.0018752	0.001878	0.001878	0.001878	0.001879	0.001880	0.001881	0.001881	0.001882	0.001883	0.001883	0.001884	0.001884	0.001885	0.001885	0.001886	0.001886	0.001887	0.001887	0.001888	0.001888
0-450	0.00184607	0.0018748	0.001878	0.001878	0.001878	0.001879	0.001880	0.001881	0.001881	0.001882	0.001883	0.001883	0.001884	0.001884	0.001885	0.001885	0.001886	0.001886	0.001887	0.001887	0.001888	0.001888
0-500	0.00184461	0.0018747	0.001878	0.001878	0.001878	0.001879	0.001880	0.001881	0.001881	0.001882	0.001883	0.001883	0.001884	0.001884	0.001885	0.001885	0.001886	0.001886	0.001887	0.001887	0.001888	0.001888
0-550	0.00184409	0.0018746	0.001878	0.001878	0.001878	0.001879	0.001880	0.001881	0.001881	0.001882	0.001883	0.001883	0.001884	0.001884	0.001885	0.001885	0.001886	0.001886	0.001887	0.001887	0.001888	0.001888
0-600	0.00184363	0.0018745	0.001878	0.001878	0.001878	0.001879	0.001880	0.001881	0.001881	0.001882	0.001883	0.001883	0.001884	0.001884	0.001885	0.001885	0.001886	0.001886	0.001887	0.001887	0.001888	0.001888
0-650	0.00184333	0.0018744	0.001878	0.001878	0.001878	0.001879	0.001880	0.001881	0.001881	0.001882	0.001883	0.001883	0.001884	0.001884	0.001885	0.001885	0.001886	0.001886	0.001887	0.001887	0.001888	0.001888
0-700	0.00184302	0.0018743	0.001878	0.001878	0.001878	0.001879	0.001880	0.001881	0.001881	0.001882	0.001883	0.001883	0.001884	0.001884	0.001885	0.001885	0.001886	0.001886	0.001887	0.001887	0.001888	0.001888
0-750	0.00184278	0.0018742	0.001878	0.001878	0.001878	0.001879	0.001880	0.001881	0.001881	0.001882	0.001883	0.001883	0.001884	0.001884	0.001885	0.001885	0.001886	0.001886	0.001887	0.001887	0.001888	0.001888
0-800	0.00184258	0.0018741	0.001878	0.001878	0.001878	0.001879	0.001880	0.001881	0.001881	0.001882	0.001883	0.001883	0.001884	0.001884	0.001885	0.001885	0.001886	0.001886	0.001887	0.001887	0.001888	0.001888
0-850	0.00184236	0.0018740	0.001878	0.001878	0.001878	0.001879	0.001880	0.001881	0.001881	0.001882	0.001883	0.001883	0.001884	0.001884	0.001885	0.001885	0.001886	0.001886	0.001887	0.001887	0.001888	0.001888
0-900	0.00184216	0.0018739	0.001878	0.001878	0.001878	0.001879	0.001880	0.001881	0.001881	0.001882	0.001883	0.001883	0.001884	0.001884	0.001885	0.001885	0.001886	0.001886	0.001887	0.001887	0.001888	0.001888
0-1000	0.00184195	0.0018738	0.001878	0.001878	0.001878	0.001879	0.001880	0.001881	0.001881	0.001882	0.001883	0.001883	0.001884	0.001884	0.001885	0.001885	0.001886	0.001886	0.001887	0.001887	0.001888	0.001888

Tabla 4. 3 Potencia de Ruido para diferentes valores de Q y μ



En este punto, es importante comentar que el aumento de coeficientes (Q) implica más carga computacional. En todo caso, y en cuanto a compromiso, este es otro factor crítico que nos podemos encontrar en algoritmo si aumentamos excesivamente los coeficientes de nuestro sistema adaptativo.

También se ha visto anteriormente, que con una $Q=200$ es más que suficiente para poder eliminar las interferencias si se escoge el factor de aprendizaje adecuado (μ adecuado).

Otra forma de interpretar la Tabla 4.3 sería graficando sus valores, es decir interpretar gráficamente la potencia de ruido promedio con diferentes valores de Q , dicho análisis se presenta a continuación:

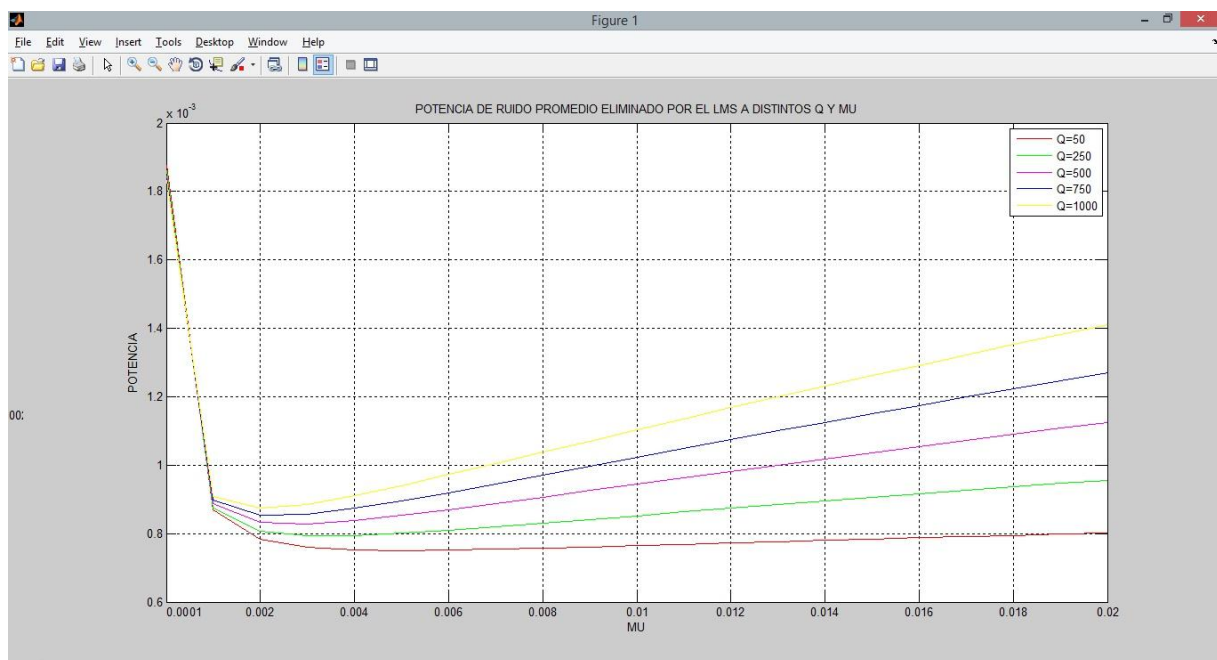


Figura 4. 8 Potencia de Ruido a distintos μ y Q

Como se evidencia en la Figura 4.8 a medida que mayor sean los valores de Q mayor será la potencia de ruido promedio, significa que mayor correlación hay entre ésta señal y la señal original, así que más ruido eliminará y mejor será el resultado del filtrado.

En resumen, para cada caso práctico se deberían adaptar los parámetros críticos del algoritmo para buscar la respuesta del sistema que más nos pueda interesar.

4.2.3 Análisis Filtro Adaptativo con Algoritmo NLMS

Igual que el filtro adaptativo LMS al obtener el vector de ruido, se procede a evaluar y analizar el filtro adaptativo, en primera instancia este análisis se hará con el valor de coeficientes u orden del filtro Q fijo y el factor de aprendizaje o tamaño del paso α variable, luego, una segunda evaluación se hará dejando fijo α y variando Q .

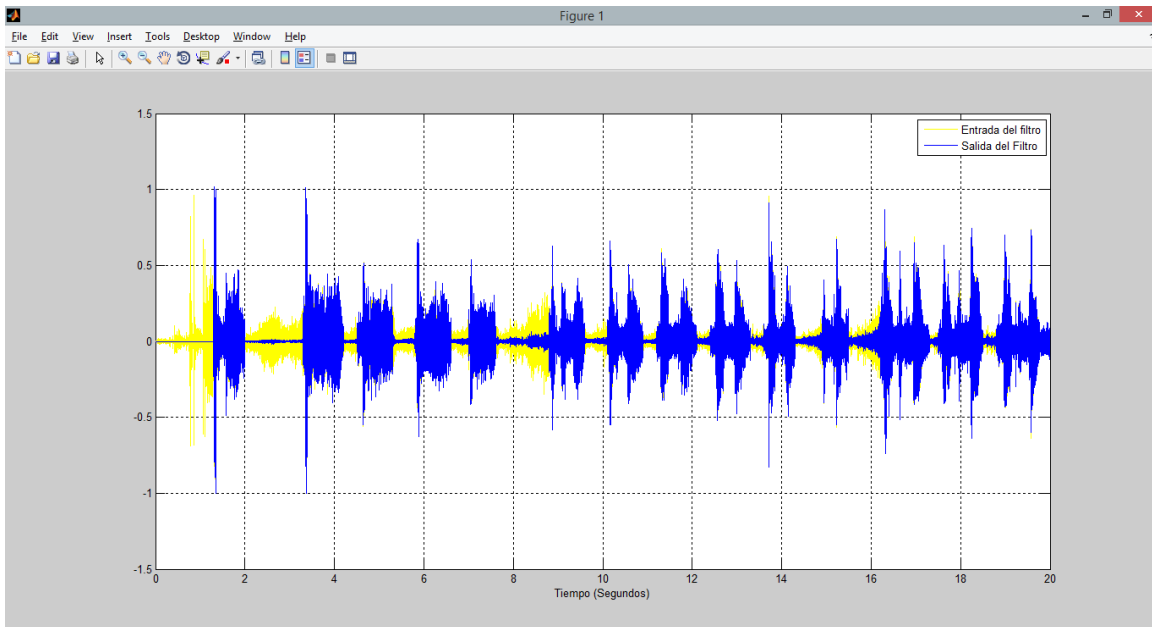


4.2.3.1 Algoritmo NLMS: Q fijo y α Variable

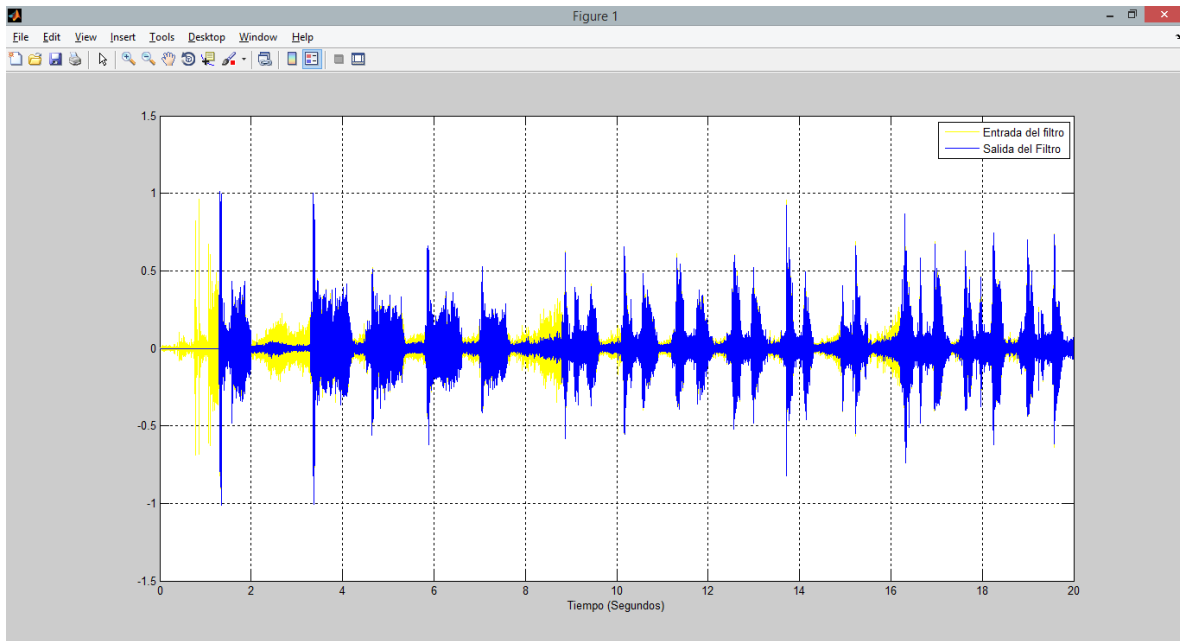
En este caso observaremos las gráficas de la señal original (señal de voz + señal de ruido) que es una entrada del filtro y sobrepuesta se observará la señal de salida del filtro (señal sin ruido) para diferentes valores de α . En cada caso que se realiza este procedimiento se halla también una potencia de ruido promedio que se elimina al procesar la señal.

