



UNIVERSIDAD NACIONAL
AUTÓNOMA DE
MÉXICO

UNIVERSIDAD NACIONAL AUTÓNOMA DE MEXICO

PROGRAMA DE MAESTRIA Y DOCTORADO EN
INGENIERIA

FACULTAD DE INGENIERÍA

PREDICCIÓN LINEAL DE TÉRMINO LARGO PARA
LA EXTRACCIÓN DE RUIDO TONAL GENERADO
POR VENTILADORES DE COMPUTADORA.

T E S I S

QUE PARA OPTAR POR EL GRADO DE:

MAESTRO EN INGENIERIA

INGENIERÍA ELÉCTRICA – INSTRUMENTACIÓN

P R E S E N T A :

ING. ANTONIO TAVARES MANCILLAS

TUTOR:

DR. FELIPE ORDUÑA BUSTAMANTE.

2006



JURADO ASIGNADO:

Presidente: DR. DE LA GUARDIA GONZALEZ RAFAEL

Secretario: M.C. PÉREZ RUIZ SANTIAGO JESÚS

Vocal: DR. ORDUÑA BUSTAMANTE FELIPE

1^{er}. Suplente: DR. HERRERA CAMACHO JOSÉ

2^{do}. Suplente: Dr. ALCÁNTARA SILVA ROGELIO

Lugares donde se realizó la tesis:

CENTRO DE CIENCIAS APLICADAS Y DESARROLLO TECNOLÓGICO,
CIUDAD UNIVERSITARIA, DISTRITO FEDERAL, MÉXICO.

INTEL TECNOLOGÍA DE MÉXICO, S.A. de C.V.
LABORATORIO SRC-M
GUADALAJARA, JALISCO.

TUTOR DE TESIS:
DR. FELIPE ORDUÑA BUSTAMANTE

FIRMA

Agradecimientos.

A mis padres por su apoyo moral.

*A Intel Tecnología de México, S.A. de C.V.
Laboratorio SRC-M (Systems Research Center - México)
Dr. Rafael de la Guardia, por brindarme
su apoyo para realizar las pruebas en la fase experimental.*

A mis profesores del Laboratorio de Acústica y Vibraciones del CCADET-UNAM.

A mi profesor Felipe Orduña, mi tutor, por su bondad y paciencia para con mi trabajo.

El apoyo recibido por el Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología a través del programa de becas al postgrado de ingeniería.

Dedicatoria

Este trabajo lo dedico a mis padres; a mis hermanos: Miriam, Daniel, Columba y Paulina; a una mujer entrañable Verónica; y a mi escuela UNAM que me ha brindado la oportunidad de ser un enamorado de la vida.

Índice general

1. Introducción.	1
1.1. Descripción de tema de tesis	1
1.2. Contenido de la tesis	2
1.3. Financiamiento.	3
2. Antecedentes	5
2.1. Ruido de ventiladores axiales	5
2.1.1. Clasificación y causas	5
2.1.2. El ruido Gutin y el punto de operación del ventilador	6
2.2. Modelado de una señal de ruido Gutin	7
2.2.1. Modelo de predicción lineal, <i>PL</i>	8
2.2.2. Estimación de parámetros	10
2.2.3. Predicción lineal de término largo, <i>PLTL</i>	11
2.3. Algoritmo de predicción lineal	12
2.3.1. Predicción tonal	15
2.3.2. Estimación del valor cuadráticos promedio	16
3. Desarrollo Experimental	21
3.1. Cámara de presión	21
3.2. Obtención de señales de prueba	23
3.3. Señales de prueba obtenidas	25
4. Análisis y Resultados	27
4.1. Resultados representativos.	27
4.2. Evaluación cuantitativa de la relación tono/ruido.	28
4.3. Resultados y gráficas adicionales.	36
5. Conclusiones.	47
5.1. Sugerencias para trabajos futuros.	48

A. Código fuente	49
Bibliografía	59

Capítulo 1

Introducción.

1.1. Descripción de tema de tesis

Hoy en día el uso de la computadora es un elemento cotidiano, las empresas compiten en busca de presentar al mercado un sin número de equipos que faciliten al usuario final su actividad diaria tanto en la academia, como en el trabajo; pero así como han aumentado las velocidades de procesamiento se han requerido sistemas de enfriamiento para los dispositivos electrónicos o hardware; estos sistemas están desarrollándose en dos vertientes: (a) aumentar el tamaño del ventilador de enfriamiento para la computadora; (b) aumentar la velocidad del mismo.

Siendo el ventilador un sistema que se agrega a una computadora y tomando en cuenta las emisiones de ruido que genera éste, -un ventilador emite una señal audible que consiste en una superposición de señales: tonal y aleatoria de banda ancha-, a mayor velocidad de procesamiento, mayor flujo de aire requerido para el enfriamiento de los dispositivos electrónicos y en consecuencia mayor emisión de ruido audible.

Ahora bien, la tendencia en las velocidades de procesamiento van en aumento y por consiguiente las emisiones de ruido en el sistema de enfriamiento de una computadora serán críticas, para el funcionamiento de equipos cada vez más potentes.

El estudio presentado en esta tesis se involucra directamente con la caracterización del ruido que generan los ventiladores de enfriamiento de computadora, de modo que la molestia que provoca al usuario el constante ruido generado por un aparato que tiene a muy corta distancia, pueda verse modificada eliminando la emisión de ruido tonal. Aunque el alcance de este trabajo no abarca la modificación del ruido, el resultado final es materia prima para un control activo de ruido que elimine físicamente el ruido generado por ventiladores de computadoras.

El presente trabajo, propone utilizar un *modelo de predicción lineal de término largo* - *PLTL*, para predecir señales tonales sumergidas en ruido aleatorio de banda ancha. La

predicción da como resultado un incremento en el intervalo dinámico de la señal, logrando típicamente, un aumento agregado en el nivel señal a ruido de 10 dB o más.

Para el cálculo de los parámetros del modelo se usan las propiedades de la función de autocorrelación y del criterio del error cuadrático medio, en una estructura no recursiva asegura la estabilidad del predictor.

Gracias a la propiedad conocida [5] del modelo de predicción lineal de término largo para eliminar periodicidad en procesamiento de voz, se replantea en este caso, para tener dos ventajas: (a) buscar periodicidad en este tipo de señal específica y (b) evitar lo más posible la influencia del ruido de banda ancha. Las señales que se utilizan como pruebas son obtenidas del ruido que proviene de ventiladores axiales de computadoras.

Con lo dicho anteriormente se puede enfatizar el objetivo que busca este trabajo de tesis: diseñar, implementar y evaluar un algoritmo capaz de separar señales tonales de ruido generado por ventiladores axiales de enfriamiento de computadoras.

Para tal empresa se llevaron a cabo los siguientes pasos:

- Se diseñó un algoritmo basado en la predicción lineal considerando la combinación lineal de muestras de la señal con un retardo D .
- El algoritmo fue implementado en lenguaje C , orientado a su aplicación futura en tiempo real.
- Para obtener señales de prueba, se hicieron grabaciones de un ventilador de computadora en diferentes condiciones de operación, para ello se construyó una cámara de presión para controlar los puntos de operación del ventilador.
- Se colocó el ventilador en una cara de la cámara de presión, en una posición adecuada para que el flujo de aire estuviera dirigido hacia el interior de ésta, se varió la impedancia neumática de la cámara y como resultado las condiciones de operación del ventilador se modificaron.
- Las grabaciones digitales almacenadas en archivos $.WAV$, fueron realizadas en una cámara semi-anecoica, con ayuda de un micrófono instalado a una distancia de 10 $[cm]$ de la fuente de emisión de ruido.
- Las grabaciones fueron procesadas por el modelo propuesto y para ciertos valores representativos de la señales se evaluó el desempeño del algoritmo.

1.2. Contenido de la tesis

A continuación se presenta una breve descripción de los capítulos que conforman esta tesis.

En el capítulo 2 se revisa en qué consiste el ruido generado por ventiladores de computadoras, así como un breve bosquejo de la teoría de predicción lineal y su extensión al caso de predicción de término largo. El describir el algoritmo propuesto y su interpretación en la predicción tonal son asuntos del capítulo mencionado.

En el capítulo 3 se expone la configuración de la fase experimental, desde la construcción de la cámara de presión hasta la grabación digital de las señales de prueba.

En el capítulo 4 se muestran los resultados obtenidos después de aplicar el modelo propuesto. Colocando diferentes combinaciones en los parámetros del modelo se procesaron las grabaciones digitales obtenidas en la fase experimental, cada resultado es mostrado a partir del espectro de la señal y su función de autocorrelación, comentando por separado cada gráfica. También se presenta el método de evaluación del algoritmo implementado en lenguaje *C*. Se definen términos cuantitativos que representan las señales tonal y de ruido de banda ancha en decibeles para medir el crecimiento dinámico de la señal procesada con respecto a la señal sin procesar.

Finalmente, en el capítulo 5 se presentan las conclusiones a las que se llegaron después de revisar los resultados obtenidos en el análisis de pruebas y evaluación del modelo. Mencionando como resultados relevantes: (a) la condición que necesita el predictor en la relación en decibeles entre la señal tonal y la de banda ancha para un verdadero incremento en el intervalo dinámico de la señal, siendo ésta de 12dB ; (b) el incremento del rango dinámico que se obtuvo en promedio en las pruebas hechas, que se encuentra alrededor de 10 dB o más. Terminando con los alcances futuros del proyecto de tesis.

1.3. Financiamiento.

Los estudios de Maestría en Ingeniería Eléctrica (opción Instrumentación) que concluyen con el desarrollo de esta tesis, fueron realizados con el apoyo del programa de becas de posgrado CONACYT, durante el periodo entre agosto de 2004 y julio de 2006.

El presente trabajo está enmarcado dentro del proyecto “Active noise control of small computer cooling fans close to the source” (Control activo de ruido cerca de la fuente en ventiladores pequeños de computadora), Laboratorio de Acústica y Vibraciones CCADET-UNAM; financiado por Intel Corporate Technology Group, System Research Center-México (Guadalajara), de enero de 2006 a diciembre de 2008.

Capítulo 2

Antecedentes

Partiendo de dos preguntas como punta de lanza, se pretende dar una introducción del marco teórico en que está basada la técnica de análisis expuesta en este trabajo.

1. ¿Qué tipo de ruido o señal proviene de ventiladores del tipo utilizado en equipos de computadora?
2. ¿Cómo se representa el ruido obtenido por un ventilador en operación?
3. ¿En qué está basado y qué realiza el algoritmo de predicción lineal de término largo para analizar las señales de prueba previamente obtenidas?

2.1. Ruido de ventiladores axiales

El ruido que genera una máquina rotatoria fue estudiado por primera vez por Gutin L. en 1939, de ahí que el ruido que genera una máquina de este tipo, en este caso ventilador de enfriamiento, es llamado *ruido Gutin*, el cual tiene como espectro típico *una superposición de tonos y ruido de banda ancha*. La producción de estos diferentes ruidos está ligada a los movimientos rotacionales y no rotacionales del ventilados en cuestión [3]. Aunque en lo general se puede decir que la fuente mecánica de ruido en un ventilador axial es la inestabilidad de fluctuaciones de presión resultado de la interacción entre las partes móviles y fijas del ventilador.

2.1.1. Clasificación y causas

Líneas atrás se menciona la superposición de ruidos, ahora se listarán algunas causas que lo generan sin llegar a su explicación ya que este tema está fuera de los objetivos del presente trabajo.

En términos del ruido de banda ancha o ruido aleatorio hay dos fuentes importantes, aunque no son las únicas:

- (a) La inestabilidad de la presión en la superficie de las aspas, resultado de las turbulencias generadas en sus bordes.
- (b) Entradas aleatorias de fluido que provocan fluctuaciones.

Mucho del ruido podría radiar a partir de la interacción del fluido que sale arremolinado y el medio donde se encuentra el ventilador.

En el caso del ruido tonal, se presentan algunas causas como:

- (a) Fluctuaciones de presión en el rotor y soportes causados por la inestabilidad del fluido.
- (b) Interacción entre el rotor (aspas) y el estator (soportes y embocadura).

El tipo de ruido que produce el ventilador en cuestión se resume entonces en dos ruidos superpuestos: (a) tonal -que representa el fundamental y los armónicos de la frecuencia de paso de las aspas *Blade Passing Frequency (BPF)* por sus siglas en inglés-, y (b) aleatorio de banda ancha.

2.1.2. El ruido Gutin y el punto de operación del ventilador

En las subsecciones anteriores se hace mención del ruido que genera un ventilador axial de enfriamiento de computadora, este ruido está asociado a la actividad del ventilador, o sea, a las condiciones de operación de éste, por tanto, es importante hablar un poco sobre las condiciones de operación del ventilador y la relación con la impedancia neumática del sistema en donde se encuentra.

El aire requerido para enfriar un sistema, en este caso componentes de una computadora, es determinado por la potencia disipada y la temperatura que alcanza el sistema, así pues, el ventilador según las condiciones de trabajo de la computadora requerirá una presión para forzar al aire a moverse a través del sistema, o sea para generar un flujo de aire apropiado. Este flujo depende del sistema y en particular de la resistencia neumática del sistema.

Tres variables importantes entran en un juego de situaciones, a saber, presión diferencial, flujo de aire e impedancia del sistema.

Tanto la presión como el flujo de aire que genera el ventilador producirán diferentes comportamientos del mismo, además, si se modifica la impedancia del sistema entonces automáticamente el ventilador cambiará de condiciones de operación. Esto es, las variables involucradas son distintas para el mismo ventilador y eso dependerá si se encuentra en condiciones de flujo libre o en condiciones de operación, por ejemplo en el chasis de una PC.

Este comportamiento se ve reflejado en la figura(2.1), donde se grafican las condiciones de operación del ventilador junto con la impedancia del sistema. En el cruce entre estas dos curvas se ubica el punto de operación del ventilador.

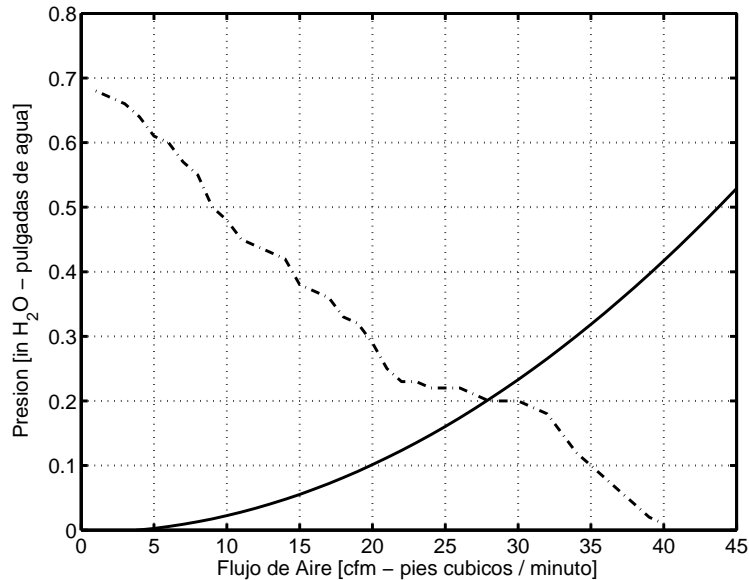


Figura 2.1: El Punto de Operación del Ventilador, se da en el cruce entre las dos curvas. (-.-) Condiciones de operación del Ventilador, (-) Curva de Impedancia de la cámara de presión.