Al igual que con el algoritmo LMS, las siguientes figuras se realizan con un valor Q definido en 500 ya que es un número de coeficientes del filtro considerable para obtener un resultado consistente y no requiere mucha carga computacional para su simulación.

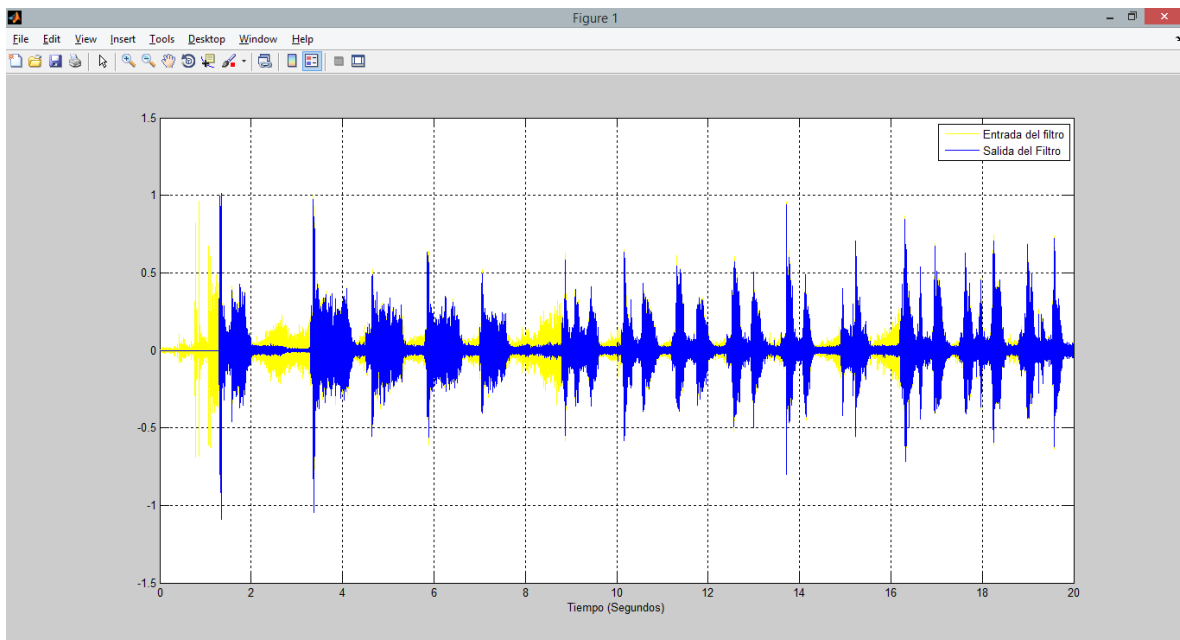
La figura 4.9 evidencia los resultados para $Q=500$ variando los valores de α . En color amarillo se presenta la señal de entrada al filtro, señal de voz con ruido y en color azul se señalará la salida del filtro, señal de voz sin ruido o interferencias.



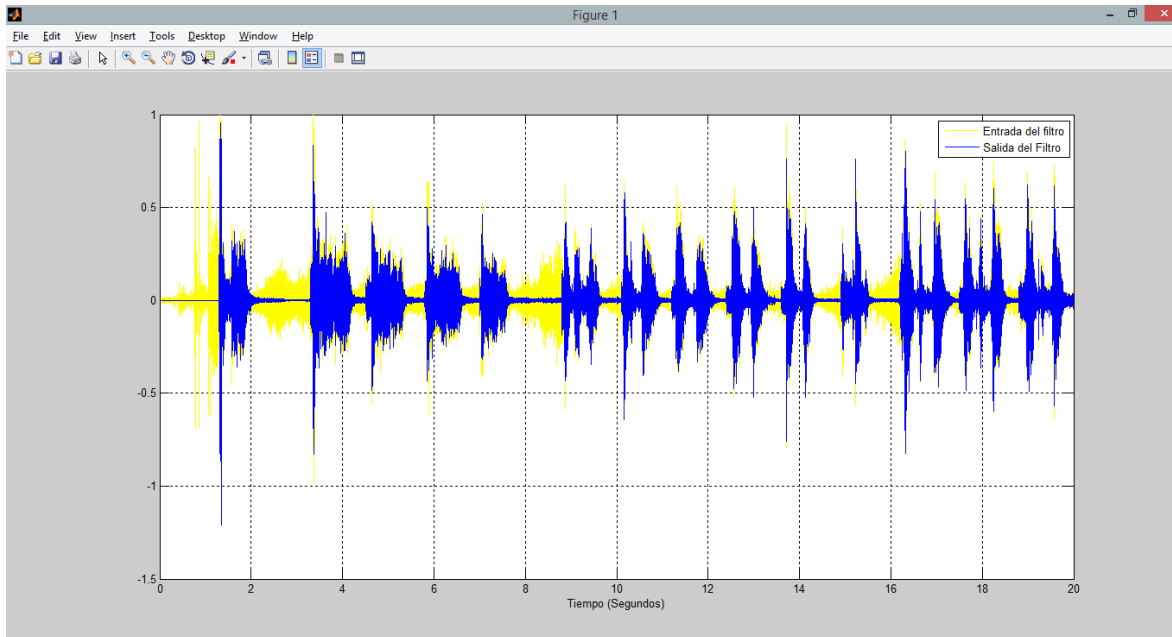
a)



b)



c)



d)

Figura 4. 9 Señal de entrada y señal de salida del filtro con algoritmo NLMS con $Q=500$ y α variable. a) $\alpha = 0,0001$; b) $\alpha = 0,001$; c) $\alpha = 0,01$; d) $\alpha = 0,1$

Como con el algoritmo NMLS, la idea fundamental es ver a la salida de nuestro filtro la señal de voz, señal azul, sin ninguna interferencia.

Además de ver que se ha podido aislar la voz de las interferencias de una forma eficiente, se ha podido comprobar de una forma sonora, mediante la ejecución del sonido resultante, que las interferencias han desaparecido sin dañar la señal original de voz.

La Tabla 4.4 recopila los valores de potencia de ruido promedio para cada simulación del sistema con el algoritmo NLMS variando α y con Q fijo igual a 500.

α/Q	500
0.0001	0,00013897100076798
0.001	0,00092827957839173
0.01	0,00113635380716800
0.1	0,00289852918336161

Tabla 4. 4 Potencia de Ruido para diferentes valores de α con Q fijo

De estas gráficas y de su potencia promedio podemos decir que la potencia de ruido crece con valores de α altos, por lo que tendrá una mayor correlación con la señal de entrada y así eliminará mayor cantidad de ruido efectuando un mejor filtrado



Entre las cuatro graficas encontramos que eliminamos mayor parte de ruido en el punto $\alpha=0,1$ donde la potencia de ruido es mayor.

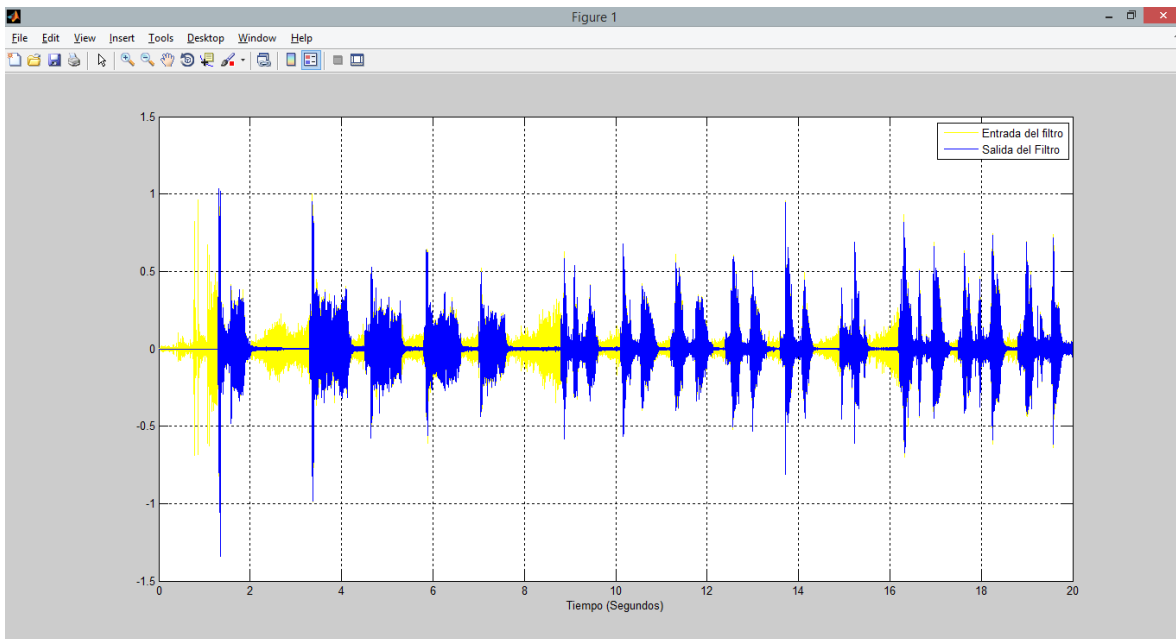
Para poder hacer un análisis más profundo y eficiente, pasaremos a la segunda evaluación del algoritmo NLMS donde fijaremos α en un valor y variaremos el valor de Q .