2.2. Modelado de una señal de ruido Gutin

La idea de modelar una señal de ruido Gutin es indispensable, porque al no tener una representación matemática aproximada de la señal, será difícil operar sobre ella. Por tal motivo, se propone un modelo que se aproxime al comportamiento de la señal de ruido en cuestión. Este modelo opera sobre señales estacionarias, aunque este hecho no limita su validez en este caso.

Una señal y_n de ruido Gutin expresada en una serie de datos finitos, puede modelarse a través de un sistema de entrada u_n y salida y_n . El modelo consiste en representar y_n como una función lineal de valores pasados de la salida y_{n-i} y valores presente y pasados de la entrada u_n del sistema [1] [10], es decir:

$$y_n = \sum_{i=1}^P a_i y_{n-i} + G \sum_{k=0}^Q b_k u_{n-k}, \quad b_0 = 1 \quad (2.1)$$

donde u_n es la señal de entrada al sistema considerada señal aleatoria no correlacionada independiente e idénticamente distribuida (i.i.d) con media cero y varianza σ_u^2 , a_i y b_k son los parámetros del modelo y G un factor de ganancia para la señal de entrada u_n .

De ahí que, y_n sea predicha a partir de una combinación lineal de valores pasados tanto de la salida como de la entrada y por eso el nombre de *modelo de predicción lineal*. La ecuación (2.1) se puede representar en el dominio de la frecuencia como sigue [1]:

$$H(z) = \frac{Y(z)}{U(z)} = G \frac{1 + \sum b_k z^{-k}}{1 - \sum a_i z^{-i}} \quad (2.2)$$

donde $Y(z)$ y $U(z)$ son las transformadas z de las series de tiempo $y(n)$ y $u(n)$, respectivamente.

La expresión (2.2), es una ecuación general de sistemas de predicción lineal y está constituida por dos polinomios, las raíces de los polinomios numerador y denominador son los ceros y polos respectivamente, así pues, se tienen dos casos extremos: (a) cuando $a_i = 0$, $1 \leq i \leq P$ y (b) cuando $b_k = 0$, $1 \leq k \leq Q$.

En el primer caso el modelo se llama de promedios móviles *MA* (por sus siglas en inglés), y consiste en un sistema de puros ceros; el segundo caso se conoce como autoregresivo *AR* (por sus siglas en inglés), el cual se caracteriza por tener solamente polos [1].

Se propone modelar las señales de estudio a través del *modelo autoregresivo (AR)*, el cual describe procesos estacionarios lineales, luego entonces, representa de manera apropiada una *señal aleatoria estacionaria*.

2.2.1. Modelo de predicción lineal, *PL*

En una señal de ruido Gutin de un ventilador (véase sección 2.1), la señal tonal puede ser predecible desde el modelo *AR*, pero la señal de banda ancha cambia de manera aleatoria en el tiempo y por tanto se considera no estacionaria, en consecuencia no puede representarse con el modelo *AR* directamente.

Pero si la señal de ruido que genera el ventilador se fragmenta en pequeñas secciones sucesivas de tal forma que cada segmento se pueda considerar estacionario, entonces se podrá representar cada bloque a través de un modelo *AR*. Por consiguiente, la señal se asume como bloques sucesivos de tamaño suficientemente adecuado para considerar bloques de señales estacionarias o series de tiempo de corta duración que se puedan representar por un modelo lineal de procesos estocásticos estacionarios, en este caso, a través del modelo autoregresivo.

Por otro lado, cada señal $y(t)$ de tiempo continuo es muestreada para obtener una señal $y(nT)$ en tiempo discreto, también conocida como *serie de tiempo*, siendo n el índice de tiempo discreto y T la tasa de muestreo por segundo.

De lo anterior, el análisis de series de tiempo basado en predicción lineal en el modelo *AR*, contempla dos pasos a seguir:

- (1) La señal es modelada como una combinación lineal de sus valores pasados.
- (2) Los parámetros del modelo son obtenidos por un análisis de mínimos cuadrados en el dominio del tiempo.

El modelo AR es básicamente un proceso que genera un valor y_n a través de una suma ponderada de valores anteriores y_{n-i} y una entrada u_n , y tiene la siguiente estructura:

$$y_n = \sum_{i=1}^P a_i y_{n-i} + Gb_0 u_n \quad (2.3)$$

donde los coeficientes $\{a_i \mid i = 1, \dots, P\}$ son los parámetros del modelo, P representa el orden de éste.

Cabe mencionar que el valor de P , es decir, el orden del modelo dependerá de la señal que se quiere modelar, así pues, una señal compleja requerirá un valor P grande en comparación con una señal simple a modelar. Note que la ecuación (2.3), está restringida por el orden de la suma de los valores pasados de $\{y_n\}$.

En términos de la función de transferencia, el modelo AR se puede ver como la salida de un filtro recursivo de puros polos excitado por una señal de entrada aleatoria i.i.d u_n , donde G^2 es la energía total de la señal u_n [1], y a su vez, en términos estadísticos representa la varianza σ_u^2 de la señal u_n .

La expresión matemática de la función de transferencia es:

$$H(z) = \frac{G}{A(z)} \quad (2.4)$$

Siendo $A(z)$, llamado (*filtro inverso*):

$$A(z) = 1 - \sum a_i z^{-i} \quad (2.5)$$

En la figura(2.2), se presenta el diagrama de bloques del modelo AR en el dominio de la frecuencia, donde $U(z)$ es la entrada al sistema o señal de excitación y $Y(z)$ es la salida.

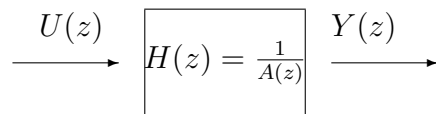


Figura 2.2: Diagrama de bloques del modelo autoregresivo en el dominio de la frecuencia

Lo que se aprecia en la figura (2.2), es la generación de datos a partir de un filtro lineal invariante en el tiempo dirigido por una señal de excitación, esto es: $Y(z) = H(z) U(z)$ [9].

El modelo AR es a menudo referenciado como modelo de predicción lineal LP , (por sus siglas en inglés), ya que es pensado como un modelo que predice el valor de y_n , a través de valores y_{n-i} anteriores.

En resumen, el modelo de predicción lineal para una señal y_n , usando una suma lineal ponderada con P muestras anteriores $[y_{i-1}, y_{i-2}, \dots, y_{i-P}]$ tiene la forma [8]:

$$\hat{y}_n = \sum_{i=1}^P a_i y_{n-i} \quad (2.6)$$

donde \hat{y}_n , es una estimación de y_n , y el error de la predicción lineal e_n es:

$$e_n = y_n - \hat{y}_n \quad (2.7)$$

De la expresión (2.7) y la ecuación (2.6), se obtiene la ecuación (2.3), es decir, el modelo de autoregresión.

2.2.2. Estimación de parámetros

Con el criterio del error cuadrático promedio, se asume que y_n puede ser predecible sólo a partir de la suma ponderada de muestras pasadas.

Lo que se busca entonces, es estimar los mejores coeficientes del predictor y esto se hace minimizando el valor esperado del cuadrado del residuo, es decir, minimizar el error cuadrático promedio con respecto a cada parámetro del modelo LP [8], definido como:

$$\begin{aligned} E[e_n^2] &= E\left[\left(y_n - \sum_{i=1}^P a_i y_{n-i}\right)^2\right] \quad (2.8) \\ &= E\left[y_n^2 - 2 \sum_{i=1}^P a_i y_n y_{n-i} + \sum_{i=1}^P a_i \sum_{j=1}^P a_j y_{n-i} y_{n-j}\right] \\ &= E[y_n^2] - 2 \sum_{i=1}^P E[y_n y_{n-i}] + \sum_{i=1}^P a_i \sum_{j=1}^P a_j E[y_{n-i} y_{n-j}] \\ &= r_y(0) - 2 \sum_{i=1}^P a_i r_y(i) + \sum_{i=1}^P a_i \sum_{j=1}^P a_j r_y(i-j) \quad (2.9) \end{aligned}$$

donde $E[\cdot]$ es el operador esperanza, $r_y(\cdot)$ es la función de autocorrelación de una señal aleatoria estacionaria dada por $r(i) = E[y(n) y(n-i)]$.

La expresión (2.9) se puede expresar de forma matricial como sigue:

$$E[e_n^2] = r_y(0) - 2\mathbf{r}_y^T \mathbf{a} + \mathbf{a}^T \mathbf{R}_{yy} \mathbf{a} \quad (2.10)$$

donde \mathbf{R}_{yy} es la matriz de autocorrelación de la secuencia de entrada al predictor \mathbf{y}^T , \mathbf{r}_{yy} es el vector de autocorrelación de \mathbf{y}^T y $\mathbf{a}^T = [a_1 \ a_2 \ \cdots \ a_P]$ es el vector de los parámetros del predictor.

Minimizando $E[e_n^2]$ con respecto al vector de parámetros \mathbf{a} , la ecuación (2.10), se reduce a:

$$\mathbf{R}_y \mathbf{a} = \mathbf{r}_y \quad (2.11)$$

Para cualquier definición de y_n , la expresión anterior forma un sistema de P ecuaciones con P incógnitas, las cuales se pueden resolver para los coeficientes del predictor a_i , $1 \leq k \leq P$.

El error cuadrático total mínimo, denotado por E_p se obtiene sustituyendo la ecuación (2.11) en (2.10), el cual tiene la siguiente expresión:

$$E_p = r_y(0) - \sum_{k=1}^P a_k r_y(k) \quad (2.12)$$

Una expansión de la ecuación (2.11) tiene como resultado la forma:

$$\begin{pmatrix} r_y(0) & r_y(1) & \cdots & r_y(P-1) \\ r_y(1) & r_y(0) & \cdots & r_y(P-2) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ r_y(P-1) & r_y(P-2) & \cdots & r_y(0) \end{pmatrix} \begin{pmatrix} a_1 \\ a_2 \\ \vdots \\ a_P \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} r_y(1) \\ r_y(2) \\ \vdots \\ r_y(P) \end{pmatrix} \quad (2.13)$$

Note que la matriz de autocorrelación tiene estructura *Toeplitz*, es decir, los elementos de cada diagonal son idénticos. El algoritmo de *Levinson-Durbin*, aprovecha esta estructura y a través de algunas reglas recursivas [1] obtiene el valor de los coeficientes del predictor en $O(P^2)$ operaciones.

El algoritmo de Levinson, siendo recursivo y muy eficiente en el número de operaciones a realizar, se puede implementar a través de un programa de cómputo [11].

2.2.3. Predicción lineal de término largo, *PLTL*

Cuando en la literatura se habla de señales que exhiben algún comportamiento periódico, como la voz, se hace uso de dos tipos de estructuras para una mejor aproximación de predicción [8]:

- 1 Correlación de término corto, la cual se usa para predecir muestras y_n en base a las P muestras pasadas inmediatas.
- 2 Correlación de término largo, la cual usa la correlación de una muestra y_n con un bloque de muestras bajo una mirada telescópica hacia atrás, buscando estructuras repetitivas que no necesariamente tiene inmediatamente atrás.

Un modelo como el de término largo se usa para detectar y posteriormente remover redundancias en muestras a distancia debido a las periodicidades de segmentos de la señal en estudio [5].

El modelo de predicción lineal de término largo se puede definir como sigue:

$$\hat{y}_D(n) = \sum_{i=0}^{P-1} a_i y_D(n - D - i); \quad D \geq 1 \quad (2.14)$$

Véase que tiene la misma estructura que el modelo LP de una sola muestra, sólo que el valor del retardo D -parámetro extra del predictor-, puede ser obtenido desde la función de autocorrelación de $y_D(n)$, es decir, se encuentra pasando la barrera del primer retardo mayor a cero donde la función de autocorrelación tiene su máximo, esto quiere decir, que se evita la autocorrelación del ruido aleatorio para que no afecte la predicción de la señal estacionaria.

El error o residuo $e_D(n)$ del modelo de término largo está dado por:

$$\begin{aligned} e_D(n) &= y_D(n) - \sum_{i=0}^{P-1} a_i y_D(n - D - i) \\ &= y_D(n) - \hat{y}_D(n) \end{aligned} \quad (2.15)$$

La obtención de los parámetros se lleva a cabo con el criterio del error cuadrático promedio, así que al minimizar $E[e_n^2]$ con respecto al vector de parámetros \mathbf{a} se obtiene una expresión semejante a la obtenida en la ecuación (2.13), sólo que en este caso la variación es la siguiente:

$$\begin{pmatrix} r_{yD}(0) & r_{yD}(1) & \cdots & r_{yD}(P-1) \\ r_{yD}(1) & r_{yD}(0) & \cdots & r_{yD}(P-2) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ r_{yD}(P-1) & r_{yD}(P-2) & \cdots & r_{yD}(0) \end{pmatrix} \begin{pmatrix} a_1 \\ a_2 \\ \vdots \\ a_P \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} r_{yD}(D) \\ r_{yD}(D+1) \\ \vdots \\ r_{yD}(D+P-1) \end{pmatrix} \quad (2.16)$$

Note que en comparación con la ecuación (2.13), el vector del lado derecho de la igualdad inicia con $r_{yD}(D)$.

2.3. Algoritmo de predicción lineal

El mejor modelo para predecir correctamente la señal dependerá de diferentes factores tales como: el tamaño de bloque del predictor P , el retardo de predicción D , tasa de muestreo -que se fijó desde la obtención de las señales de ruido Gutin en la fase experimental en 44150Hz-, y la tasa de actualización de muestras N .

Normalmente cuando se incrementan tanto P como N , el predictor mejora su resultado, pero esto también da como resultado un sistema muy complejo, es decir, un orden muy alto del predictor implica una ganancia alta del predictor, pero eso significa que se necesita más información de la señal [6], por tanto, el predictor puede llegar a ser muy lento y también puede llevar al sistema a ser inestable debido a la acumulación de errores numéricos.

Adicionalmente, el incremento de los valores P y N se entenderá a partir del tipo de señal que se quiere predecir, es decir, se tiene que definir una P muy grande si la señal a predecir contiene periodos largos y cambia lentamente, o una P muy pequeña cuando la señal contiene periodos cortos o cambia muy rápido en el tiempo. Aunque se tiene que considerar que: si el valor de P es menor a un orden del modelo adecuado, se dice que la señal está sub-modelada, esto implica que: (a) el error no está bien decorrelacionado; y (b) existe un decremento en la resolución espectral del modelo, lo que provoca una disminución en los picos espectrales. Mientras que un valor de P más grande que el adecuado generaría una señal sobre-modelada que resultaría en: (a) solución numérica no confiable; y (b) aparición de picos espurios.

El algoritmo presentado en este trabajo, implementa el modelo de predicción lineal de término largo, variando diferentes parámetros de operación, los cuales son: orden del predictor P , número de muestras nuevas generadas por el modelo N con cada actualización de predictor, y retardo del predictor D , el archivo de entrada es una señal de ruido Gutin del ventilador o señal de prueba que fue guardada previamente en formato .WAV y el análisis para determinar los coeficientes del predictor y de las muestras predichas se lleva a cabo bloque por bloque.

A continuación se lista la serie de pasos que describe de manera breve el algoritmo en cuestión.

- La definición del tamaño de autocorrelación en muestras N_{cor} , es un valor potencia de 2, esto se hace para que el algoritmo de obtención del vector de autocorrelación con la transformada rápida de Fourier sea lo más eficiente y rápida posible.
- Los valores tanto de P , N , y D , son escogidos en base a la señal de prueba en estudio, más adelante se verá la forma de decidir cuales son los adecuados.
- El algoritmo fija un número de muestras para el tamaño de la autocorrelación, adicionalmente se tiene un parámetro que es el número de muestras nuevas N a generar con el modelo de predicción lineal que en la práctica es el mismo valor que el fijado en P .

El avance que tendrá el programa dentro del archivo .WAV original esta dado por N . Así pues, una vez calculado el modelo para los parámetros P y D se calculan las N muestras nuevas y se toman N muestras de la señal original para volver a obtener el modelo y generar nuevamente las N muestras nuevas, así sucesivamente.

El proceso genera un ciclo que se llevará a cabo hasta recorrer el archivo .WAV original.

- Dentro del ciclo que recorre el archivo .WAV original se tiene que:

- Cuando inicia por primera vez el programa, se toman (N_cor) muestras de la señal original; la segunda vez y hasta recorrer el archivo .WAV sólo se leen N muestras nuevas.
- Se ventanea el vector o señal de entrada $y_D(n)$ con (N_cor) muestras con una ventana Hanning, para evitar cortes abruptos en el inicio y final de la señal.

En la práctica, $y_D(n)$ es finita y sólo es de interés un cierto intervalo, por lo que un método para resolver este problema es multiplicarla por una señal $w(n)$ que funcione como ventana para obtener otra señal $y'_D(n)$ que es cero fuera de un intervalo dado, esto es.

$$\begin{aligned} y'_D(n) &= y_D(n) w(n), \quad 0 \leq n \leq N - 1 \\ &= 0, \quad \text{otro caso} \end{aligned} \tag{2.17}$$

De lo anterior se puede decir que el ventaneo es una herramienta necesaria y la manera de escoger qué tipo de ventana y ancho que se va a utilizar dependerá mucho del tipo de señal que se esté analizando.

Al aplicar una ventana a una señal periódica con período T , es imposible tomar exactamente períodos enteros de la señal, lo que provoca una pérdida de información o distorsión de la señal. Para poder reducir estos efectos es conveniente, en nuestro caso, usar una ventana que permita un cambio gradual tanto en el inicio como en el final del bloque de señal a analizar y en consecuencia la distorsión que provoca la ventana en sus extremos sea suavizada.

- Se obtiene el vector de autocorrelación $\mathbf{r}_{yD} = [r_{yD}(0) r_{yD}(1) \cdots r_{yD}(D + P)]$, que se utiliza para calcular los parámetros del modelo *LPTL*.

La secuencia de autocorrelación de la señal fue calculada de la siguiente manera:

- 1 Sea $Y_D(k)$ la transformada rápida de Fourier de la serie de tiempo $y_D(n)$:

$$Y_D(k) = \text{fft}(y_D(n) w(n)); \tag{2.18}$$

donde k es el índice de frecuencia discreta, w_n es la función de ventaneo Hanning.

- 2 La potencia espectral discreta de la señal $y_D(n)$ es estimada como:

$$S_{yyD}(k) = |Y_D(k)|^2; \tag{2.19}$$

3 Finalmente, la secuencia de autocorrelación es estimada como la inversa de la transformada rápida de Fourier de la potencia espectral.

$$R_{yyD}(n) = \text{ifft}(S_{yyD}(k)); \quad (2.20)$$

- Ya calculado el vector de autocorrelación se obtienen los coeficientes a_i de predictor con la ayuda del algoritmo de Levinson.
 - El modelo está completo, ahora sólo falta calcular las nuevas N muestras bajo la expresión del modelo de *LPTL*, el cual define una nueva muestra como $\hat{y}_D(n) = \sum_{k=1}^P a_k y_D(n - D - k)$.
- Una vez terminado el ciclo, los datos almacenados en un vector son guardados en un formato .WAV.

2.3.1. Predicción tonal

Una señal puede ser predicha a partir de sus valores anteriores y eso dependerá de su función de autocorrelación que en el dominio de la frecuencia se interpreta como potencia espectral [14]. Esto es, una señal predecible en el dominio de la frecuencia, tiene su potencia concentrada en banda(s) estrecha(s) de frecuencia(s), en contraste, una señal no predecible, como el ruido blanco, tiene su potencia esparcida por todo el espectro de frecuencias [8].

El ruido del ventilador contiene dos componentes (véase el primer apartado de esta sección), al modelar este ruido en su totalidad con el predictor lineal, la parte tonal será una señal predecible gracias a sus propiedades de autocorrelación, mientras que el ruido aleatoria será poco probable que se estime. Entonces, al pasar las señales de pruebas por el predictor, se esperará que en la salida se encuentre gran parte de la señal tonal con respecto a la aleatoria. Esto no quiere decir que la señal obtenida después del procesamiento con el algoritmo reconstruya íntegramente las señales tonales, debido a que la ecuación (2.7), advierte tres factores que impiden un error de predicción de cero, a saber:

- 1 El error debido a la precisión del método de estimación de parámetros,
- 2 El ruido en donde están sumergidos los tonos a extraer, y
- 3 Con base al punto anterior, se debe considerar la relación señal a ruido *SNR* (por sus siglas en inglés), que se tiene en cada señal tonal.

Luego entonces, el error cuadrático promedio llegará a ser cero si y solo si se satisface que: (a) la señal de entrada al modelo es determinística; (b) la señal es modelada correctamente en base a un buen orden del predictor P ; y (c) la señal no tiene ruido.

Como en la práctica esto no sucede siempre existirá un error cuadrático promedio causado por la aleatoriedad de la señal de entrada al sistema.

Lo anterior se puede revisar de la siguiente manera. El residuo $e_D(n)$ se puede expresar como sigue: [16]:

$$e_D(n) = \hat{x}(n) - a_k * y_D(n - D) \quad (2.21)$$

donde \hat{x}_n es la señal deseada, en este caso, la señal tonal; a_k son los coeficientes del modelo y $y(n - D)$ es la señal de entrada al *PLTL* con un retardo D muestras. $\{*\}$ es el operador convolución.

Pero se sabe que la señal de entrada $y_D(n)$ es una superposición de dos señales (véase sección 2.1), $y_D(n) = x_n + r_n$, donde x_n es la parte tonal, mientras que r_n es el ruido de banda ancha, entonces la ecuación (2.21) se transforma en:

$$e(n) = \hat{x}(n) - a_k * [x(n - D) + r(n - D)] \quad (2.22)$$

Entonces se definen dos expresiones: e_x , diferencia entre la señal deseada y la señal de salida del modelo; y e_r , error de salida debido al ruido de banda ancha.

Entonces:

$$e_x(n) = \hat{x}(n) - a_k * x(n - D) \quad (2.23)$$

$$e_r(n) = -a_k * r(n - D) \quad (2.24)$$

En conclusión, la separación de las componentes tonal y ruido de banda ancha puede ser obtenida por una adecuada selección del retardo del predictor D , -evitando lo mejor posible la influencia de los componentes de ruido aleatorio-, y del tamaño de bloque del predictor P , -favoreciendo la predicción de las componentes tonales-. La predicción óptima producirá una señal \hat{x}_n similar a las componentes tonales de la entrada y_n .

También se pueden calcular los valores medios cuadráticos a partir de los coeficientes del predictor, véase la siguiente sección.

2.3.2. Estimación del valor cuadráticos promedio

En esta sección se llevó acabo un cálculo matemático para llegar a una ecuación que exprese el valor cuadrático promedio de la señal de salida del predictor lineal o señal estimada $\hat{y}_D(n)$.

Recordando que la señal de entrada es una superposición de dos señales no correlacionadas:

$$y_D(n) = x_n + r_n \quad (2.25)$$

donde x_n representa la parte tonal y r_n el ruido de banda ancha. Además, la señal de salida del sistema es una estimación resultado de una convolución de los coeficientes del predictor y la señal de entrada al predictor $y_D(n)$, entonces:

$$\begin{aligned}
\hat{y}_D(n) &= \sum_{k=0}^{P-1} a_k y_D(n - D - k) & (2.26) \\
&= a * y_D(n - D) \\
&= a * (x_{n-D} + r_{n-D}) \\
&= (a * x_{n-D}) + (a * r_{n-D}) \\
&= \hat{x}_n + \hat{r}_n & (2.27)
\end{aligned}$$

siendo $\{*\}$ el operador convolución, a_k los coeficientes del predictor, \hat{x}_n y \hat{r}_n las estimaciones del tono y del ruido de banda ancha respectivamente.

Regresando al modelo de predicción lineal $y_D(n) = \hat{y}_D(n) + e_D(n)$ y tomando en cuenta el resultado de la ecuación (2.27), la señal estimada se reescribe como:

$$\hat{x}_n + \hat{r}_n = y_D(n) - e_D(n) \quad (2.28)$$

Tomando el valor cuadrático promedio de la última expresión:

$$E[\hat{x}_n^2] + E[\hat{r}_n^2] = E[y_D(n)^2] - 2 E[y_D(n) e_D(n)] + E[e_D^2(n)] \quad (2.29)$$

Por otro lado, usando las expresiones (2.27) y el modelo de predicción lineal $y_D(n) = \hat{y}_D(n) + e_D(n)$, se escribe la siguiente ecuación:

$$e_D(n) = y_D(n) - (a * y_D(n - D - k)) \quad (2.30)$$

Minimizando el error cuadrático promedio de esta última expresión se llega a:

$$\begin{aligned}
E[e_D^2(n)] &= E[y_D(n) e_D(n)] - (a * E[y_D(n - D - k) e_D(n)]) & (2.31) \\
&= E[y_D(n) e_D(n)] \\
&= E[y_D(n) (y_D(n) - (a * y_D(n - D)))] \\
&= E[y_D^2(n)] - (a * E[y_D(n) y_D(n - D)]) \\
&= E[y_D^2(n)] - \sum_{k=0}^{P-1} a_k R_{yyD}(k + D) & (2.32)
\end{aligned}$$

La expresión $E[y_D(n - D - k) e_D(n)]$ es anulada por el principio de ortogonalidad, $R_{yyD}(k + D)$ es la función de autocorrelación de la señal de entrada al predictor $y_D(n)$. Ahora bien, sustituyendo la ecuación (2.32) en (2.29), se concluye que:

$$\begin{aligned}
E[\hat{x}_n^2] + E[\hat{r}_n^2] &= E[y_D(n)^2] - E[e_D(n)^2] \\
&= \sum_{k=0}^{P-1} a_k R_{yyD}(k+D)
\end{aligned} \tag{2.33}$$

Finalmente, el valor cuadrático promedio de la señal de salida es:

$$E[\hat{y}_D^2(n)] = \sum_{k=0}^{P-1} a_k R_{yyD}(k+D) \tag{2.34}$$

$$= \sum_{k=0}^{P-1} a_k R_{xx}(k+D) + \sum_{k=0}^{P-1} a_k R_{rr}(k+D) \tag{2.35}$$

donde $R_{yyD}(k+D) = R_{xx}(k+D) + R_{rr}(k+D)$; R_{xx} y R_{rr} son las funciones de autocorrelación de las señales tonal y ruido de banda ancha respectivamente.

Así pues, a la salida del predictor, los valores cuadráticos que corresponden al tono y al ruido de banda ancha estimados, se identifican con los términos:

$$R_{\hat{x}\hat{x}}(0) = \sum_{k=0}^{P-1} a_k R_{xx}(k+D) \tag{2.36}$$

$$R_{\hat{r}\hat{r}}(0) = \sum_{k=0}^{P-1} a_k R_{rr}(k+D) \tag{2.37}$$

Entonces, los valores cuadráticos promedio se pueden obtener conociendo $R_{xx}(k)$ y $R_{rr}(k)$. Pero también se pueden estimar numéricamente, a posteriori, analizando las dos bandas espectrales de $\hat{y}_D(n)$: la del tono y la del ruido.

Para demostrar que la relación tono/ruido a la salida del predictor se puede calcular,

- a priori. Uso de la sumatorio en términos de a_k .
- a posteriori. Calculo numérico desde el espectro de la señal de salida de predictor, $\hat{y}_D(n)$

Se obtuvo una señal sintetizada compuesta de un tono a 500 Hz y ruido de banda ancha. La tabla (2.1), muestra las relaciones tono/ruido de diferentes señales sintetizadas con diferentes niveles de tono manteniendo el mismo nivel de ruido de banda ancha

Donde: $E[\hat{y}_D^2(n)]$, $E[\hat{x}_n^2]$, $E[\hat{r}_n^2]$ son los valores medios cuadráticos de la señal de salida del predictor, tono estimado y del ruido estimado respectivamente, calculados a priori. $R_{\hat{x}\hat{x}}(0)$ y $R_{\hat{r}\hat{r}}(0)$ son los valores medios cuadráticos del tono y del ruido estimados, calculados a posteriori.

No.	$E[\hat{y}_D(n)^2]$	$E[\hat{x}_n^2]$	$E[\hat{r}_n^2]$	$E[\hat{x}_n^2]/E[\hat{r}_n^2]$	$R_{\hat{x}\hat{x}}(0)$	$R_{\hat{r}\hat{r}}(0)$	$R_{\hat{x}\hat{x}}(0)/R_{\hat{r}\hat{r}}(0)$
1	2041.10	1953.40	46.29	42.19	1984.60	46.99	42.23
2	1170.80	1093.60	46.28	23.63	1114.40	46.98	23.72
3	546.37	479.75	46.26	10.37	490.11	46.96	10.44
4	168.18	112.41	46.23	2.43	113.11	46.83	2.41
5	122.36	68.84	46.22	1.49	68.05	46.76	1.45
6	86.77	35.85	46.19	0.77	33.77	46.63	0.72
7	72.95	22.88	46.18	0.49	20.93	46.53	0.45
8	53.76	5.6	46.11	0.13	4.64	46.25	0.10
9	48.65	1.83	46.05	0.04	1.21	46.09	0.03

Cuadro 2.1: Estimación del valor medio cuadrático: a priori y a posteriori

Capítulo 3

Desarrollo Experimental

Los puntos que a continuación se listan describen las etapas experimentales que se realizaron con el fin de obtener señales de prueba del ruido que se generó a partir de la operación de un ventilador axial de enfriamiento de computadoras bajo condiciones controladas.

1. Se construyó una Cámara de Presión, diseñada en el Laboratorio de Acústica del CCADET para controlar las condiciones de operación de un ventilador de prueba.
2. La Cámara de Presión fue instalada dentro de la Cámara Semi-Anecoica del Laboratorio de Acústica (*Systems Research Center - Mexico*) de Intel Tecnología de México.
3. Modificando la impedancia de la Cámara de Presión, se movió el punto de operación del ventilador.

Lo anterior se llevó a cabo abriendo o cerrando la ventila de la cámara, lo que provocó una carga o resistencia al paso del flujo de aire generado por el ventilador.

Una vez controlada la impedancia de la cámara, se realizaron grabaciones digitales del ruido que generó el ventilador de prueba, a través de una tarjeta de adquisición de datos *DAC*, y un micrófono instalado a una distancia de 10 centímetros del ventilador.