4.2.3.2 Algoritmo NLMS: Q variable y α Fijo

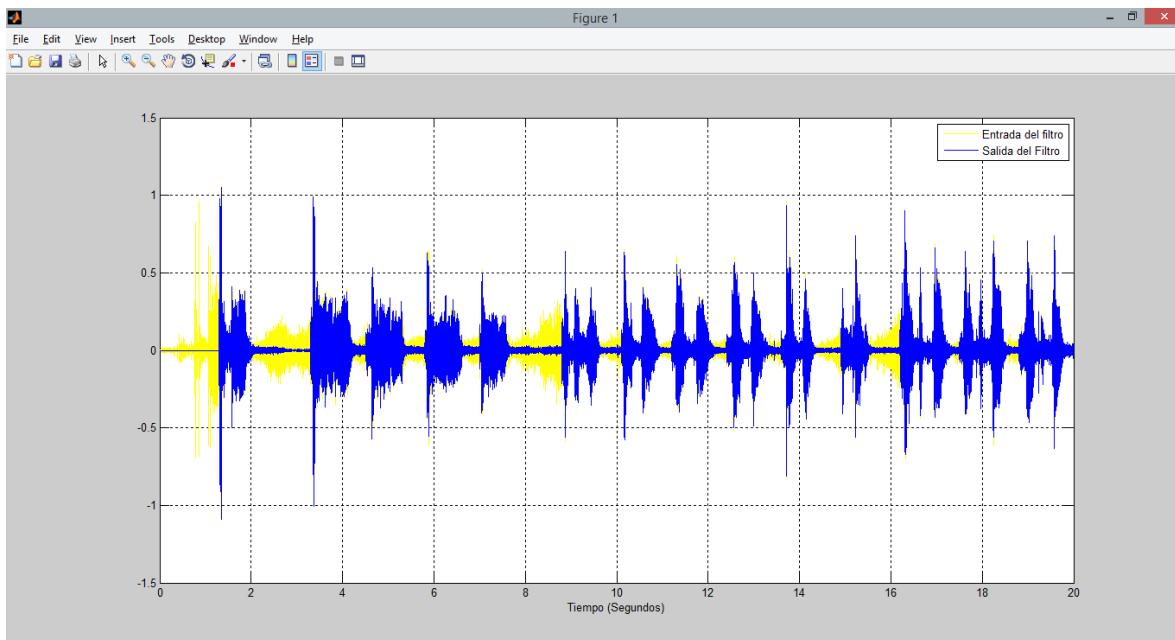
En este caso obtendremos las gráficas de la señal original (señal de voz + señal de ruido) y sobrepuesta se observará la señal de salida del filtro (señal sin ruido) para diferentes valores de Q . En cada caso que se realiza este procedimiento se halla también una potencia de ruido promedio que se elimina al procesar la señal.

Las siguientes figuras se realizan con un valor α definido en 0.01 dado su buen desempeño en el ejercicio anterior.

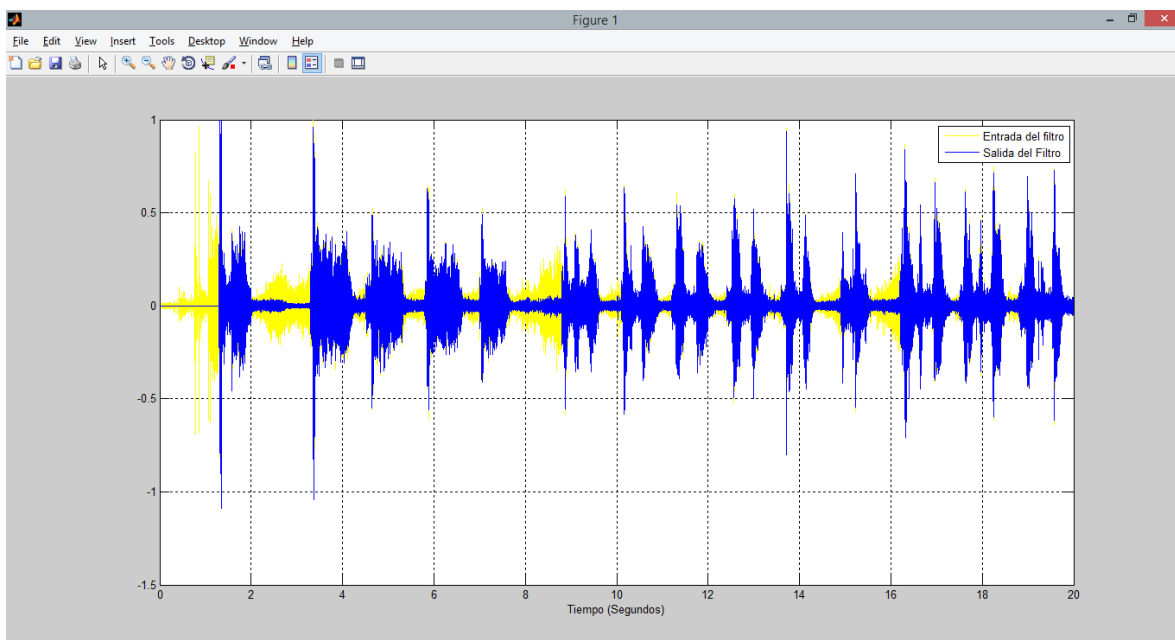
La figura 4.10 evidencia los resultados para $\alpha=0.01$ variando los valores de Q . En color amarillo se presenta la señal de entrada al filtro, señal de voz con ruido y en color azul se señalara la salida del filtro, señal de voz sin ruido o interferencias.



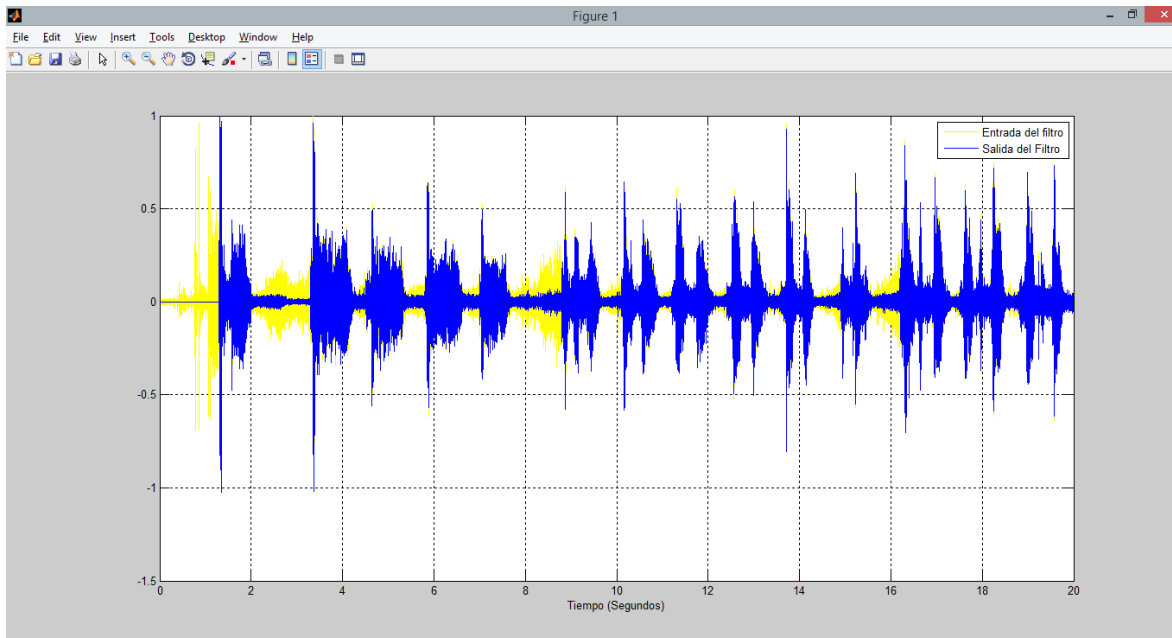
a)



b)



c)



d)

Figura 4. 10 Señal de entrada y señal de salida del filtro con algoritmo NLMS con $\alpha=0.01$ y Q variable. a) Q=50; b) Q=200; c) Q=600;d) Q=1000

α/Q	50	200	800	1000
0.01	0,0011575719349	0,0011307519789	0,00112372920	0,0011455360246

Tabla 4. 5 Potencia de Ruido para diferentes valores de Q con α fijo

De la anterior tabla podemos ver que a medida que se aumenta el orden del filtro, es decir, el número de coeficientes Q, la potencia de ruido promedio filtrada es mayor, lo que indica un mejor resultado en el proceso de filtrado de la señal. Este resultado casi imperceptible con solo 4 datos por lo que es difícil sacar conclusiones para el análisis, ampliaremos la tabla aumentando el número de iteraciones para valores de Q y α y así obtener un estudio y análisis más acertado.



NLMS	$\alpha=0.0001$	$\alpha=0.001$	$\alpha=0.002$	$\alpha=0.003$	$\alpha=0.004$	$\alpha=0.005$	$\alpha=0.006$	$\alpha=0.007$	$\alpha=0.008$	$\alpha=0.009$	$\alpha=0.010$	$\alpha=0.011$	$\alpha=0.012$	$\alpha=0.013$	$\alpha=0.014$	$\alpha=0.015$	$\alpha=0.016$	$\alpha=0.017$	$\alpha=0.018$	$\alpha=0.019$	$\alpha=0.020$	$\alpha=0.1$
Q=50	0.00087555	0.0008354	0.00089	0.00093	0.00097	0.00101	0.00104	0.00107	0.00111	0.00113	0.00116	0.00119	0.00121	0.00124	0.00127	0.00129	0.00132	0.00134	0.00137	0.00139	0.00142	0.0028659
Q=100	0.00087555	0.000832	0.00087	0.00091	0.00095	0.00099	0.00102	0.00105	0.00108	0.00111	0.00114	0.00117	0.0012	0.00122	0.00125	0.00128	0.0013	0.00133	0.00135	0.00138	0.0014	0.0028612
Q=150	0.00088623	0.0008473	0.00088	0.00092	0.00095	0.00099	0.00102	0.00105	0.00108	0.00111	0.00114	0.00117	0.0012	0.00122	0.00125	0.00128	0.0013	0.00133	0.00136	0.00138	0.00141	0.0028693
Q=200	0.0008844	0.0008514	0.00088	0.00092	0.00095	0.00098	0.00101	0.00104	0.00107	0.0011	0.00113	0.00116	0.00119	0.00121	0.00124	0.00127	0.00129	0.00132	0.00135	0.00137	0.0014	0.0028697
Q=250	0.0011533	0.000836	0.00088	0.00091	0.00094	0.00097	0.00101	0.00104	0.00106	0.00109	0.00112	0.00115	0.00118	0.0012	0.00123	0.00125	0.00128	0.00131	0.00133	0.00136	0.00138	0.0028334
Q=300	0.00121231	0.0008711	0.00088	0.00091	0.00094	0.00098	0.00101	0.00103	0.00106	0.00109	0.00112	0.00115	0.00117	0.0012	0.00122	0.00125	0.00128	0.0013	0.00133	0.00135	0.00137	0.0028763
Q=350	0.0012653	0.000867	0.00089	0.00092	0.00095	0.00098	0.00101	0.00104	0.00107	0.0011	0.00113	0.00116	0.00118	0.00121	0.00123	0.00125	0.00129	0.00131	0.00133	0.00136	0.00138	0.0028628
Q=400	0.0012362	0.0009015	0.0009	0.00093	0.00096	0.00099	0.00102	0.00105	0.00108	0.00111	0.00113	0.00116	0.00118	0.00121	0.00124	0.00125	0.00129	0.00131	0.00134	0.00136	0.00138	0.0028741
Q=450	0.0013064	0.0009314	0.00091	0.00093	0.00096	0.00099	0.00102	0.00105	0.00108	0.00111	0.00113	0.00116	0.00119	0.00121	0.00124	0.00125	0.00129	0.00131	0.00134	0.00136	0.00139	0.0028652
Q=500	0.0013613	0.0009283	0.00091	0.00094	0.00096	0.00099	0.00102	0.00105	0.00108	0.00111	0.00114	0.00116	0.00119	0.00122	0.00124	0.00127	0.00129	0.00132	0.00134	0.00137	0.00139	0.0028625
Q=550	0.00138371	0.0009422	0.00092	0.00094	0.00097	0.00101	0.00103	0.00105	0.00108	0.00111	0.00114	0.00117	0.00119	0.00122	0.00124	0.00127	0.0013	0.00132	0.00135	0.00137	0.0014	0.0028685
Q=600	0.0014143	0.0009564	0.00093	0.00095	0.00097	0.00101	0.00103	0.00106	0.00108	0.00111	0.00114	0.00117	0.00119	0.00122	0.00124	0.00127	0.00129	0.00132	0.00134	0.00137	0.00139	0.0028658
Q=650	0.00143231	0.0009688	0.00094	0.00095	0.00098	0.00101	0.00103	0.00106	0.00109	0.00111	0.00114	0.00117	0.00119	0.00122	0.00124	0.00127	0.00129	0.00132	0.00134	0.00137	0.00139	0.0028901
Q=700	0.00145284	0.0009812	0.00095	0.00096	0.00098	0.00101	0.00103	0.00106	0.00109	0.00111	0.00114	0.00117	0.00119	0.00122	0.00124	0.00127	0.0013	0.00132	0.00134	0.00137	0.00139	0.0028656
Q=750	0.00147037	0.0009934	0.00095	0.00096	0.00099	0.00101	0.00104	0.00106	0.00109	0.00112	0.00114	0.00117	0.0012	0.00122	0.00125	0.00127	0.0013	0.00132	0.00135	0.00137	0.00139	0.0028633
Q=800	0.00148722	0.0010015	0.00096	0.00097	0.00099	0.00102	0.00104	0.00107	0.00109	0.00112	0.00115	0.00117	0.0012	0.00122	0.00125	0.00127	0.0013	0.00132	0.00135	0.00137	0.0014	0.0028621
Q=850	0.00150124	0.0010135	0.00097	0.00098	0.00101	0.00105	0.00107	0.0011	0.00112	0.00115	0.00118	0.0012	0.0012	0.00123	0.00125	0.00128	0.0013	0.00132	0.00135	0.00137	0.0014	0.0028661
Q=900	0.00151555	0.0010217	0.00097	0.00098	0.00101	0.00102	0.00104	0.00107	0.00109	0.00112	0.00115	0.00117	0.0012	0.00122	0.00125	0.00127	0.00129	0.00132	0.00134	0.00137	0.00139	0.0028684
Q=950	0.00152461	0.0010307	0.00097	0.00098	0.00101	0.00102	0.00104	0.00107	0.00109	0.00112	0.00114	0.00117	0.00119	0.00122	0.00124	0.00125	0.00129	0.00131	0.00134	0.00136	0.00138	0.0028655
Q=1000	0.00153456	0.0010414	0.00098	0.00098	0.00101	0.00102	0.00105	0.00107	0.0011	0.00112	0.00115	0.00117	0.00119	0.00122	0.00124	0.00127	0.00129	0.00131	0.00134	0.00136	0.00138	0.0028723