4. Se instaló y se puso en marcha una cámara para pruebas de flujo de aire para caracterizar los puntos de operación del ventilador en estudio.

3.1. Cámara de presión

La cámara de presión es un dispositivo que nos ayudó a realizar las pruebas de obtención de señales de audio.

Consistió en un cubo de 1 m^3 de volumen con aristas rígidas y película de plástico como paredes con el fin de asegurarse una mínima existencia de reflexiones acústicas dentro de ésta.

En una cara se instaló una placa de neopreno de $100\text{ cm} \times 33\text{ cm}$ con un orificio circular de aproximadamente 109 mm de diámetro donde fue empotrado el ventilador de prueba. En la cara opuesta se colocó otra placa de neopreno de las mismas dimensiones con un orificio hexagonal de aproximadamente $154,5\text{ cm}^2$ de área. Este orificio hexagonal es una ventila que ayuda a variar la impedancia de la cámara.

A continuación se lista el material utilizado para la elaboración de la cámara de presión.

1. Ventilador DC Brushless, Modelo AFB1212SH, Voltaje de Operación : 12 VCD, Corriente:0.80 A, Aspas: 7, Diámetro de aspas 110mm, Tamaño de Marco: 120mm, Soportes: 4.
2. Preamplificador Behringer, Ultraganancia Pro Mic 2200
3. Micrófono de Medición Omnidireccional, Behringer EMC8000, Tipo: condensador, Impedancia: $600\ \Omega$, Sensibilidad: -60dB, Respuesta en frecuencia: 15Hz-20kHz, Potencia de Fuente Phantom: +156V a +48V.
4. Tarjeta de Adquisición de Datos (DAC), National Instruments, Serie M.
5. Acondicionador de Señales National Instruments, Modelo: SCB-68.
6. Tacómetro digital PT99, Monarch Instrument, Serie No. 1801223.
7. Cámara de Prueba para Flujo de Aire, Sistema de Medición de Flujo de Aire, 115Vac, Fecha manufactura: diciembre 2005.
8. Cámara de Presión, Volumen: 1 m^3 , Fecha manufactura: Marzo 2006.
9. Fuente de Voltaje CD variable, Agilent, 0-6V,5A/0-+25,1A.
10. Transductores Digitales para Medir Presión Diferencial, Setra, Modelo 2671005WB11A1FD, Excitación: 24Vdc, Salida: 4-20mA, Rango: +/- 5.0" WC.

La manera de variar la impedancia de la cámara es a través de modificar la abertura o ventila, generando una carga o resistencia al flujo de aire que genera el ventilador, por ejemplo, si la ventila está completamente abierta se dice que la impedancia de la cámara es muy pequeña y prácticamente el flujo de aire generado por el ventilador no encuentra oposición a su paso, mientras que una ventila totalmente cerrada presenta una impedancia tan grande que no hay flujo de aire generado por el ventilador. Así entonces, al variar la ventila de totalmente abierta a totalmente cerrada se está variando la impedancia neumática de la cámara de presión y como consecuencia se varían las condiciones de operación del ventilador.

La figura (3.1) nos muestra una fotografía de la cámara de presión una vez instalada en la cámara semi-anechoica, en donde se puede observar las dos placas de neopreno en sus caras opuestas.



Figura 3.1: Cámara de Presión

En la periferia de la placa de neopreno donde se montó el ventilador, se instaló un manómetro para tener constante registro de la presión que generaba el ventilador de prueba.

3.2. Obtención de señales de prueba

El diagrama de conexiones para la obtención de grabaciones digitales del ruido se muestra en la figura (3.2).

El micrófono se colocó a una distancia de 10 centímetros de la fuente de ruido, mientras que esta última estaba alimentada por una fuente de voltaje variable fuera de la cámara semi-anechoica para evitar interferencia en la grabación.

La figura (3.3) muestra las conexiones y la configuración que se hizo dentro de la cámara semi-anechoica con el fin último de obtener señales de audio en condiciones controladas del ventilador de prueba.

Una vez conectado el equipo y material necesario se inició la fase de cero fugas, es decir, como la cámara de presión fue reinstalada pero ahora dentro de la cámara semi-anechoica se revisó centímetro por centímetro para asegurar que no existiera ninguna fuga de aire al tener en funcionamiento el ventilador y evitar inestabilidad en el punto de operación del ventilador en el momento de realizar las pruebas.

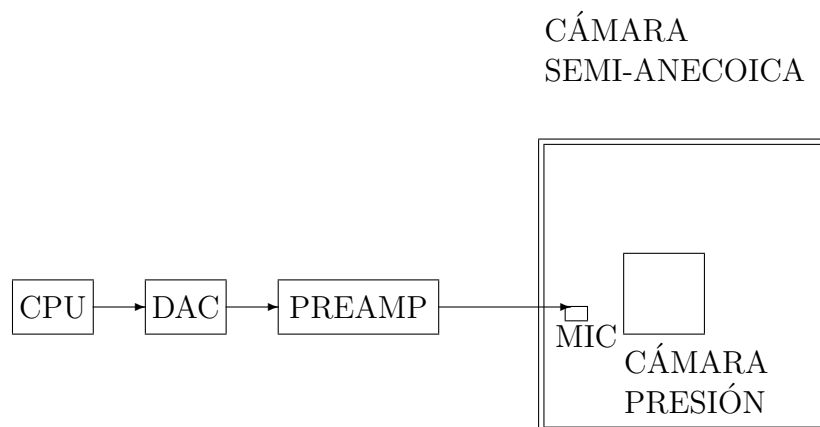


Figura 3.2: Diagrama de conexiones

Completada esa etapa, se procedió a obtener las pruebas.

Primero se cerró completamente la ventila de la cámara de presión, el ventilador de prueba fue encendido y se inició la grabación digital del ruido a través de un micrófono de condensador de respuesta plana en el rango de frecuencias audibles, marca Behringer, Modelo EMC8000.

Después se recorrió la ventila 1 [cm] y se repitió el primer paso, esto fue sucesivo hasta tener completamente abierta la ventila.

Cada grabación fue almacenada por medio de una tarjeta de adquisición de datos conectada a una computadora donde se guardaban los datos en formato .WAV para posterior uso. En cada desplazamiento de la ventila se registró tanto la presión y las revoluciones por minuto (RPM) que generaba el ventilador como de la corriente y voltaje que demandaba.

Para completar la caracterización de los puntos de operación del ventilador, se replicaron las condiciones de operación del ventilador en la cámara de prueba de flujo para registrar el flujo de aire que presentaba el ventilador en cada movimiento de la impedancia de la cámara de presión.



Figura 3.3: Configuración para el registro del ruido dentro de la Cámara Semi-Anecoica.

3.3. Señales de prueba obtenidas

Las pruebas fueron realizadas a una temperatura de 18°C que estaba controlada por el sistema de control de la cámara semi-anechoica.

Los resultados del registro de variables en cada desplazamiento de la ventila se muestran en la tabla (3.1), con un voltaje fijo de 12Vdc, la columna "Área" indica la abertura de la ventila.

Cada cambio de operación del ventilador de prueba registrado está asociado a un archivo tipo .WAV. Aunque en la tabla (3.1), se anotaron los 12 resultados obtenidos en la fase experimental, se marcan en la primera columna los 3 registros que se analizaron de manera exhaustiva en el presente apartado, debido a resultados repetitivos encontrados en los registros restantes. A pesar de ello, el resto de las gráficas de la potencia espectral y la autocorrelación son mostradas en el capítulo 4.

Las señales obtenidas fueron analizadas usando la técnica de *predicción lineal* descrita previamente en el capítulo 2, para la separación de sus componentes tonal y aleatoria.

Apertura	ΔP [in. H_2O]	Área [cm^2]	I [A]	Ω [RPM]	Flujo [CFM]	BPF [Hz]
-	0.30	1.0	0.60	3186	16.2	371.7
-	0.27	4.0	0.58	3198	22.4	373.1
-	0.24	9.0	0.57	3225	27.8	376.2
Estrecho	0.22	16.0	0.56	3230	31.9	376.8
-	0.19	25.0	0.54	3279	39.6	382.5
-	0.16	36.0	0.51	3368	46.4	392.9
Moderado	0.12	49.0	0.57	3450	76.2	402.5
-	0.08	86.6	0.51	3293	81.5	384.2
-	0.07	97.9	0.51	3318	84.4	387.1
-	0.06	109.2	0.50	3348	89.0	390.6
-	0.05	120.6	0.48	3339	93.0	389.5
-	0.04	131.9	0.48	3354	95.6	391.3
Abierto	0.03	154.5	0.47	3354	98.5	391.3

Cuadro 3.1: Registro de puntos de operación del ventilador

Capítulo 4

Análisis y Resultados

4.1. Resultados representativos.

Para el análisis de los archivos de señales de prueba obtenidos en la fase experimental (véase el capítulo anterior), se generó un archivo de señales procesadas a través del algoritmo donde se variaron los parámetros D y P , de la siguiente manera:

- (a) Se fijó el valor de $D = 1024$ que a una tasa de muestreo de $44,15 \text{ kHz}$ es aproximadamente $24,2 \text{ ms}$ de la grabación digital, mientras que el valor de P se varió desde 20 hasta 3000 muestras, que en tiempo de grabación es aproximadamente $0,45 - 68,03 \text{ ms}$ respectivamente.
- (b) Se mantuvo constante el valor de $P = 1024$ y el valor de D se varió de la misma manera que en el inciso anterior.

De la serie de señales procesadas resalta lo siguiente:

La figura (4.1), muestra la potencia espectral de la señal de ruido Gutin generado por el ventilador y la señal procesada por el predictor lineal en la condición de ventila estrechamente abierta en la cámara de presión, véase el cuadro (3.1). Un componente tonal se observa en ambos espectros, el cual sobresale del espectro de banda ancha. Claramente se observa que la predicción lineal arroja un incremento en la relación tono a ruido, reduciendo el nivel de señal de banda ancha que puede ser estimado gráficamente alrededor de 10 dB o más. Se observa también que el orden del predictor $P = 866$ muestras contiene 7 veces el $BPF [Hz]$ del ventilador.

La figura (4.2), muestra la secuencia de autocorrelación de la señal grabada desde el ruido del ventilador y la señal predicha linealmente. Para la señal no procesada es evidente la representación de la aleatoriedad en retardos pequeños de la autocorrelación, mientras que para la señal predicha la componente aleatoria es reducida, y se observa un perfil cercano a

una secuencia periódica, esto es resultado de la selección de D para salirse de la influencia de la componente aleatoria.

La figura (4.3), muestra la potencia espectral de la señal de ruido generado por el ventilador y la señal procesada por el predictor en la condición de ventila moderadamente abierta en la cámara de presión, véase el cuadro (3.1). Tres componentes tonales se observan en ambos espectros, los cuales sobresalen del espectro de banda ancha. El incremento obtenido en la relación tono a ruido es claro y se vuelve a registrar una disminución del nivel de ruido de alrededor de 10 dB o más. También se registra que el orden del predictor $P = 824$ muestras contiene 7 veces el $BPF[Hz]$ del ventilador.

La figura (4.4), muestra la secuencia de autocorrelación de la señal de ruido Gutin y la señal predicha linealmente. Como ocurrió en el caso anterior la secuencia de autocorrelación después de el procesamiento reduce la componente aleatoria de la señal y muestra un perfil casi periódico.

La figura (4.5), muestra la potencia espectral de la señal de ruido grabada y la señal procesada por el predictor, en la condición de ventila totalmente abierta en la cámara de presión, véase el cuadro (3.1). Se observa un número considerable de componentes tonales en ambos espectros, los cuales sobresalen del espectro de banda ancha. El espectro de la señal predicha linealmente reduce el nivel de ruido de banda ancha en relación a los tonos a valores que gráficamente se pueden estimar alrededor de 10 dB o más.

En la figura (4.5), se observan muchos tonos, algunos de ellos no son afectados favorablemente por el predictor, esto se debe a que la relación tono a ruido que presenta cada uno de ellos es menor de 12dB. Este resultado fue obtenido a partir de una señal generada digitalmente, -compuesta por un tono y ruido de banda ancha -, que fue procesada con diferentes relaciones de tono a ruido.

Adicionalmente, la velocidad del ventilador no era perfectamente constante sino que variaba dentro de cierto rango, (+/-)6 RPM en promedio, y aún en estas condiciones el algoritmo es capaz de rastrear la señal tonal.

4.2. Evaluación cuantitativa de la relación tono/ruido.

Para la evaluación cuantitativa de la relación tono/ruido en señales de ruido Gutin se propuso una serie de definiciones que expresan niveles representativos de la señal en decibeles.

El nivel representativo de la señal en dB de la componente tonal es tomado como el pico máximo del espectro de potencia de la señal x_n sobre la banda de frecuencias S_{max} .

$$S_{max} = \max_k (10 \log_{10} S_{yyD}(k)) \quad (4.1)$$

donde $S_{yyD}(k) = |Y_D(k)|^2$, siendo $Y_D(k)$ la transformada rápida de Fourier de $\hat{y}_D(n)$.

El nivel representativo de la componente de banda ancha es tomada como la media espectral (media geométrica en decibeles) sobre la banda de frecuencias S_{mean} .

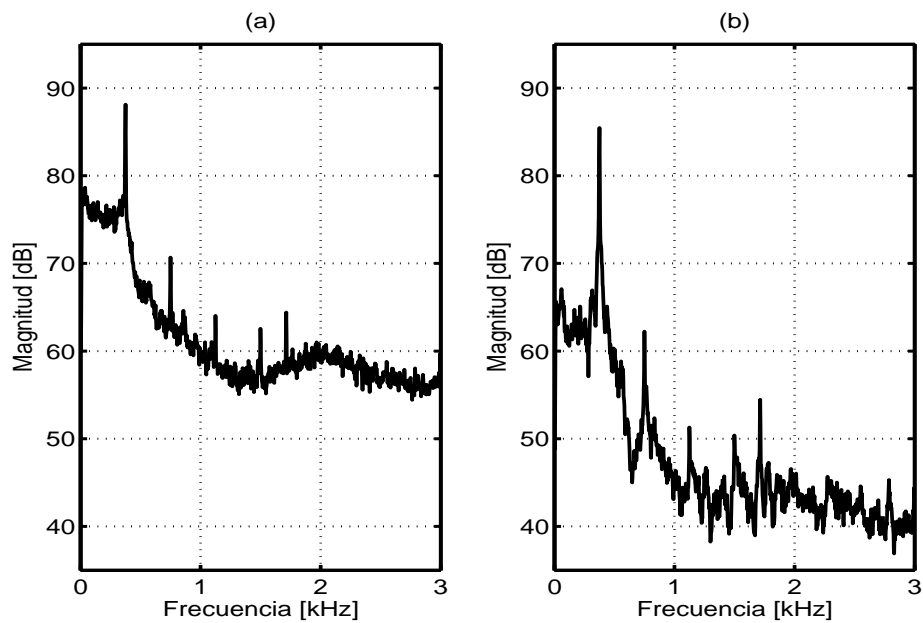


Figura 4.1: Potencia espectral de: (a) La señal de ruido del ventilador (abertura de ventila estrecha). (b) PLTL ($P = 866$, $D = 118$), se obtiene un incremento de la componente tonal contra la de banda ancha.

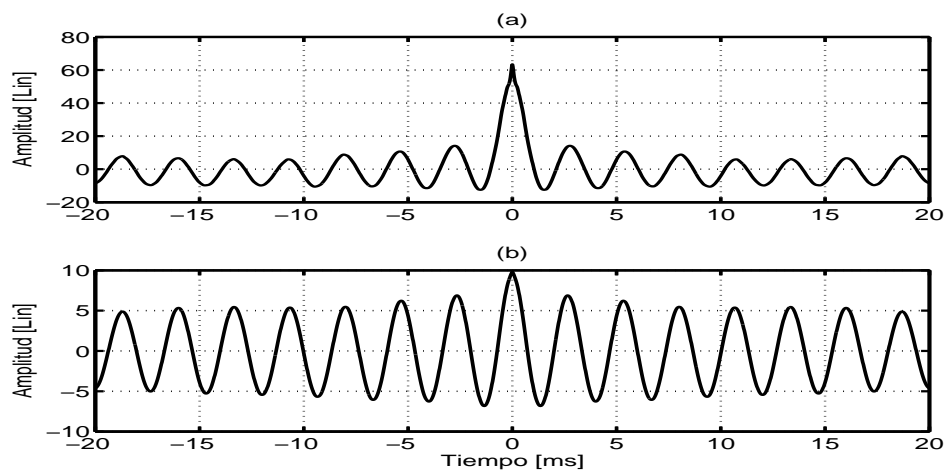


Figura 4.2: Autocorrelación de: (a) La señal de ruido del ventilador (abertura de ventila estrecha). (b) PLTL, muestra un incremento de la componente periódica contra la aleatoria.

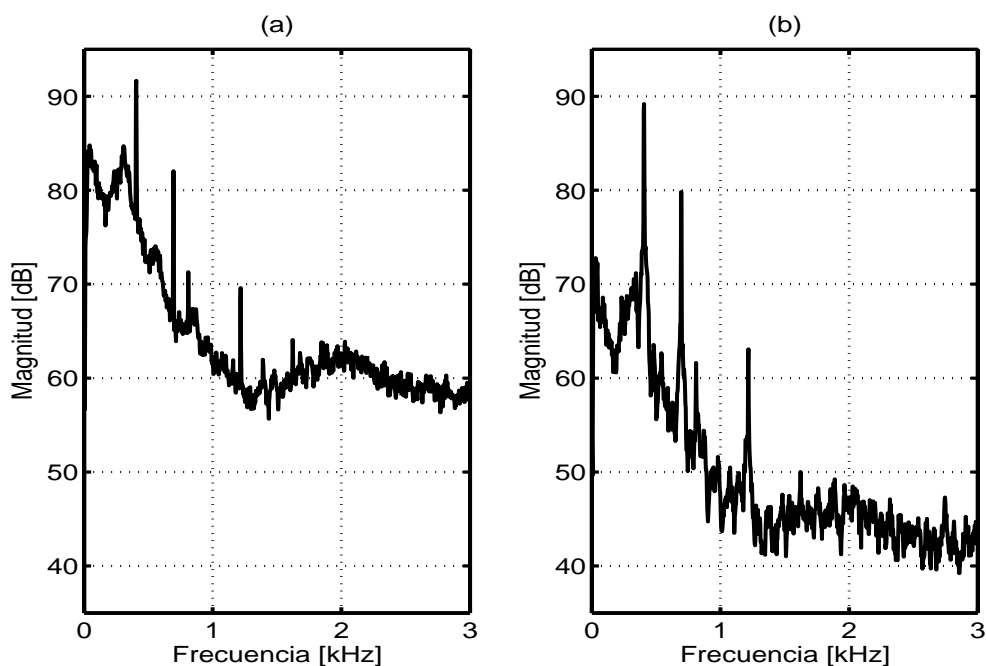


Figura 4.3: Potencia espectral de: (a) La señal de ruido del ventilador (abertura de ventila moderada). (b) PLTL ($P = 824$, $D = 732$), se obtiene un incremento de la componente tonal contra la de banda ancha.

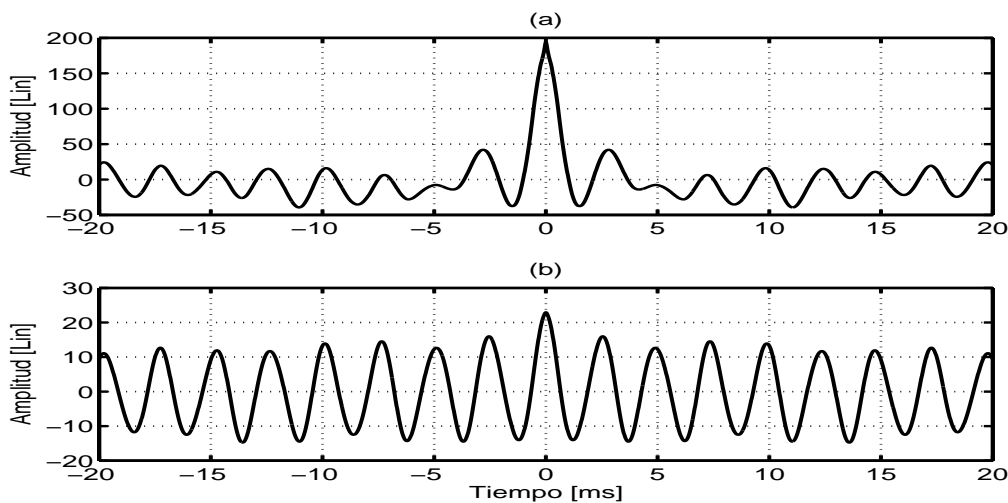


Figura 4.4: Autocorrelación de: (a) La señal de ruido del ventilador (abertura de ventila moderada). (b) PLTL, muestra un incremento de la componente periódica contra la aleatoria.

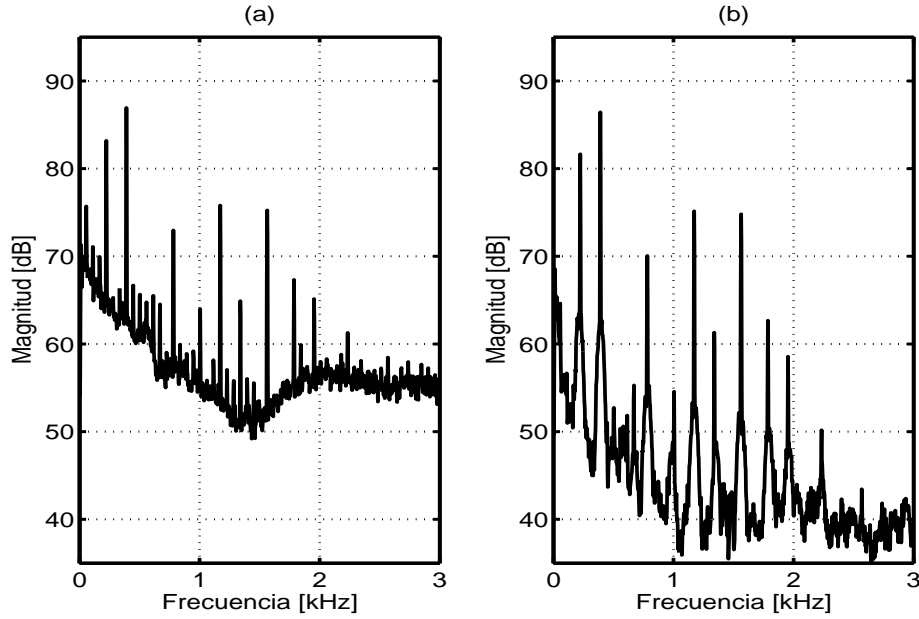


Figura 4.5: Potencia espectral de: (a) La señal de ruido del ventilador (abertura de ventila totalmente abierta). (b) PLTL ($P = 836$, $D = 1066$), se obtiene un incremento de la componente tonal contra la de banda ancha.

$$S_{mean} = mean(10 \log_{10} S_{yyD}(k)) \quad (4.2)$$

Luego entonces, un nivel de evaluación en el crecimiento del rango dinámico en decibeles para la señal estimada se puede definir como:

$$\sigma_{\hat{x}} = S_{max} - S_{mean} \quad (4.3)$$

Donde la diferencia entre las componentes tonal S_{max} y banda ancha S_{mean} es una medida conveniente para evaluar la aplicación del predictor lineal de término largo. Esta medida es usada para la evaluación del predictor lineal y así encontrar los parámetros óptimos -retardo de predicción D y tamaño del bloque del predictor P -, y en consecuencia la mejor predicción tonal.

Como $\sigma_{\hat{x}}$ representa un crecimiento en el rango dinámico de la señal procesada, se tiene que comparar con el valor respectivo de la señal de audio original, para tener una medida que tome en cuenta el rango dinámico antes y después de procesar la señal.

Finalmente, el nivel de evaluación a registrar se expresa como:

$$\Delta\sigma_x = \sigma_{\hat{x}} - \sigma_x \quad (4.4)$$

A continuación se presenta un desarrollo matemático para reforzar la expresión (4.4). Recordemos que la señal de entrada al predictor es una superposición de dos señales:

$$y_D(n) = x_n + r_n \quad (4.5)$$

donde x_n representa la parte tonal y r_n el ruido de banda ancha. Además la señal estimada por el modelo se puede escribir como:

$$\hat{y}_D(n) = y_D(n + D) + e_D(n) \quad (4.6)$$

Al combinar estas dos ecuaciones últimas se tiene que:

$$\hat{y}_D(n) = x_{n+D} + r_{n+D} + e_D(n) \quad (4.7)$$

donde \hat{x}_n es la estimación tonal.

De las ecuaciones (4.5) y (4.7), y asumiendo que: x_n es una señal periódica; r_n es ruido de banda ancha estacionario y $e_D(n)$ es un proceso aleatorio no correlacionado i.i.d. con media cero y varianza σ_u^2 , los valores σ_x y $\sigma_{\hat{x}}$ son los siguientes:

$$\sigma_x = \frac{E[x^2]}{E[r^2]} \quad (4.8)$$

$$\sigma_{\hat{x}} = \frac{E[x^2]}{E[r^2] + E[e_D^2] + 2E[e_D(n) r(n + D)]} \quad (4.9)$$

Dando como resultado:

$$\Delta\sigma_x = \frac{E[r^2]}{E[r^2] + E[e_D^2] + 2E[e_D(n) r(n + D)]} \quad (4.10)$$

Esta última expresión identifica un valor crítico dado por $2E[e_D(n) r_{n+D}]$. El valor $\Delta\sigma_x$ se incrementa cuando el denominador disminuye su valor, es decir, cuando el valor crítico encontrado es negativo y suficiente para acercarse a $E[r^2] + E[e_D^2]$.

Ahora bien, la ecuación (4.7) se reescribe como:

$$\hat{y}_D(n) - x(n + D) = r(n + D) + e_D(n) \quad (4.11)$$

Obteniendo su valor cuadrático promedio esperado de cada lado de la igualdad y sustituyéndolo en la expresión (4.10), se tiene que:

$$\Delta\sigma_x = \frac{E[r^2]}{E[\hat{y}_D^2] + E[x^2] - 2E[\hat{y}_D(n) x(n + D)]} \quad (4.12)$$

En conclusión, cuanto más correlacionadas estén la señal tonal estimada \hat{y}_n y la componente tonal de la señal de entrada x_n , mayor será el valor $\Delta\sigma_x$, es decir, el nivel de evaluación

del rango dinámico. Esto se puede evidenciar con la propiedad de correlación cruzada que expresa lo siguiente:

$$2 r_{xy}(l) \leq [r_x(0) + r_y(0)] \quad (4.13)$$

De las expresiones (4.13), y (4.12), se tiene:

$$2 E[\hat{y}_D(n) x(n + D)] \leq E[\hat{y}_D^2] + E[x^2] \quad (4.14)$$

De las expresiones (4.12), y (4.14), se observa que el valor de $\Delta\sigma_x$ tiene un comportamiento sujeto a la desigualdad de correlación cruzada.

Las gráficas (4.6) y (4.7) son resultado de series de simulaciones donde el nivel de incremento de la señal de prueba esta en función del retardo de predicción D , fijando $P = 1024$ muestras o en función del tamaño de bloque P , fijando $D = 1024$ muestras.

En base al valor $\Delta\sigma_x$ se muestran las figuras (4.6-a) y (4.7-a), en condiciones de ventila estrecha y totalmente abierta respectivamente, que para retardos cortos (abajo de 2ms) el rango dinámico es mínimo, porque la predicción de los componentes tonales son afectados por las componentes aleatorias del ruido. Pasando esta barrera, esto es, al aumentar el retardo del predictor más allá de la influencia de la autocorrelación del ruido aleatorio (2-2.7ms), $\Delta\sigma_x$ se incrementa.

Observando ahora en las figuras (4.6-b) y (4.7-b), para ruido del ventilador correspondiente a las condiciones de la cámara de presión con ventila estrecha y totalmente abierta respectivamente, el valor $\Delta\sigma_x$ en función del tamaño de bloque del predictor en (ms) presenta un débil incremento de las componentes tonales abajo de (5ms), pero estos valor se aceleran para bloques con mayor número de muestras, llegando a mejores resultados alrededor de (19-20ms). Una suave tendencia descendente es observada cuando el tamaño de bloque del predictor se incrementa (20-50ms). Esto es consecuencia de un sobre-modelado de la señal, que se refleja en una probable acumulación de errores numéricos en el cálculo de los coeficientes del predictor lineal con el algoritmo de Levinson.

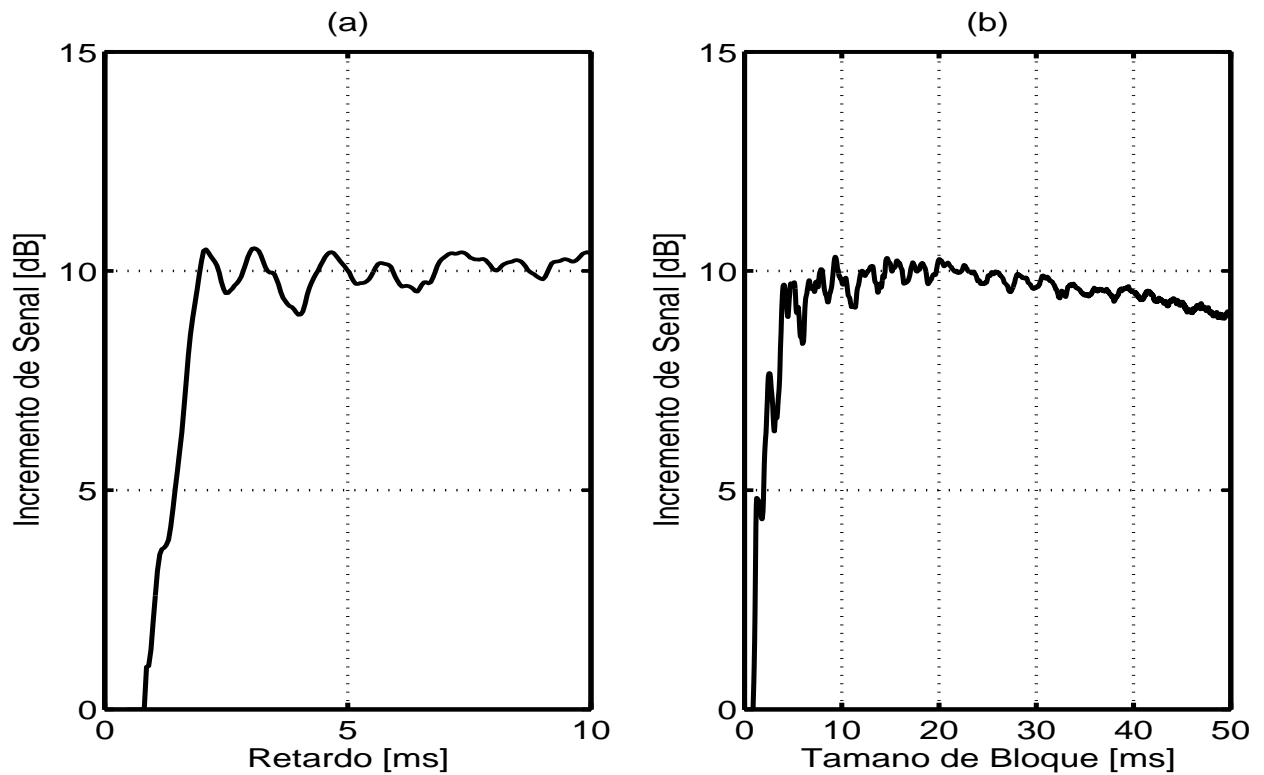


Figura 4.6: Para la condición en la cámara de presión de ventila estrechamente abierta: (a) Nivel de Incremento de la Señal como función del retardo de predicción D , fijando $P = 1024$ muestras. (b) Nivel de Incremento de la Señal como función del tamaño de bloque P , fijando $D = 1024$ muestras.