Tabla 4. 6 Potencia de Ruido para diferentes valores de Q y α



En la Tabla 4.6 (Ver Apéndice B) se recopilan los valores de potencia de ruido promedio al variar Q y α , de ella podemos inducir en resumen, que para valores pequeños de factor alfa, el algoritmo adaptativo debería realizar muchas iteraciones para que la potencia de ruido sea mayor, es decir, el error se correlacione más con la señal original y así el cancelador de ruido pudiera recuperar la señal de voz original. Mientras que si el factor alfa es demasiado grande, según la tendencia de la tabla, la convergencia se pierde y la señal resultante queda muy dañada.

También podemos apreciar en la Tabla 4.6 que si añadimos más coeficientes a nuestro sistema (Q más grande), converge casi de igual manera, por lo que se precisa escoger un valor para este factor que no implique mucha carga computacional.

Este fenómeno también se puede apreciar de una forma muy clara mediante sonido. Se ha comprobado que contra más coeficientes se apliquen, de igual manera se van eliminando los ruidos, es por esto que el factor α adquiere una importancia mayor.

Otra forma de interpretar la Tabla 4.6 sería graficando sus valores, es decir interpretar gráficamente la potencia de ruido promedio con diferentes valores de Q , dicho análisis se presenta a continuación:

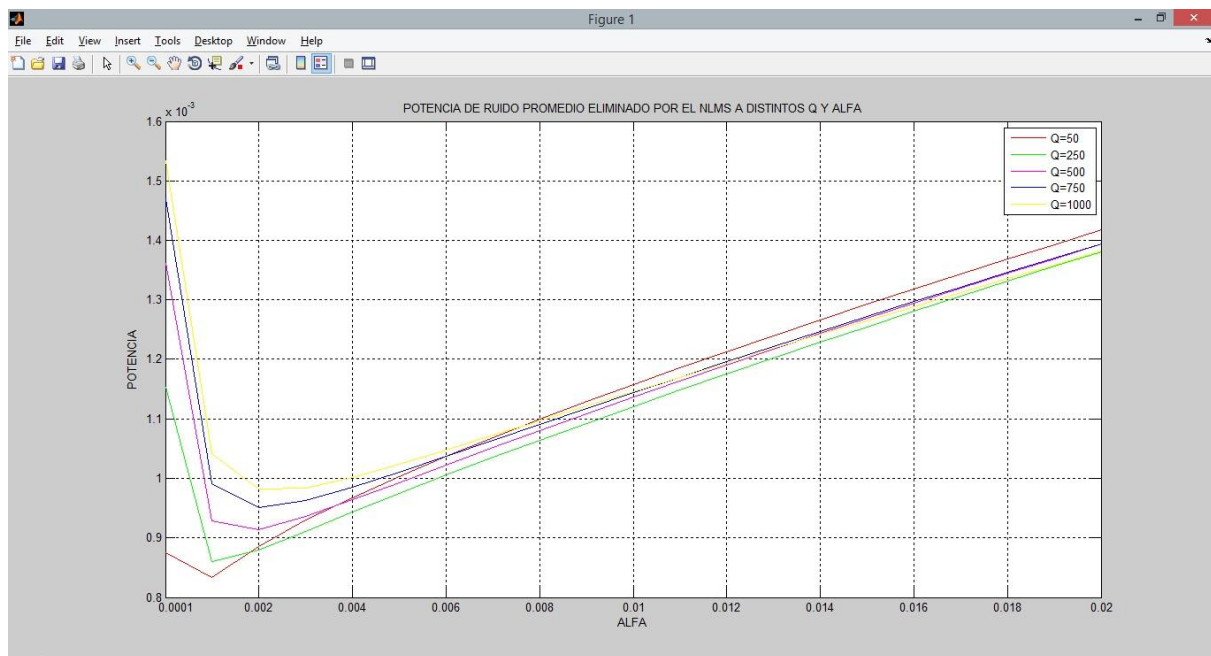


Figura 4. 11 Potencia de Ruido a distintos α y Q

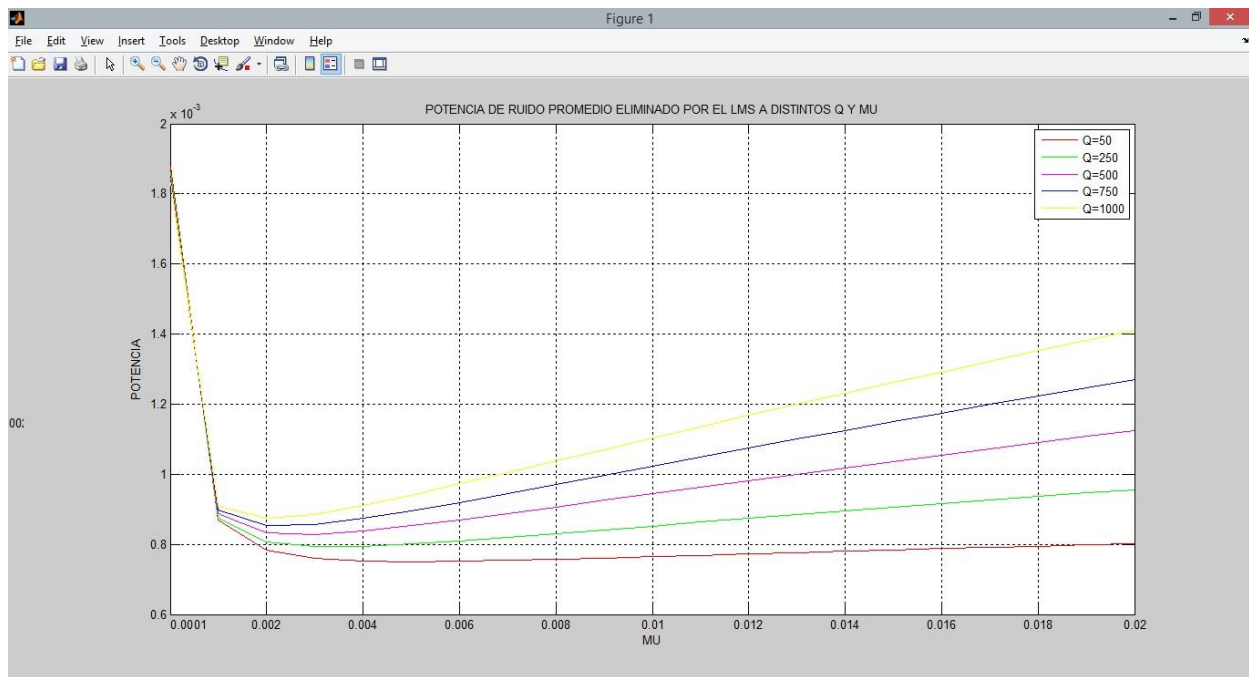
En la Figura 4.11, α se inicializa en 0,0001, se puede apreciar el claro compromiso entre el factor de aprendizaje α y la velocidad de convergencia y la potencia de error. Para valores del factor α grandes la velocidad de convergencia es buena, eliminando grandes cantidades de ruido, ya que su potencia de error medio



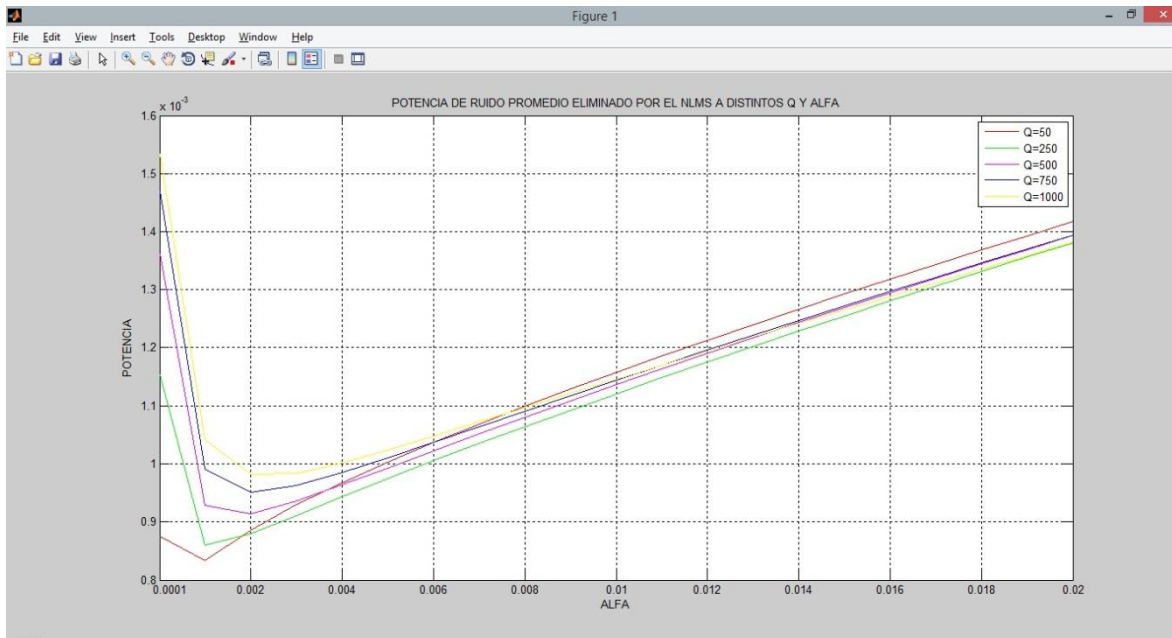
aumenta, Es claro que después de un valor α adecuado, es casi igual el comportamiento de las curvas sin importar su valor Q . Para valores del factor α pequeños, la velocidad de convergencia y la eliminación de error depende claramente del número o valor de coeficientes, siendo mejor el filtraje con valores de Q grandes.