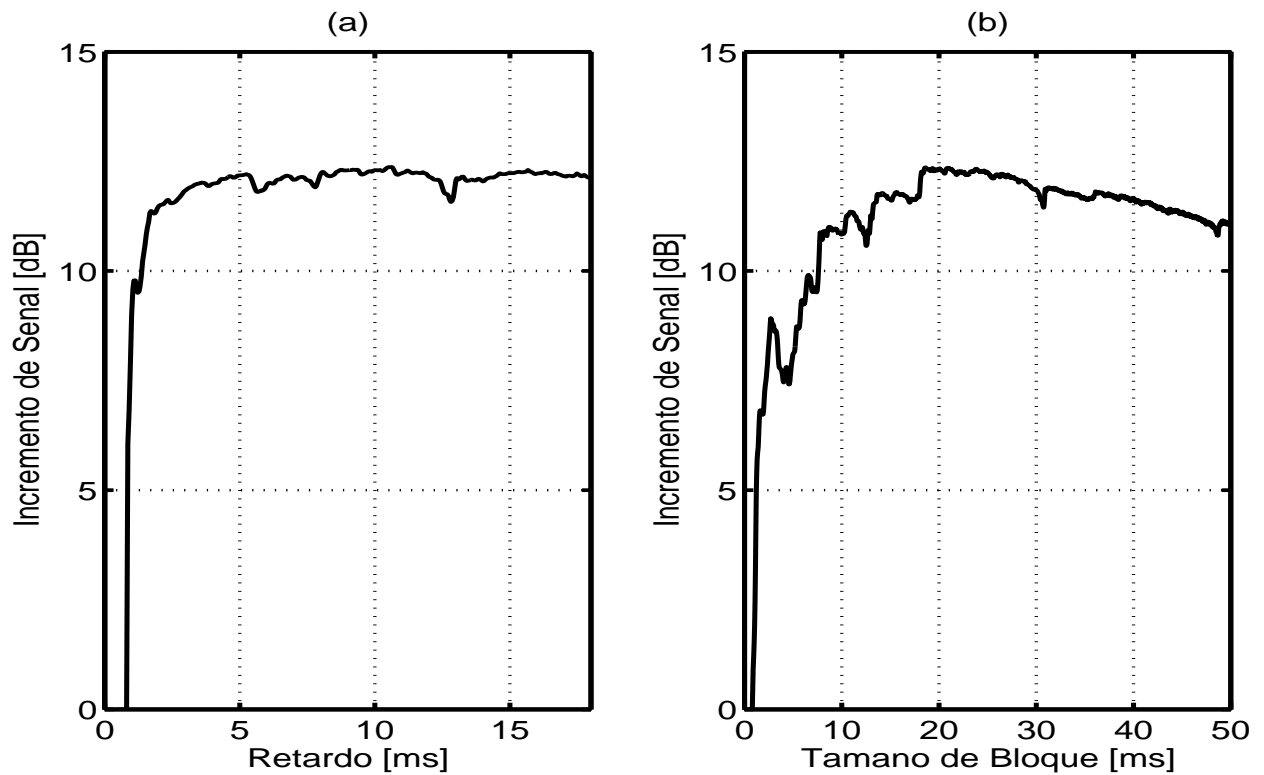


Figura 4.7: Para la condición en la cámara de presión de ventila totalmente abierta: (a) Nivel de Incremento de la Señal como función del retardo de predicción D , fijando $P = 1024$ muestras. (b) Nivel de Incremento de la Señal como función del tamaño de bloque P , fijando $D = 1024$ muestras.

4.3. Resultados y gráficas adicionales.

A continuación se presentan los resultados de la totalidad de pruebas realizadas en la fase experimental, una serie de gráficas mostrando tanto la densidad espectral de potencia como de la autocorrelación de señales de prueba: (a) obtenidas en la fase experimental y (b) señales predicha por el modelo de predicción lineal de término largo. Cada prueba es descrita bajo ciertas condiciones físicas listadas en el cuadro (4.1).

Figura	ΔP [in. H_2O]	Área [cm^2]	I [A]	Ω [RPM]	Flujo [CFM]	BPF [Hz]
4.8, 4.9	0.30	1.0	0.60	3186	16.2	371.7
4.10, 4.11	0.27	4.0	0.58	3198	22.4	373.1
4.12, 4.13	0.24	9.0	0.57	3225	27.8	376.2
4.14, 4.15	0.19	25.0	0.54	3279	39.6	382.5
4.16, 4.17	0.16	36.0	0.51	3368	46.4	392.9
4.18, 4.19	0.08	86.6	0.51	3293	81.5	384.2
4.20, 4.21	0.07	97.9	0.51	3318	84.4	387.1
4.22, 4.23	0.06	109.2	0.50	3348	89.0	390.6
4.24, 4.25	0.05	120.6	0.48	3339	93.0	389.5
4.26, 4.27	0.04	131.9	0.48	3354	95.6	391.3

Cuadro 4.1: Registro de puntos de operación del ventilador

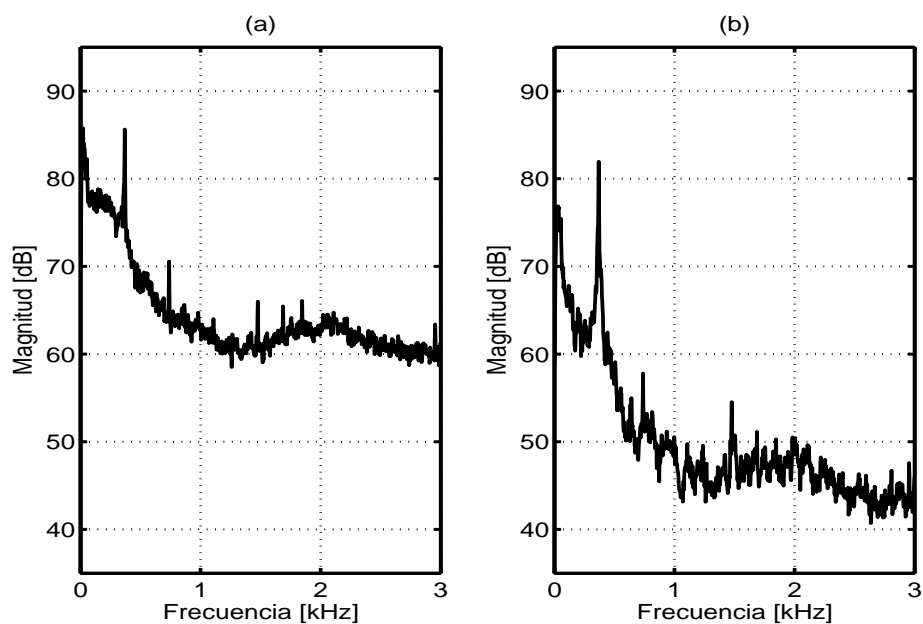


Figura 4.8: Condición de ventila: 1.0 cm^2 de abertura. Potencia espectral de: (a) Señal de ruido del ventilador, (b) PLTL ($P = 832, D = 118$), con un incremento de la componente tonal contra la de banda ancha.

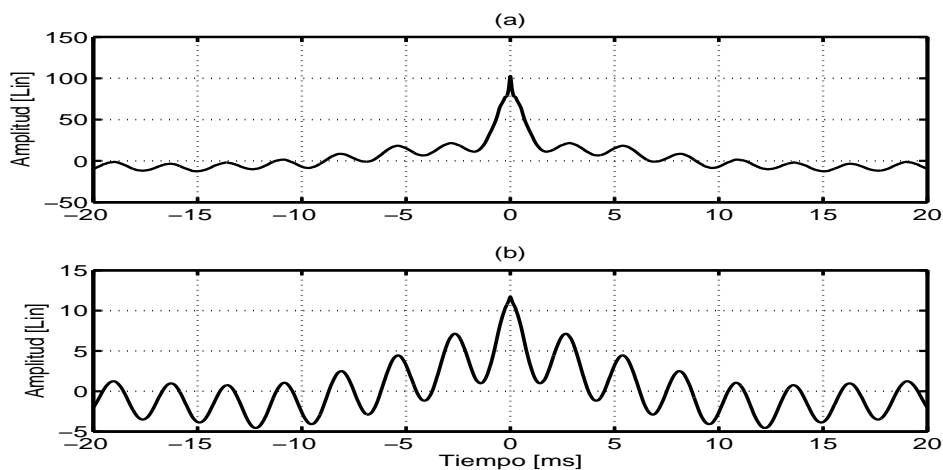


Figura 4.9: Condición de ventila: 1.0 cm^2 de abertura. Autocorrelación de: (a) Señal de ruido del ventilador, (b) PLTL, con incremento en la componente periódica contra la aleatoria.

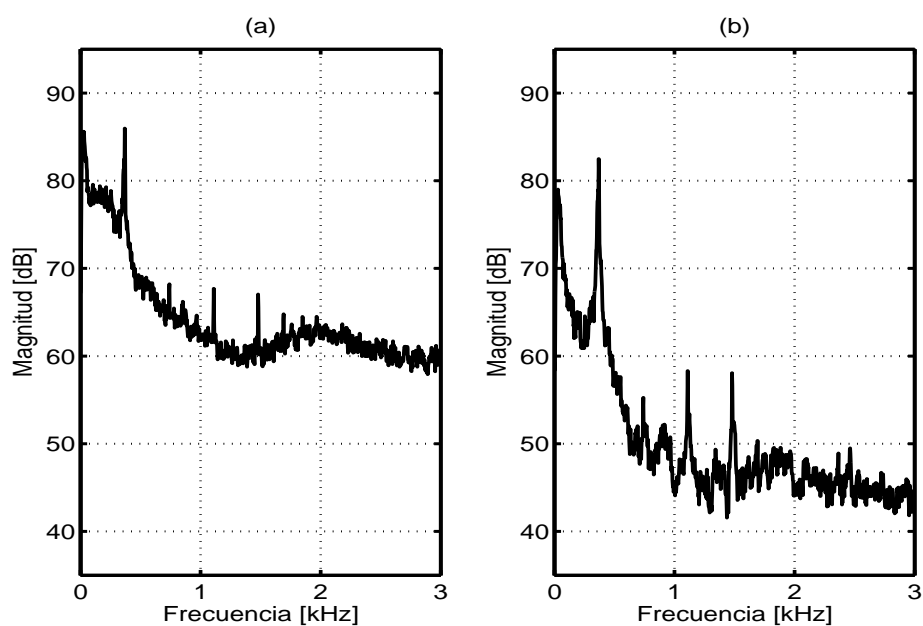


Figura 4.10: Condición de ventila: 4.0 cm^2 de abertura. Potencia espectral de: (a) Señal de ruido del ventilador, (b) PLTL ($P = 832, D = 118$), con un incremento de la componente tonal contra la de banda ancha.

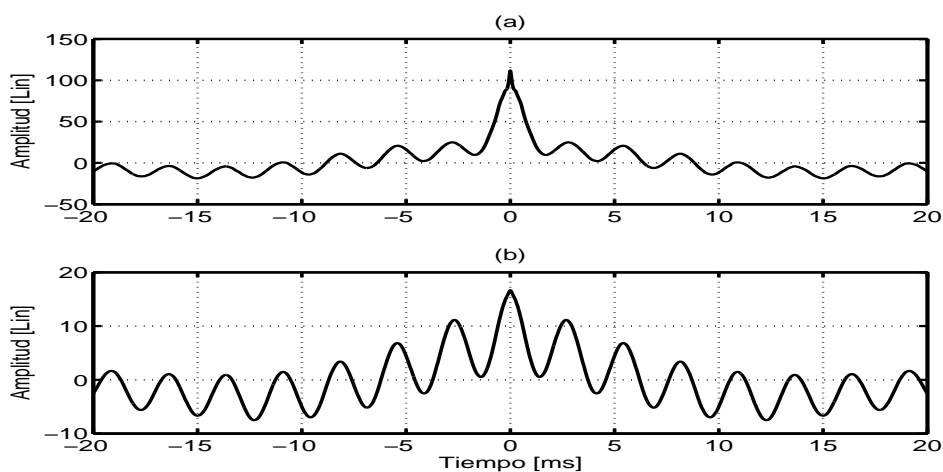


Figura 4.11: Condición de ventila: 4.0 cm^2 de abertura. Autocorrelación de: (a) Señal de ruido del ventilador, (b) PLTL, con incremento en la componente periódica contra la aleatoria.

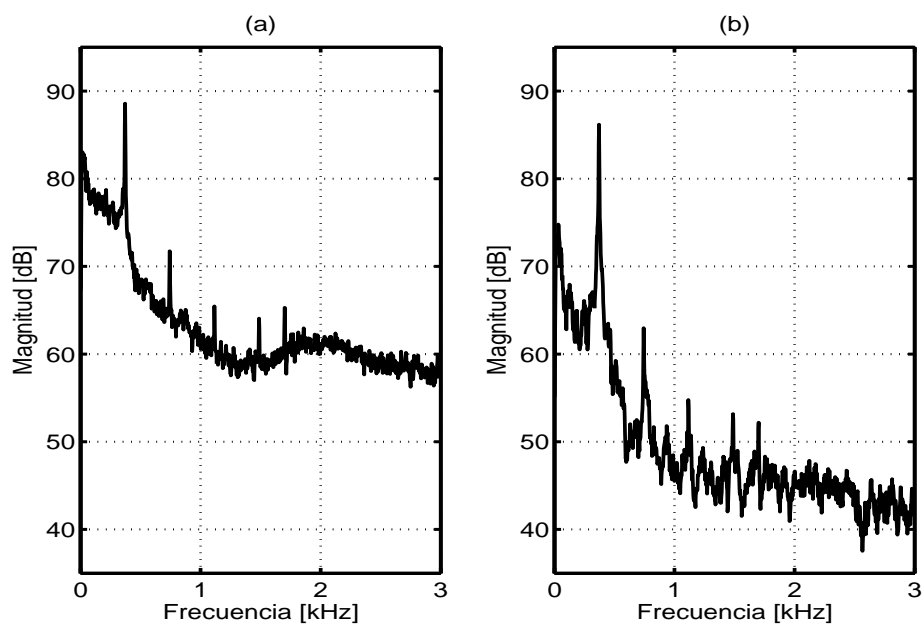


Figura 4.12: Condición de ventila: 9.0 cm^2 de abertura. Potencia espectral de: (a) Señal de ruido del ventilador, (b) PLTL ($P = 832, D = 118$), con un incremento de la componente tonal contra la de banda ancha.