En resumen, para cada caso práctico se deberían adaptar los parámetros críticos del algoritmo para buscar la respuesta del sistema que más nos pueda interesar, siendo en NLMS el factor α el valor crítico a encontrar, ya que Q al tener un comportamiento muy similar para cualquier valor que tome, lo podemos fijar en cualquier taza que no comprometa la carga computacional del filtro.

4.3 COMPARACION DE LOS ALGOITMOS LMS Y NLMS



a)



b)

Figura 4. 12 Potencia de Ruido a distintos Factor de Aprendizaje y coeficientes Q. a) LMS b) NLMS

De la figura 4.12 se puede apreciar como los algoritmos LMS y NLMS en filtros adaptativos al variar el valor de coeficientes Q y su factor de aprendizaje, varían su potencia de ruido promedio. Este caso nos permite deducir que tan buen filtraje realiza cada uno de estos algoritmos, interpretando la potencia de ruido promedio como la cantidad de ruido que se ha eliminado, deseamos entonces que este valor crezca o sea lo más grande posible, así entonces, podemos inferir de la parte a) LMS, que se necesita un valor de Q grande para que esta potencia de ruido crezca rápidamente, lo que computacionalmente implica gran gasto. Por su parte, la gráfica b) NLMS muestra como su potencia de ruido crece independientemente del valor de coeficientes Q, lo que nos permite escoger un valor de éste que no requiera mayor carga computacional, uno de los factores fundamentales a la hora de implementar este tipo de algoritmos en los filtros adaptativos.

En cuanto a la velocidad de convergencia, el factor de aprendizaje μ en LMS no necesita de grandes valores para converger y eliminar las interferencias, como se aprecia en la figura a), este valor puede tomar pequeños valores. Por su parte el algoritmo NLMS, necesita un factor de aprendizaje un poco mayor que en el LMS, se evidencia que al escoger valores de α pequeños, el número de iteraciones o valor de coeficientes Q, debe ser grande, así que evaluando la velocidad de los algoritmos, el LMS tiene una mayor adaptación y más rápida que el NLMS, aunque esto requiera mayor carga computacional por el número de iteraciones o de coeficientes Q.



La capacidad de seguimiento de ambos algoritmos es bastante buena, solo hace falta establecer los parámetros adecuados para cada uno de ellos, que aunque uno con mayor o menor carga computacional frente al otro, o con mayor o menor velocidad de convergencia, tienen un seguimiento óptimo eliminando interferencias y ruidos con gran capacidad.

Realmente los dos tienen una buena capacidad de seguimiento del error, ambos requieren establecer los parámetros del valor de coeficientes Q y el factor de aprendizaje de tal manera que elimine el ruido e interferencia efectivamente, para lograrlo el LMS requiere mayor número de coeficientes (Q) lo que hace que este tenga mayor carga computacional, mientras el NLMS necesita menos valores de Q para converger muy bien, por eso es más robusto, característica que se busca a la hora de implementar este tipo de filtros debido a la inestabilidad de los sistemas donde se aplica.

4.4 IMPLEMENTACION FILTRO BUTTERWORTH

Las señales resultantes de los filtros adaptativos con los algoritmos LMS y NLMS están comprendidas en un gran rango de frecuencias, lo que representa información innecesaria para nuestro objetivo. Como se sabe, el rango de voz del hombre comprende un rango de frecuencias desde 300Hz hasta 2500Hz aproximadamente, por lo que frecuencias por debajo y por encima de ese rango no tendrán presencia de voz, así entonces, procedemos a filtrar nuestras señales y limitarlas a un rango de frecuencias que garanticen que se está eliminando ruido y buscando solamente obtener presencia de voz en nuestra señal final. Este rango de frecuencias lo hemos limitado a un corte inicial de 200Hz y un corte final o superior de 2800Hz, gráficamente estos resultados se presentan en las siguientes figuras:

La figura 4.13 nos muestra el espectro de la señal original antes del filtro LMS, después del filtro LMS y después del Filtro Butterworth. Se aprecia en ella como después del Butterworth la señal en frecuencia queda limitada, logrando entonces el objetivo de este último proceso garantizando aún más la eliminación o minimización de ruido. La señal resultante del filtro adaptativo con algoritmo LMS fue procesado con los parámetros establecidos en $Q=1000$ y $\mu=0.1$ los que garantizan una óptima eliminación o minimización de ruido de la señal.

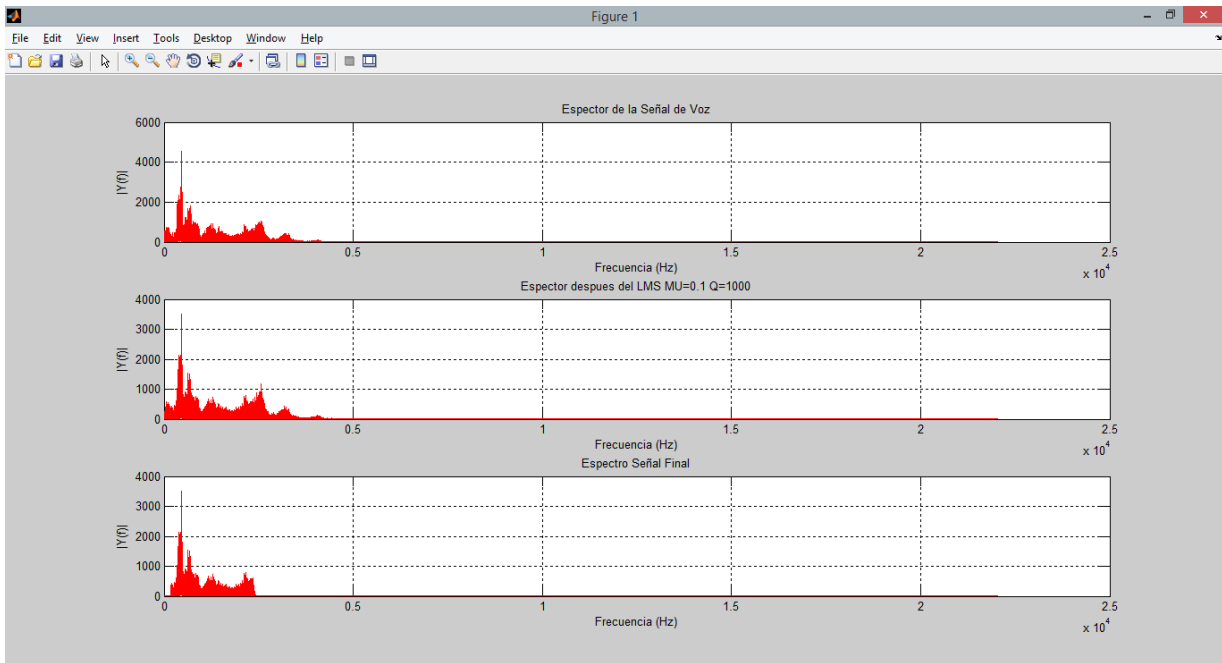


Figura 4. 13 Espectro de señales antes del Filtro LMS, después del filtro LMS y después del Butterworth

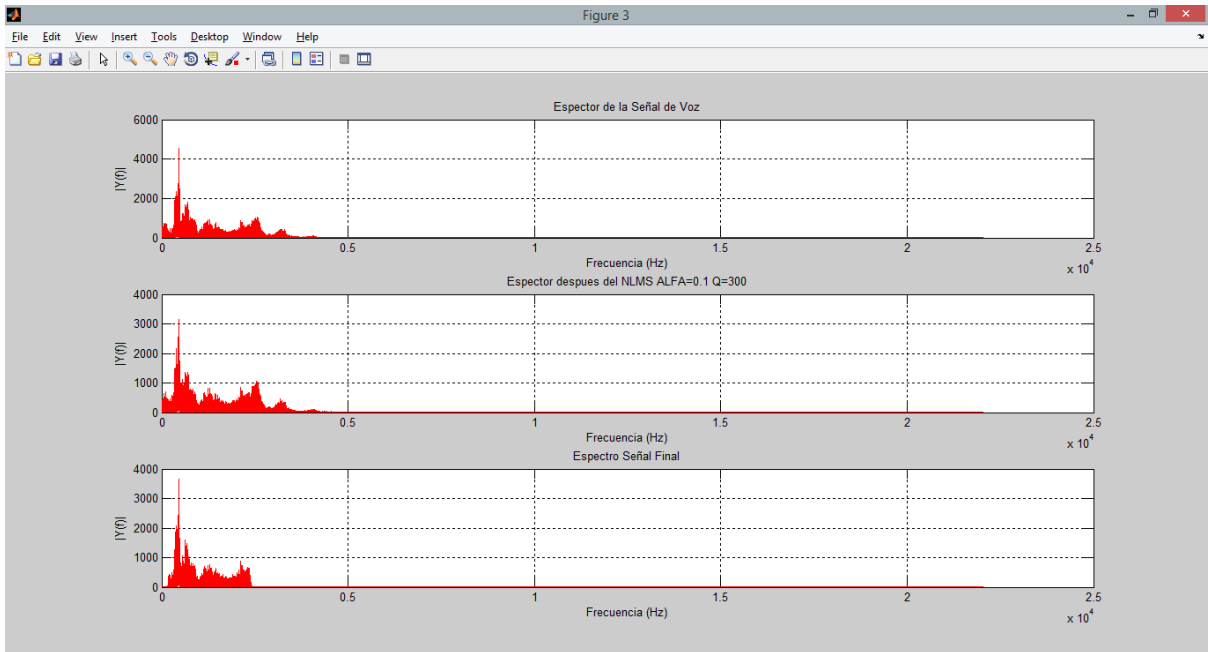


Figura 4. 14 Espectro de señales antes del Filtro NLMS, después del filtro NLMS y después del Butterworth

La figura 4.14 nos muestra el espectro de la señal original antes del filtro NLMS, después del filtro NLMS y después del Filtro Butterworth. Se aprecia en ella, al igual que en el caso anterior con algoritmo LMS, como después del Butterworth la señal en frecuencia queda limitada, logrando entonces el objetivo de este último



proceso garantizando aún más la eliminación o minimización de ruido. La señal resultante del filtro adaptativo con algoritmo NLMS fue procesado con los parámetros establecidos en $Q=300$ y $\alpha=0.1$ los que garantizan una óptima eliminación o minimización de ruido de la señal.