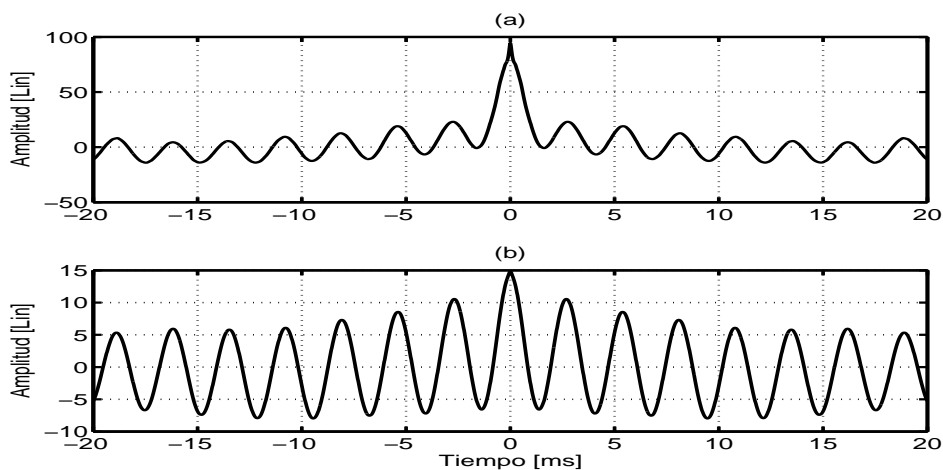


Figura 4.13: Condición de ventila: 9.0 cm^2 de abertura. Autocorrelación de: (a) Señal de ruido del ventilador, (b) PLTL, con incremento en la componente periódica contra la aleatoria.

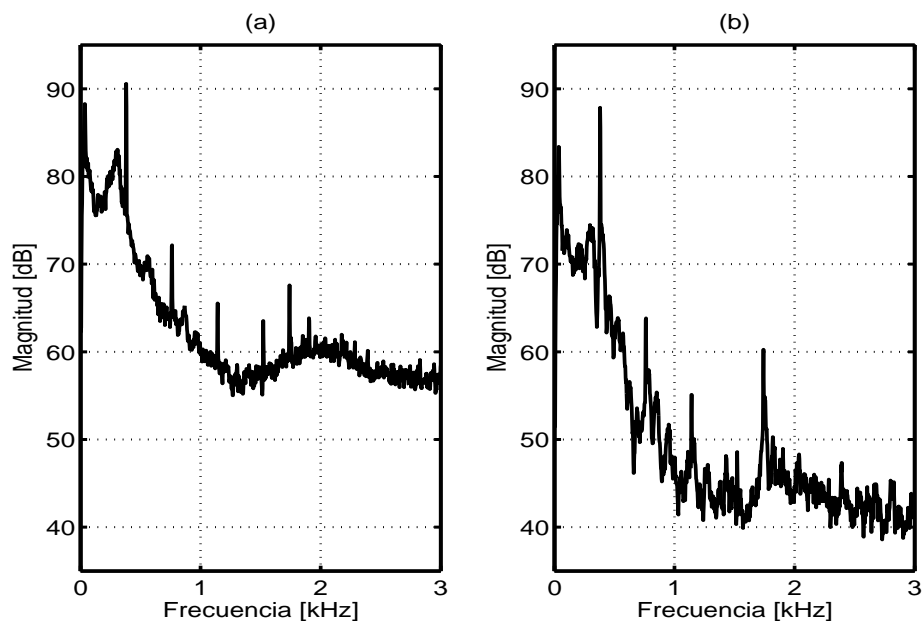


Figura 4.14: Condición de ventila: 25.0 cm^2 de abertura. Potencia espectral de: (a) Señal de ruido del ventilador, (b) PLTL ($P = 832, D = 118$), con un incremento de la componente tonal contra la de banda ancha.

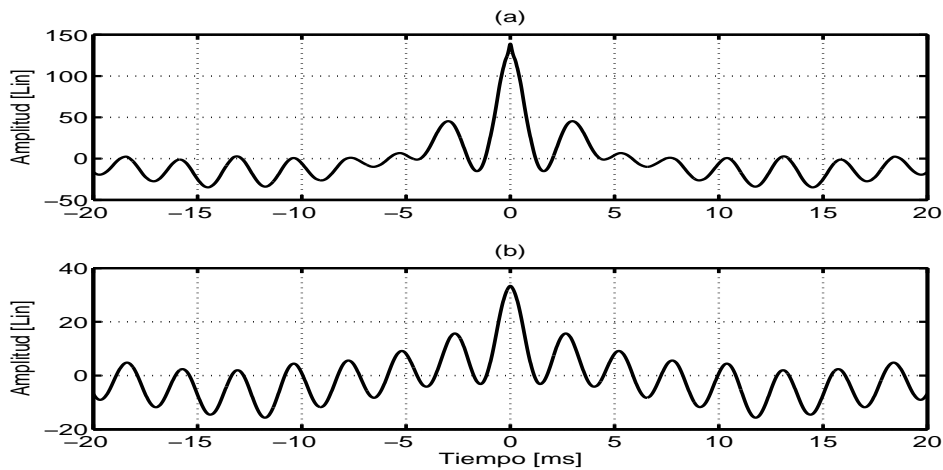


Figura 4.15: Condición de ventila: 25.0 cm^2 de abertura. Autocorrelación de: (a) Señal de ruido del ventilador, (b) PLTL, con incremento en la componente periódica contra la aleatoria.

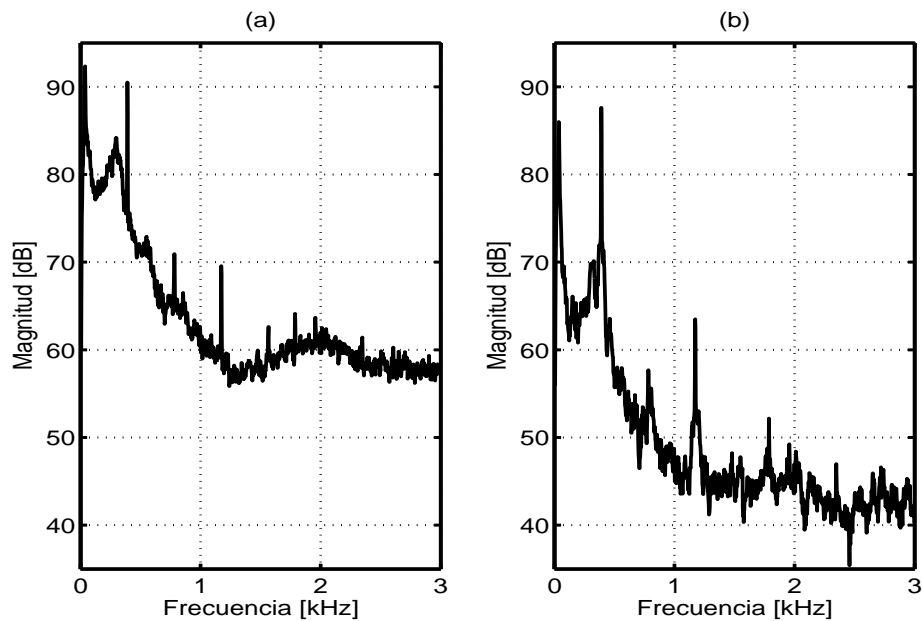


Figura 4.16: Condición de ventila: 36.0 cm^2 de abertura. Potencia espectral de: (a) Señal de ruido del ventilador, (b) PLTL ($P = 832, D = 732$), con un incremento de la componente tonal contra la de banda ancha.

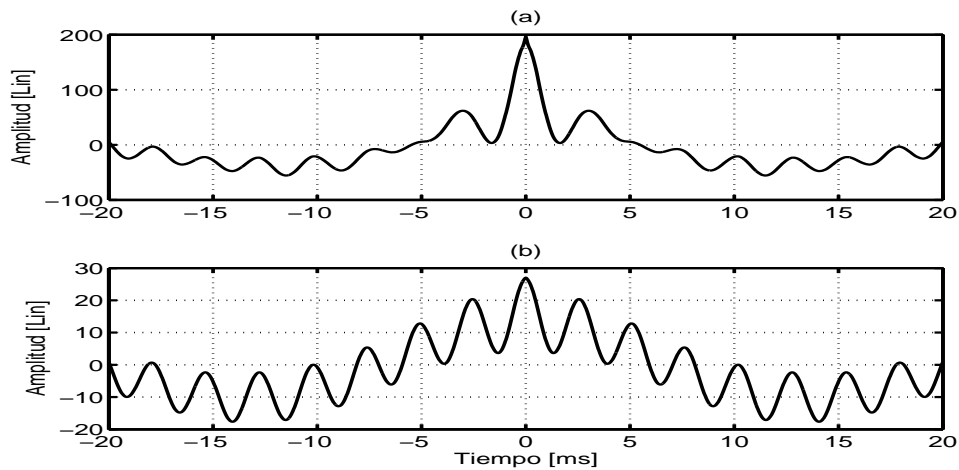


Figura 4.17: Condición de ventila: 36.0 cm^2 de abertura. Autocorrelación de: (a) Señal de ruido del ventilador, (b) PLTL, con incremento en la componente periódica contra la aleatoria.

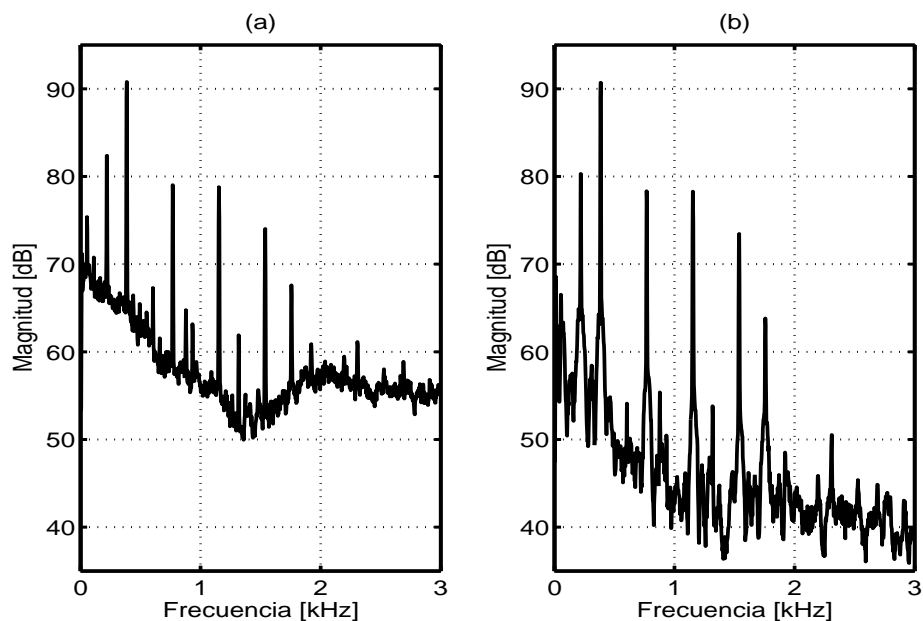


Figura 4.18: Condición de ventila: 86.6 cm^2 de abertura. Potencia espectral de: (a) Señal de ruido del ventilador, (b) PLTL ($P = 832, D = 118$), con un incremento de la componente tonal contra la de banda ancha.

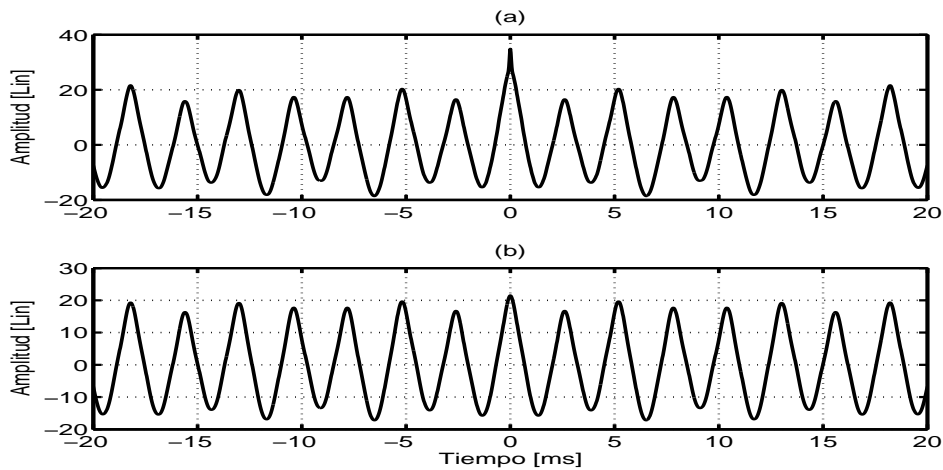


Figura 4.19: Condición de ventila: 86.6 cm^2 de abertura. Autocorrelación de: (a) Señal de ruido del ventilador, (b) PLTL, con incremento en la componente periódica contra la aleatoria.

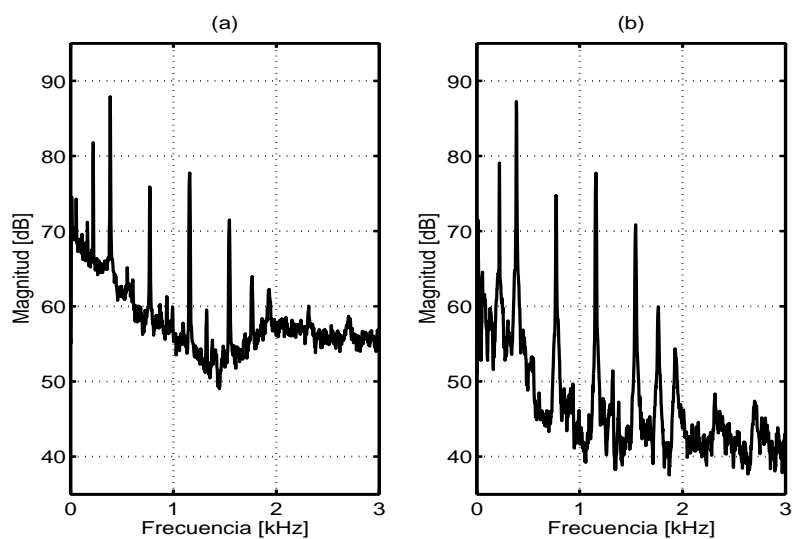


Figura 4.20: Condición de ventila: 97.9 cm^2 de abertura. Potencia espectral de: (a) Señal de ruido del ventilador, (b) PLTL ($P = 832, D = 118$), con un incremento de la componente tonal contra la de banda ancha.