4.5 ANALISIS DE RESULTADOS CUALITATIVAMENTE

Hasta el momento se realizó un análisis del sistema implementado para la minimización de ruido cuantitativamente, evaluando las señales que resultaban de cada bloque implementado, analizando su potencia de ruido y comparando diferentes parámetros de los algoritmos para entender bien su funcionamiento y evaluar el rendimiento de cada algoritmo y el sistema en general.

Ahora pasaremos a realizar un análisis cualitativo del sistema, es decir, obviaremos los parámetros técnicos y numéricos del sistema para hacer una evaluación más perceptible de los resultados de éste. Este análisis se hizo a manera de encuesta a un grupo de 30 personas, donde se les preguntó sobre los resultados del sistema después de haber escuchado las grabaciones antes y después de ser procesado por el sistema con cada uno de los algoritmos evaluados en el filtro adaptativo.

El formato de la encuesta se encuentra anexado al final del documento (Anexo 1) y los resultados se presentan y analizan a continuación:

SEXO	MASCULINO	FEMENINO
	18	12

Tabla 4. 7 Genero de los Encuestados

La tabla 4.7 contiene la información de identidad de género de los 30 encuestados.

La tabla 4.8 nos muestra la edad del grupo de personas que fueron encuestados. Estas dos tablas aunque no nos arrojan información importante a la hora de valorar el sistema nos permite saber qué tipo de personas lo evaluarán.

EDAD (Años)	15-30	30-50	50-70
	16	8	6

Tabla 4. 8 Edad de los encuestados

En la tabla 4.9 se encuentran las respuestas que la gente encuestada dio a la pregunta ¿Qué es calidad en una grabación? Se puede abstraer de ella que para la mayoría, la mitad exactamente, considera que la calidad en una grabación consiste en que el mensaje que le es transmitido se entienda claramente, mientras que la minoría, solo dos personas, consideran que la calidad de la grabación está asociada con que el mensaje se entienda medianamente. También se deduce de



esta tabla que 13 personas asocian la calidad con el ruido, ya sea que no haya o a pesar de él se escuche el mensaje, es decir, para el trabajo propuesto y su objetivo principal que es la minimización de ruido, la mayoría de personas encuestadas lo evaluara de acuerdo a criterios que realmente revelaran el cumplimiento o no de la tarea de nuestro sistema.

¿Qué es calidad en una grabación?	Numero repuestas
Que se entiende claramente el mensaje	15
Que se escuche el mensaje aunque haya ruido	6
Que no haya ruido	7
Que se entienda medianamente el mensaje debido al ruido	2

Tabla 4. 9 Pregunta 1. ¿Qué es calidad en una grabación?

¿DE 1 – 10 COMO CALIFICA LA CALIDAD DE LA GRABACION 1(original)									
En cuanto calidad de audio?									
1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
	3	6	3	11	5	1	1		
En cuanto claridad del mensaje?									
1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
		6	4	12	6	2			
En cuanto presencia de Ruido? (10 = Mucho ruido)									
1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
				3	8	10	9		

Tabla 4. 10 Pregunta 2 ¿De 1 – 10 cómo califica la calidad de la grabación 1?

La grabación 1 es la grabación original, que contiene la señal de voz y el ruido en ella. La tabla 4.10 contiene la información que los encuestados arrojaron al escuchar la grabación y con los valores que la calificaron en cuanto a su calidad. Podemos inferir de la tabla que para la población encuestada la calidad del audio aunque no es óptima, tampoco la califican como de baja calidad, por lo que podríamos interpretar que escuchan el mensaje, que es lo que a la mayoría le interesa según los resultados de la tabla 4.9. En este caso la mayoría califico con 5 la calidad de audio y su claridad, aunque consideran que hay una fuerte y marcada presencia de ruido, ya que calificaron este ítem entre 7 y 8 puntos en una escala de 1 a 10.

Esta calificación es un buen punto de partida y así al finalizar la evaluación valorar de forma más segura el impacto que genera en la población encuestada el resultado de filtrar la señal original y tratarla con nuestro sistema.



¿DE 1 – 10 COMO CALIFICA LA CALIDAD DE LA GRABACION 2(LMS)									
En cuanto calidad de audio?									
1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
	3	2	2	3	5	10	4	1	
En cuanto claridad del mensaje?									
1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
		3	5	8	5	8	1		
En cuanto presencia de Ruido? (10 = Mucho ruido)									
1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
		3	3	12	8	4			

Tabla 4. 11 Pregunta 2 ¿De 1 – 10 cómo califica la calidad de la grabación 2?

En la tabla 4.11 se encuentran los resultados a la pregunta ¿Cómo califica la calidad de la grabación 2 (LMS)?. La grabación 2 es el resultado de tratar la señal original con nuestro sistema configurando el filtro adaptativo con el algoritmo LMS. Como se puede apreciar en la respuesta de las personas encuestadas la moda a esta pregunta en cuanto a calidad de audio y claridad del mensaje se encuentra en la calificación de 7 puntos (de 1 – 10) lo que confirma una clara mejora en cuanto al escucha del mensaje al utilizar esta configuración LMS en el sistema, confirmando el análisis hecho cuantitativamente para este algoritmo. En cuanto a la presencia de ruido disminuyo considerablemente la apreciación de la gente, lo que significa que se está cumpliendo con el objetivo de minimizar estas interferencias y ruidos no deseados.

En la tabla 4.12 se encuentran los resultados a la pregunta ¿Cómo califica la calidad de la grabación 3 (NLMS)?. La grabación 3 es el resultado de tratar la señal original con nuestro sistema configurando el filtro adaptativo con el algoritmo NLMS. Al igual que en el caso anterior, con NLMS, se puede apreciar en la respuesta de las personas encuestadas que la moda a esta pregunta en cuanto a calidad de audio y claridad del mensaje se encuentra en la calificación de 7 puntos (de 1 – 10) lo que confirma una clara mejora en cuanto al escucha del mensaje al utilizar esta configuración en el sistema, se puede destacar que aumentó el número de personas por encima de la moda, lo que puede interpretarse como una leve mejoría de la percepción de la gente en cuanto a la calidad que se obtiene de la grabación. En cuanto a la presencia de ruido, éste disminuyo considerablemente según la apreciación de la gente, lo que significa que se está cumpliendo con el objetivo de minimizar estas interferencias y ruidos no deseados de igual forma que en el caso anterior.



¿DE 1 – 10 COMO CALIFICA LA CALIDAD DE LA GRABACION 3(NLMS)									
En cuanto calidad de audio?									
1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
	1	3	2	2	7	8	5	2	
En cuanto claridad del mensaje?									
1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
		2	5	6	6	7	4		
En cuanto presencia de Ruido? (10 = Mucho ruido)									
1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
		3	4	13	7	3			

Tabla 4. 12 Pregunta 2 ¿De 1 – 10 cómo califica la calidad de la grabación 3?

La siguiente tabla contiene la respuesta a la pregunta ¿Cuál de las grabaciones se escucha mejor? En ella está claro que para las personas la grabación que mejor se escucha es la 2, aquella filtrada con el filtro LMS, lo que contrasta un poco con los resultados de las dos tablas anteriores donde se evidenciaba una mejoría auditiva de la señal tratada con NLMS (grabación 3) para la mayoría de las personas. Aunque no es mucha la diferencia de percepción del grupo encuestado, este resultado puede ser producto a la inmediatez de mejora del audio del algoritmo LMS, ya que la configuración óptima del filtro NLMS no se evidencia tan pronunciadamente, ya que está adaptada al no consumo computacional y su efectividad al tener un número menor de Q en su algoritmo.

¿CUAL DE LAS GRABACIONES SE ESCUCHA MEJOR?	
GRABACION 1	
GRABACION 2	17
GRABACION 3	13

Tabla 4. 13 ¿Cuál de las grabaciones se escucha mejor?

La tabla 4.14 contesta directamente el objetivo principal de nuestro trabajo, ¿Considera que hubo minimización de Ruido?, a la que el 100% de los encuestados respondió afirmativamente, lo que significa que cualitativamente se cumplió con el objetivo.

¿CONSIDERA QUE HUBO MINIMIZACION DE RUIDO?	
SI	30
NO	0

Tabla 4. 14 ¿Considera que hubo minimización de Ruido?



La tabla 4.15 finalmente contiene los resultados a la pregunta ¿En qué porcentaje considera hubo minimización de ruido?

¿En qué porcentaje considera hubo minimización de ruido?	
0-25%	9
25-50%	10
50-75%	7
75-100%	4

Tabla 4. 15 ¿En qué porcentaje considera hubo minimización de ruido?

Para la mayoría de la población encuestada hubo una minimización de ruido entre el 25% y 50%, muy pocos encuestados, sólo 4, consideraron que la minimización fue casi máxima. Estos resultados eran los esperados, debido a que una reducción o minimización total de ruido se logra si dicho ruido está totalmente correlacionado con la señal original, diferente al caso nuestro donde el vector de ruido tuvo que ser abstraído por partes de la señal original.

De la encuesta se puede concluir que auditivamente, es decir, cualitativamente, existe una minimización de ruido al procesar la señal por el sistema diseñado para dicha función, los algoritmos LMS y NLMS en el filtro adaptativo logran reducir el ruido de tal manera que las personas notan el cambio al escuchar la señal original sin procesar y ya cuando está procesada. También existe una cierta ambigüedad o imprecisión sobre cuál de los algoritmos es el más adecuado para filtrar la señal. Auditivamente son muy parecidos los resultados lo que confirma el análisis hecho cuantitativamente, esto concluye que ambos algoritmos cumplen con el objetivo, la escogencia del uno o del otro radicara en la carga computacional o velocidad de convergencia que requiera el sistema.



5. CONCLUSIONES Y TRABAJOS FUTUROS

En este capítulo se presentan las conclusiones, las recomendaciones y los trabajos futuros obtenidos como consecuencia de la realización de este trabajo de grado. Las conclusiones están fundamentadas en los objetivos propuestos, ejecución y análisis de las simulaciones. Las recomendaciones se basan en la utilización de los algoritmos para filtrar el ruido que se presenta en una grabación y los trabajos futuros con respecto a la utilización de los mismos en diferentes estructuras.

5.1 CONCLUSIONES

- El diseño de un filtro adaptativo no requiere las técnicas tradicionales para tratamiento digital de señales, tal como definir la frecuencia de corte, definir la clase de ventana que utilizará o manipular el ancho de banda de transición.
- El filtro adaptativo configurado como cancelador de ruido, funciona de manera eficiente cuando el ruido que se toma como error está correlacionado con la señal original, así entre más grande sea su correlación, mayor eficiencia tendrá el filtro adaptativo a la hora de minimizar el ruido.
- En el filtro adaptativo con el algoritmo LMS entre mayor sea su parámetro Q o valor de coeficientes, mayor eficacia tiene este a la hora de limpiar y depurar el ruido de la señal. El factor de aprendizaje μ se convierte en un valor crítico ya que si este es muy grande el algoritmo no converge y si es muy pequeño no elimina interferencias.
- El filtro adaptativo cuando se ejecuta con el algoritmo NLMS, su parámetro Q o valor de coeficientes no requiere ser elevado, es decir no es necesario que el algoritmo procese demasiadas veces la señal por lo que este tipo de filtros no requieren una gran carga computacional.



- Por medio de la potencia de ruido promedio que representa la cantidad de ruido eliminado, se puede inferir cuál de los filtros adaptativos minimiza mejor el ruido de la señal original, el filtro que mejores resultados presenta es el NMLS ya que consigue eliminar cierta cantidad de ruido con un número menor de iteraciones que las que requiere el LMS para depurar esa misma cantidad.
- El algoritmo adaptativo que converge con mayor rapidez entre los dos es el algoritmo LMS.
- La capacidad de seguimiento de ambos algoritmos es bastante buena, solo hace falta establecer los parámetros adecuados para cada uno de ellos, que aunque uno con mayor o menor carga computacional frente al otro, o con mayor o menor velocidad de convergencia, tienen un seguimiento óptimo eliminando interferencias y ruidos con gran capacidad.

5.2 RECOMENDACIONES

- Para utilizar los filtros adaptativos se recomienda tener una señal de ruido correlacionada totalmente con la señal original, esto es, al momento de grabación de la señal tener una grabación separada de la señal de ruido. Si no se tiene esta señal se debe proceder a encontrarla, un método acertado para esto es la implementación de un Detector de Actividad de Voz (VAD) el cual debe configurarse buscando que no elimine ninguna componente de voz de la señal.

5.3 TRABAJOS FUTUROS

Mediante el desarrollo del presente trabajo de grado se identificaron nuevas investigaciones referentes a la implementación de un filtro adaptativo para reducir el ruido en grabaciones de voz.

- Implementar el filtro adaptativo con el algoritmo RLS para reducir el ruido presente en grabaciones de voz.
- Implementar un Detector de Actividad de Voz que arroje una señal de ruido totalmente correlacionada con la señal original sin eliminar componentes de voz.



Referencias

- [1] R. S. Pressman, *Ingeniería del Software, un enfoque práctico*, 7a ed. México DF, México: McGraw Hill, 2010, pp. 33–34.
- [2] Instituto Nacional de Tecnologías Educativas y Formación del Profesorado, “Diseño de Materiales Multimedia Web_2.0: Conceptos básicos de sonido digital”, *Instituto Nacional de Tecnologías Educativas y Formación del Profesorado*. [Online]. Disponible: http://www.ite.educacion.es/formacion/materiales/107/cd/audio/audio_0101.html. [Visitada: Mar. 3, 2015]
- [3] B, Javier, “Desarrollo de protocolos de digitalización y procesado de audio para el archivo sonoro del patrimonio inmaterial de Navarra,” *Escuela técnica superior de ingenieros industriales y de Telecomunicación*, 2010.
- [4] C, Guillermo, “Reducción de ruido en grabaciones de audio,” *Universidad Autónoma de Madrid, Escuela Politécnica Superior*, 2011.
- [5] B. León, “Evaluación de un sistema de detección de actividad de voz,” *Universidad Autónoma de Madrid, Escuela Politécnica Superior*, 2013.
- [6] W. Cesar E., “Aplicaciones de filtrado adaptativo LMS para mejorar las respuestas de acelerómetros,” *Universidad Politécnica de Madrid, Escuela Universitaria de Ingeniería Técnica de Telecomunicación*, 2012.
- [7] V. Luis, “Filtro adaptativo difuso con un DSP TMS320C6713”, *Instituto Politécnico Nacional Escuela Superior de Ingeniería Mecánica y Eléctrica*, 2010.
- [8] M. David, “Estudio y comparativa de diferentes algoritmos adaptativos para la identificación de sistemas”, *Universitat Politècnica de Catalunya*, 2012.
- [9] Evelio H. Astaiza, "MODELOS DE SIMULACIÓN," in *SIMULACIÓN DE SISTEMAS DE TELECOMUNICACIONES*. Popayan, Colombia: Padilla Bejarano, 2007, ch. 2, pp. 17-21.



APENDICES

APENDICE A TABLA POTENCIA DE RUIDO PROMEDIO EN LMS

LMS	me=0.001	me=0.001	me=0.002	me=0.003	me=0.004	me=0.005	me=0.006	me=0.007	me=0.008	me=0.009	me=0.010	me=0.011	me=0.012	me=0.013	me=0.014	me=0.015	me=0.016	me=0.017	me=0.018	me=0.019	me=0.020	me=1
Q=50	0.0018715	0.0006632	0.00078	0.00076	0.00075	0.00075	0.00075	0.00075	0.00076	0.00076	0.00076	0.00077	0.00077	0.00077	0.00078	0.00078	0.00079	0.00079	0.0008	0.0008	0.0008	0.0008092
Q=60	0.0018673	0.0006672	0.00079	0.00077	0.00076	0.00076	0.00076	0.00077	0.00077	0.00078	0.00078	0.00079	0.00079	0.00079	0.0008	0.00081	0.00082	0.00082	0.00083	0.00083	0.00084	0.0016332
Q=50	0.0018678	0.00067	0.0008	0.00078	0.00077	0.00076	0.00076	0.00077	0.00077	0.00078	0.00078	0.00079	0.00079	0.0008	0.00084	0.00085	0.00086	0.00086	0.00087	0.00087	0.00088	0.0016237
Q=200	0.0018643	0.0006728	0.0008	0.00079	0.00079	0.00079	0.0008	0.00081	0.00081	0.00082	0.00083	0.00084	0.00085	0.00086	0.00087	0.00088	0.00089	0.00089	0.0009	0.00091	0.00092	0.0016454
Q=250	0.0018586	0.0006751	0.00081	0.00079	0.00079	0.0008	0.00081	0.00082	0.00083	0.00084	0.00085	0.00086	0.00087	0.00088	0.00089	0.00091	0.00092	0.00093	0.00094	0.00095	0.00096	0.0015772
Q=300	0.0018561	0.0006761	0.00081	0.0008	0.0008	0.0008	0.00082	0.00083	0.00085	0.00087	0.00088	0.00089	0.00091	0.00093	0.00092	0.00093	0.00095	0.00096	0.00097	0.00099	0.00101	0.0011712
Q=350	0.0018524	0.0006738	0.00082	0.00081	0.00081	0.00082	0.00083	0.00085	0.00086	0.00088	0.00089	0.00091	0.00092	0.00093	0.00095	0.00096	0.00097	0.00099	0.00101	0.00101	0.00103	0.0016377
Q=400	0.0018574	0.0006821	0.00082	0.00081	0.00082	0.00083	0.00084	0.00086	0.00088	0.00089	0.00091	0.00092	0.00094	0.00095	0.00097	0.00098	0.00101	0.00101	0.00103	0.00104	0.00106	0.0016536
Q=450	0.0018487	0.0006848	0.00083	0.00082	0.00083	0.00084	0.00086	0.00087	0.00089	0.00091	0.00092	0.00094	0.00096	0.00098	0.00099	0.00101	0.00102	0.00104	0.00105	0.00107	0.00109	0.0016653
Q=500	0.0018451	0.0006877	0.00083	0.00083	0.00083	0.00084	0.00085	0.00087	0.00089	0.00091	0.00093	0.00096	0.00098	0.00101	0.00102	0.00104	0.00105	0.00107	0.00109	0.00111	0.00112	0.0016757
Q=550	0.0018449	0.0006837	0.00084	0.00084	0.00085	0.00085	0.00086	0.00088	0.0009	0.00092	0.00094	0.00096	0.00098	0.00101	0.00102	0.00104	0.00106	0.00108	0.00112	0.00114	0.00116	0.0016278
Q=600	0.0018403	0.0006822	0.00084	0.00084	0.00085	0.00087	0.00088	0.00091	0.00093	0.00096	0.00098	0.00101	0.00102	0.00104	0.00106	0.00108	0.00111	0.00113	0.00115	0.00117	0.00119	0.0016379
Q=650	0.0018383	0.0006841	0.00085	0.00085	0.00086	0.00088	0.0009	0.00092	0.00095	0.00097	0.00099	0.00102	0.00104	0.00106	0.00108	0.00111	0.00113	0.00115	0.00117	0.00119	0.00121	0.0016458
Q=700	0.0018362	0.0006862	0.00085	0.00085	0.00085	0.00087	0.00089	0.00093	0.00096	0.00098	0.00101	0.00103	0.00106	0.00108	0.00111	0.00113	0.00115	0.00117	0.0012	0.00122	0.00124	0.0016543
Q=750	0.0018362	0.0006876	0.00085	0.00086	0.00087	0.00089	0.00092	0.00095	0.00097	0.00101	0.00102	0.00105	0.00107	0.00111	0.00112	0.00115	0.00117	0.0012	0.00122	0.00125	0.00127	0.0016285
Q=800	0.0018378	0.0006897	0.00086	0.00086	0.00086	0.00088	0.00093	0.00096	0.00098	0.00101	0.00104	0.00107	0.00111	0.00112	0.00115	0.00117	0.0012	0.00122	0.00125	0.00127	0.0013	0.0016365
Q=850	0.0018376	0.0006919	0.00086	0.00086	0.00089	0.00091	0.00094	0.00097	0.00101	0.00103	0.00106	0.00111	0.00114	0.00117	0.0012	0.00122	0.00125	0.00127	0.00129	0.0013	0.00133	0.0016285
Q=900	0.0018346	0.0006936	0.00086	0.00086	0.00087	0.00089	0.00095	0.00098	0.00101	0.00104	0.00107	0.00111	0.00113	0.00116	0.00119	0.00122	0.00124	0.00127	0.0013	0.00133	0.00135	0.0016264
Q=950	0.00183261	0.0006966	0.00087	0.00088	0.00089	0.00093	0.00096	0.00099	0.00102	0.00105	0.00109	0.00112	0.00115	0.00118	0.00121	0.00124	0.00127	0.0013	0.00132	0.00135	0.00138	0.00162345
Q=1000	0.0018373	0.0006988	0.00087	0.00089	0.00091	0.00094	0.00097	0.00101	0.00104	0.00107	0.00111	0.00114	0.00117	0.0012	0.00123	0.00126	0.00129	0.00132	0.00135	0.00138	0.00141	0.0016066



APENDICE B TABLA POTENCIA DE RUIDO PROMEDIO NLMS

NLMS	$\alpha=0.0001$	$\alpha=0.001$	$\alpha=0.002$	$\alpha=0.003$	$\alpha=0.004$	$\alpha=0.005$	$\alpha=0.006$	$\alpha=0.007$	$\alpha=0.008$	$\alpha=0.009$	$\alpha=0.010$	$\alpha=0.011$	$\alpha=0.012$	$\alpha=0.013$	$\alpha=0.014$	$\alpha=0.015$	$\alpha=0.016$	$\alpha=0.017$	$\alpha=0.018$	$\alpha=0.019$	$\alpha=0.020$	$\alpha=0.1$
$\sigma=50$	0.00087555	0.0008334	0.00089	0.00093	0.00097	0.00104	0.00107	0.0011	0.00116	0.00121	0.00126	0.00131	0.00136	0.00141	0.00146	0.00151	0.00156	0.00161	0.00166	0.00171	0.00176	0.00181
$\sigma=100$	0.00087555	0.000832	0.00087	0.00091	0.00095	0.00102	0.00105	0.00108	0.00113	0.00117	0.00124	0.00127	0.00132	0.00137	0.00142	0.00147	0.00152	0.00157	0.00162	0.00167	0.00172	0.00177
$\sigma=150$	0.00089623	0.0008473	0.00088	0.00092	0.00095	0.00102	0.00105	0.00108	0.00113	0.00117	0.00124	0.00127	0.00132	0.00137	0.00142	0.00147	0.00152	0.00157	0.00162	0.00167	0.00172	0.00177
$\sigma=200$	0.00086844	0.0008514	0.00088	0.00092	0.00095	0.00101	0.00104	0.00107	0.0011	0.00116	0.00121	0.00124	0.00129	0.00133	0.00138	0.00143	0.00148	0.00153	0.00158	0.00163	0.00168	0.00173
$\sigma=250$	0.0008553	0.0008536	0.00088	0.00091	0.00094	0.00101	0.00104	0.00107	0.0011	0.00116	0.00121	0.00124	0.00129	0.00133	0.00138	0.00143	0.00148	0.00153	0.00158	0.00163	0.00168	0.00173
$\sigma=300$	0.00087231	0.0008711	0.00088	0.00091	0.00094	0.00101	0.00104	0.00107	0.0011	0.00116	0.00121	0.00124	0.00129	0.00133	0.00138	0.00143	0.00148	0.00153	0.00158	0.00163	0.00168	0.00173
$\sigma=350$	0.00086039	0.000861	0.00089	0.00092	0.00095	0.00101	0.00104	0.00107	0.0011	0.00116	0.00121	0.00124	0.00129	0.00133	0.00138	0.00143	0.00148	0.00153	0.00158	0.00163	0.00168	0.00173
$\sigma=400$	0.00082662	0.0008003	0.00089	0.00093	0.00096	0.00102	0.00105	0.00108	0.00113	0.00117	0.00124	0.00127	0.00132	0.00137	0.00142	0.00147	0.00152	0.00157	0.00162	0.00167	0.00172	0.00177
$\sigma=450$	0.00083064	0.000804	0.00091	0.00093	0.00096	0.00102	0.00105	0.00108	0.00113	0.00117	0.00124	0.00127	0.00132	0.00137	0.00142	0.00147	0.00152	0.00157	0.00162	0.00167	0.00172	0.00177
$\sigma=500$	0.00086133	0.0008283	0.00091	0.00094	0.00096	0.00102	0.00105	0.00108	0.00113	0.00117	0.00124	0.00127	0.00132	0.00137	0.00142	0.00147	0.00152	0.00157	0.00162	0.00167	0.00172	0.00177
$\sigma=550$	0.00083371	0.0008422	0.00092	0.00094	0.00097	0.00103	0.00105	0.00108	0.00113	0.00117	0.00124	0.00127	0.00132	0.00137	0.00142	0.00147	0.00152	0.00157	0.00162	0.00167	0.00172	0.00177
$\sigma=600$	0.0008449	0.0008554	0.00093	0.00095	0.00097	0.00103	0.00105	0.00108	0.00113	0.00117	0.00124	0.00127	0.00132	0.00137	0.00142	0.00147	0.00152	0.00157	0.00162	0.00167	0.00172	0.00177
$\sigma=650$	0.000843231	0.0008688	0.00094	0.00095	0.00098	0.00103	0.00105	0.00109	0.00113	0.00117	0.00124	0.00127	0.00132	0.00137	0.00142	0.00147	0.00152	0.00157	0.00162	0.00167	0.00172	0.00177
$\sigma=700$	0.00084234	0.0008812	0.00095	0.00096	0.00098	0.00103	0.00105	0.00109	0.00113	0.00117	0.00124	0.00127	0.00132	0.00137	0.00142	0.00147	0.00152	0.00157	0.00162	0.00167	0.00172	0.00177
$\sigma=750$	0.00084037	0.0008904	0.00095	0.00096	0.00099	0.00104	0.00106	0.0011	0.00113	0.00117	0.00124	0.00127	0.00132	0.00137	0.00142	0.00147	0.00152	0.00157	0.00162	0.00167	0.00172	0.00177
$\sigma=800$	0.000840722	0.000905	0.00096	0.00097	0.00099	0.00104	0.00107	0.0011	0.00113	0.00117	0.00124	0.00127	0.00132	0.00137	0.00142	0.00147	0.00152	0.00157	0.00162	0.00167	0.00172	0.00177
$\sigma=850$	0.00085024	0.000935	0.00097	0.00097	0.00101	0.00105	0.00107	0.0011	0.00113	0.00117	0.00124	0.00127	0.00132	0.00137	0.00142	0.00147	0.00152	0.00157	0.00162	0.00167	0.00172	0.00177
$\sigma=900$	0.00085555	0.000927	0.00097	0.00097	0.00101	0.00104	0.00107	0.0011	0.00113	0.00117	0.00124	0.00127	0.00132	0.00137	0.00142	0.00147	0.00152	0.00157	0.00162	0.00167	0.00172	0.00177
$\sigma=950$	0.000852461	0.0009307	0.00097	0.00097	0.00101	0.00104	0.00107	0.0011	0.00113	0.00117	0.00124	0.00127	0.00132	0.00137	0.00142	0.00147	0.00152	0.00157	0.00162	0.00167	0.00172	0.00177
$\sigma=1000$	0.000854356	0.000944	0.00098	0.00098	0.00101	0.00104	0.00107	0.0011	0.00113	0.00117	0.00124	0.00127	0.00132	0.00137	0.00142	0.00147	0.00152	0.00157	0.00162	0.00167	0.00172	0.00177



ANEXOS

ANEXO 1 FORMATO DE ENCUESTA

FORMATO ENCUESTA MINIMIZACION DE RUIDO EN SEÑALES DE VOZ PREGABADAS

NOMBRE _____

EDAD _____

SEXO _____

- **¿PARA USTED QUE ES CALIDAD DE UNA GRABACION?**
 - Que se entienda claramente el mensaje
 - Que se escuche claramente el mensaje aunque haya presencia de ruido
 - Que no haya ruido
 - Que se entienda medianamente el mensaje por la presencia de ruido
- **¿DE 1 – 10 COMO CALIFICA LA CALIDAD DE LA GRABACION 1(original)**
 - En cuanto a calidad de audio? : _____
 - En cuanto a claridad del mensaje? _____
 - En cuanto a la presencia de ruido? (10 = muy ruidoso) _____
- **¿DE 1 – 10 COMO CALIFICA LA CALIDAD DE LA GRABACION 2 (LMS)**
 - En cuanto a calidad de audio? : _____
 - En cuanto a claridad del mensaje? _____
 - En cuanto a la presencia de ruido? (10 = muy ruidoso) _____
- **¿DE 1 – 10 COMO CALIFICA LA CALIDAD DE LA GRABACION 3 (NLMS)**
 - En cuanto a calidad de audio? : _____
 - En cuanto a claridad del mensaje? _____
 - En cuanto a la presencia de ruido? (10 = muy ruidoso) _____
- **¿Cuál de sus grabaciones en su criterio se escucha mejor?**
 - Grabación 1
 - Grabación 2
 - Grabación 3
- **¿Considera que hubo minimización de ruido en alguna de las grabaciones?**
 - Si _____
 - NO _____
- **¿En qué porcentaje?**

- 10 – 25%	- 25 - -50%
- 50 – 75%	- 75 – 100%



ANEXO 2 CODIGO IMPLEMENTADO EN MATLAB®

```
%-----Filtro LMS-----
[x_voz,Fs]=wavread('Track01.wav');
x_voz=x_voz(1:882000);

Q=1000;
d=x_voz1;      %Señal contaminada
x =xruido;     %Señal de ruido de referencia

h0=zeros(1,Q); %inicializa el vector de coeficientes inicial(una fila de
Q columnas)
h0(1)=1;      %todo ceros excepto el primer número (para que no se
inicialice todo con ceros)
mu=0.0001;    %Factor de aprendizaje
h=h0; P=length(h);
N=length(x);  %
y=zeros(1,N); e=y; % reservamos para y[] y e[]
rP=0:-1:-P+1;

for k=P:N,
xx=x(k+rP); % ultimas P entradas x[k], x[k-1], ... x[k-P]
y(k)=xx*h'; % salida del filtro: convolucion de x y h (n y h)
e(k)=d(k)-y(k); % error (señal de voz eliminando interferencias)
h=h+mu*e(k)*xx; % actualización coeficientes del filtro

end

potrui=(d-e).^2;
potruipro=mean(potrui)%potencia de ruido promedio

%-----Fitro NLMS-----
[x_voz,Fs]=wavread('Track01.wav');
x_voz=x_voz(1:882000);

Q=300;        %Numero de Coeficientes
d=x_voz1;     %Señal contaminada
x =xruido;    %Señal de ruido de referencia

h0=zeros(1,Q);%inicializa el vector de coeficientes inicial(una fila de Q
columnas)
h0(1)=1;%todo ceros excepto el primer número (para que no se inicialice
todo con ceros)

alfa=0.1;     %Factor de aprendizaje
```



```

h=h0; P=length(h);
N=length(x); % número de iteraciones a realizar
y=zeros(1,N); e=y; % reservamos para y[] y e[]
rP=0:-1:-P+1;
for k=P:N,
xx=x(k+rP); % últimas P entradas x[k], x[k-1], ... x[k-P]
y(k)=xx*h'; % salida del filtro: convolución de x y h
e(k)=d(k)-y(k); % error
beta=alfa/(xx*xx');
h=h+beta*e(k)*xx; % actualización coeficientes del filtro
end
porrui=(d-e).^2;
potruip=mean(porrui);

%%%%%%%%VAD%%%%%%%%%%%%%%
clear all
[x_voz,Fs]=wavread('Track01.wav');
y=x_voz(1:882000);

Fs = 44100;           % Sampling Frequency
T=1/Fs;              % Tiempo de muestreo.
L=length(y);         % Longitud de la señal.
t=(0:L-1)*T;         % Vector de tiempo.
d=max(abs(y));
y=y/d;               %normalizacion

miu=0.5
nm=441

                %Energia Promedio de la señal
ep=sum(y.*y)/L;
%//////////A
k=1
j=1;
for i=1:nm:L
    if i+nm<=L;
        S(:,k)=y(i:i+(nm-1))';           %VENTANEO RECTANGULAR
        a=sum( (S(:,k).*S(:,k)))/nm;     %PROMEDIO POR VENTANA
%     DISTINCION ENTRE RUIDO Y VOZ
        if a<ep*miu;
            R(:,k)=S(:,k);
            S(:,k)=0;
            j=j+1;
        else
            R(:,k)=0;
        end
        k=k+1;
    end
end
end
% R(:,k) VENTANAS CON RUIDO
% S(:,k) VENTANAS CON SEÑAL DE VOZ

```



```

g=[S(:)]'; % VECTOR DE VOZ
m=[R(:)]'; % VECTOR DE RUIDO

%\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\COMPLEMENTO DE LONGITUD DE
VECTOR\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\
lon=length(g);
d=zeros(1,L-lon);
c = horzcat(g,d);
r =horzcat(m,d);

%
%\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\RELLENO DEL VECTOR DE
RUIDO\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\
rr=m;% VECTOR DE RUIDO ADICIONAL
c3=horzcat(rr,rr,rr,rr,rr,rr,rr,rr,rr,rr); %EXPANDIR MUESTRAS DE RUIDO

ii=1

for i=1:1:length(r)

if r(i)==0;

r(i)=c3(ii);
ii=ii+1;
else
end
end

%\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\VAD CONJUNTO\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\\

nm=441
miu=0.5
za=0;

for n=2:1:L
za=za+abs((y(n)).*abs(y(n))-y(n-1).*abs(y(n-1))));
end
za =za/L;
j=1;
k=1
for i=1:nm:L
if i+nm<=L;
S(:,k)=y(i:i+(nm-1))';

z=0;
for n =2:1:nm
z=z+abs((S(n,k).*abs(S(n,k)))-S(n-1,k).*abs(S(n-1,k)));
end
z=z/nm;
if z<za*miu

```




```
m=[R(:)]';  
lon=length(g);  
d=zeros(1,L-lon);  
cc = horzcat(g,d);  
r =horzcat(m,d);
```