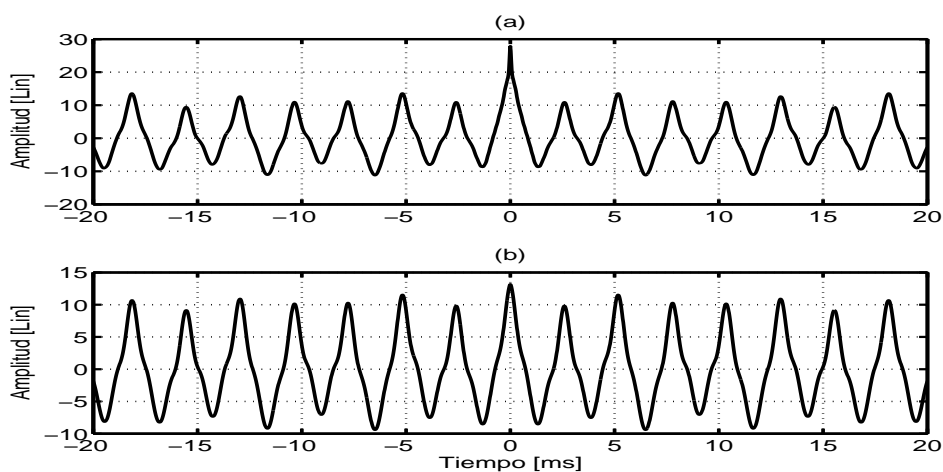


Figura 4.21: Condición de ventila: 97.9 cm^2 de abertura. Autocorrelación de: (a) Señal de ruido del ventilador, (b) PLTL, con incremento en la componente periódica contra la aleatoria.

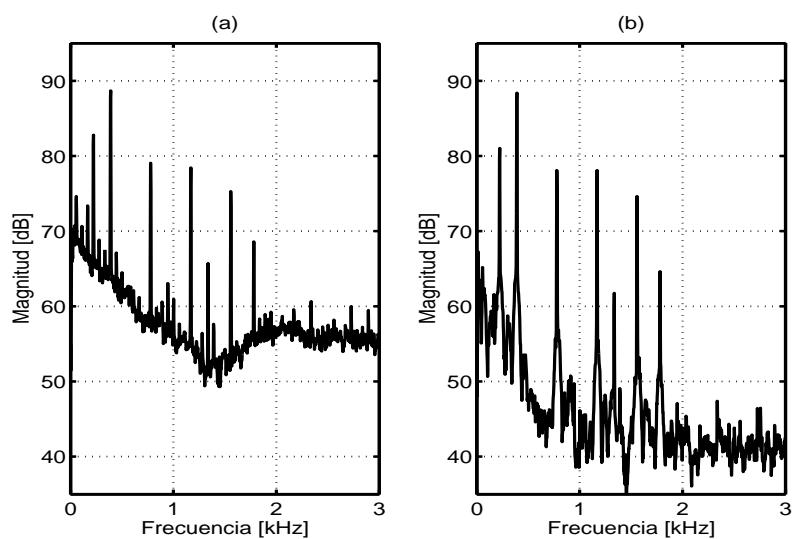


Figura 4.22: Condición de ventila: 109.2 cm^2 de abertura. Potencia espectral de: (a) Señal de ruido del ventilador, (b) PLTL ($P = 832, D = 118$), con un incremento de la componente tonal contra la de banda ancha.

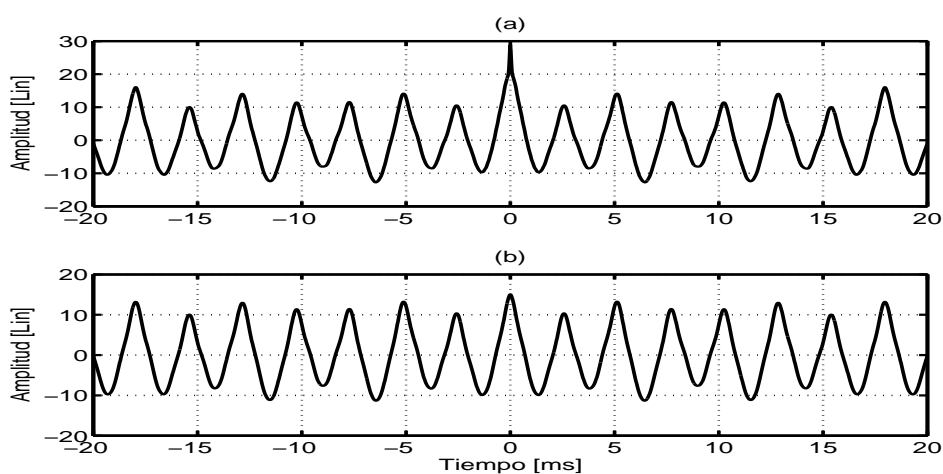


Figura 4.23: Condición de ventila: 109.2 cm^2 de abertura. Autocorrelación de: (a) Señal de ruido del ventilador, (b) PLTL, con incremento en la componente periódica contra la aleatoria.

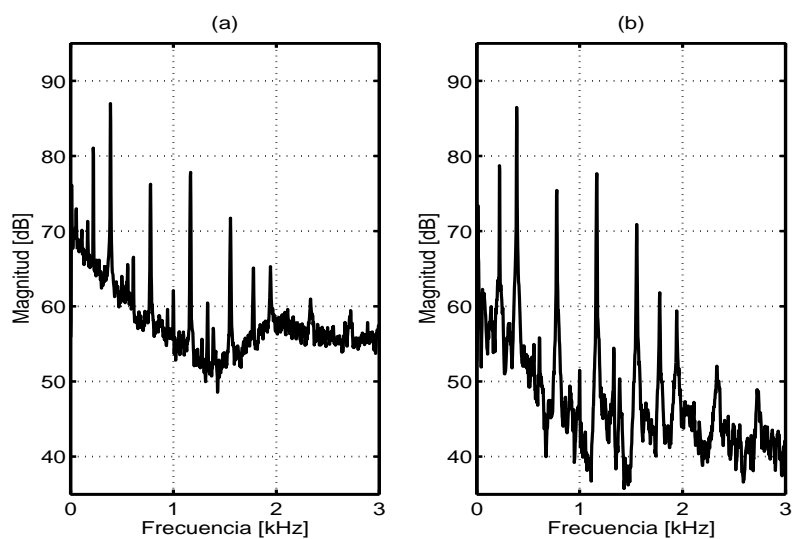


Figura 4.24: Condición de ventila: 120.6 cm^2 de abertura. Potencia espectral de: (a) Señal de ruido del ventilador, (b) PLTL ($P = 832, D = 118$), con un incremento de la componente tonal contra la de banda ancha.

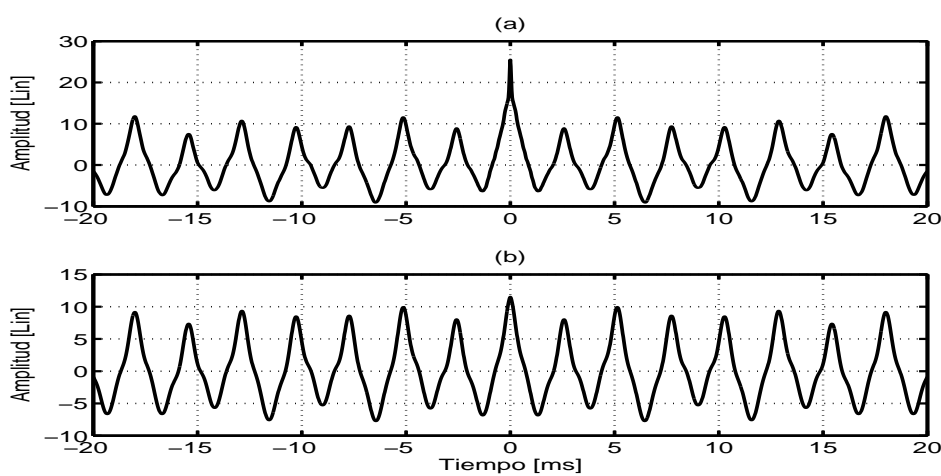


Figura 4.25: Condición de ventila: 120.6 cm^2 de abertura. Autocorrelación de: (a) Señal de ruido del ventilador, (b) PLTL, con incremento en la componente periódica contra la aleatoria.

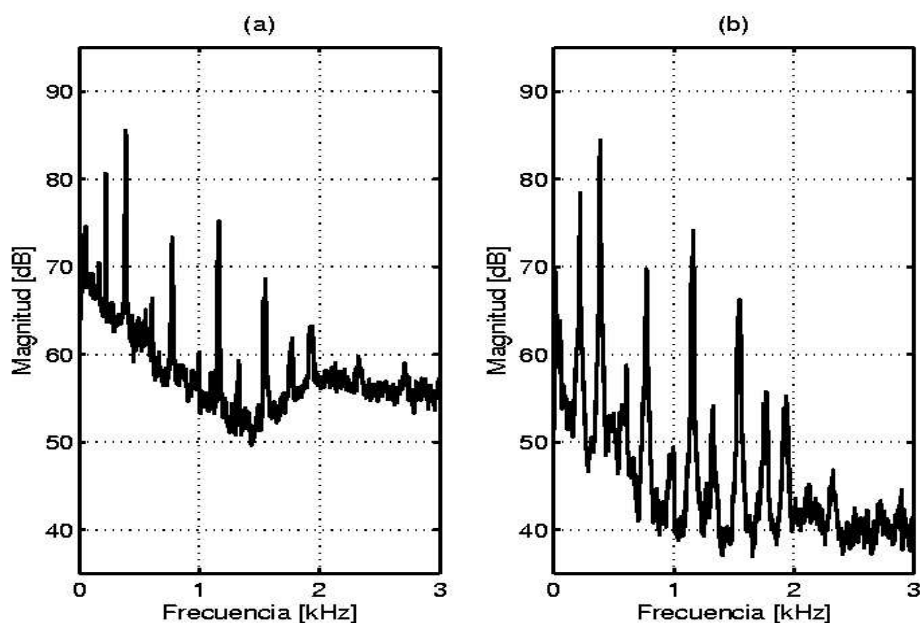


Figura 4.26: Condición de ventila: 131.9 cm^2 de abertura. Potencia espectral de: (a) Señal de ruido del ventilador, (b) PLTL ($P = 832, D = 118$), con un incremento de la componente tonal contra la de banda ancha.

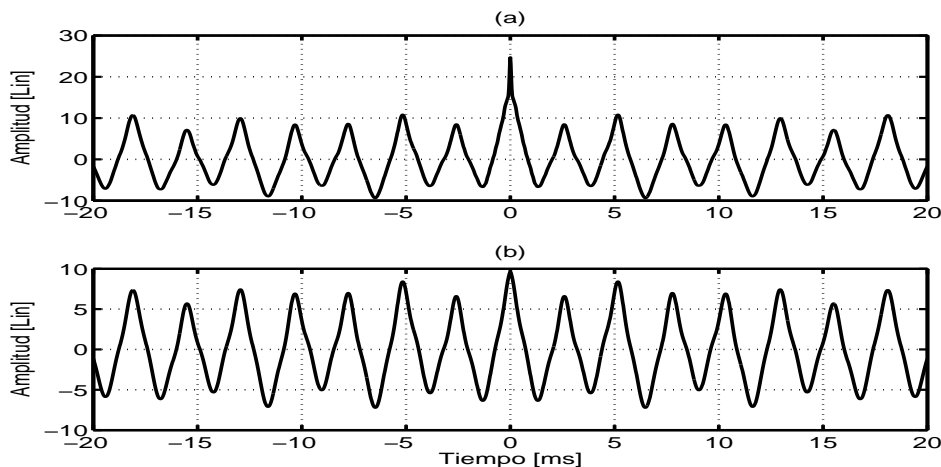


Figura 4.27: Condición de ventila: 131.9 cm^2 de abertura. Autocorrelación de: (a) Señal de ruido del ventilador, (b) PLTL, con incremento en la componente periódica contra la aleatoria.

Capítulo 5

Conclusiones.

Las conclusiones a las que se llegaron una vez contemplado los resultados son las siguientes:

En el análisis de resultados se advierte que con parámetros óptimos se alcanza un incremento de la señal tonal de 10 dB o más, si la diferencia entre la señal tonal y la de ruido de banda ancha es de 12 dB o más.

El parámetro tamaño de bloque óptimo P debe estar en un rango adecuado según el tipo de señal que se pretenda analizar, -en este caso se encontró en (19 – 20 ms)-, por lo que debe existir un compromiso entre el tamaño de bloque del predictor P y el tipo de señal que se quiere predecir.

El valor de retardo del predictor influye de manera crítica por abajo de 2 ms debido a la influencia de la autocorrelación del ruido para pequeños retardo.

El algoritmo implementa el cálculo de la autocorrelación a través de la transformada rápida de Fourier llevando una cuenta de operaciones proporcionales a $O(N_{cor} \log_2 N_{cor})$, siendo N_{cor} número de muestras para la autocorrelación. Mientras que el algoritmo Levinson tiene una cuenta de operaciones proporcional a $O(P^2)$, donde P es el orden del predictor.

De lo anterior, se desprenden dos situaciones: (a) cuando P es muy pequeño, implica un avance muy lento en el procesamiento de la señal de entrada y por tanto el cálculo de la autocorrelación se repetirá demasiado que afecta de manera importante en el tiempo de ejecución del algoritmo. (b) cuando P es igual o mayor a N_{cor} , el avance en el procesamiento de la señal de entrada es rápido, pero el número de operaciones que realiza el algoritmo de Levinson impacta nuevamente en el tiempo de ejecución.

Las dimensiones de la cámara de presión fueron demasiado grandes para evaluar diferentes tipos de ventiladores, esto también impactó en la resolución de puntos de operación del ventilador en la fase experimental.

5.1. Sugerencias para trabajos futuros.

Un proyecto de eliminación de ruido de ventiladores de computadora es abordado a través de la técnica de control activo de ruido, y la señal tonal obtenida después de procesarla con el modelo propuesto en este trabajo, es una adecuada referencia para tal sistema. Por lo que se pretende virar hacia la eliminación física del ruido.

El modelo propuesto predice de buena forma señales tonales del ruido generado por un ventilador, aunque a cada cambio de condiciones de operación el modelo tiene que cambiar de parámetros de manera manual, uno de los trabajos sugeridos es que a cada cambio de régimen del ventilador el modelo lo reconozca y cambie automáticamente los parámetros para generar la señal de referencia requerida por el control activo de ruido.

El tiempo de ejecución como se dijo en el apartado anterior tiene dos puntos críticos, la necesidad de analizar la eficiencia del algoritmo con respecto a los tiempos de operación son vitales para su posterior uso en tiempo real.

La importancia de robustecer el modelo se encamina a la búsqueda de incorporar aspectos mecánicos del ventilador de prueba en el modelo propuesto.

Apéndice A

Código fuente

En este apartado se presenta el código fuente en lenguaje *C* que implementa el método de predicción lineal de término largo expuesto en este trabajo.

```
/*
 * audio-lpc - Long-Term Prediction for a noise-like signal
 * using the Levinson algorithm
 * 2006 Antonio Tavares Mancillas (anton.tav@gmail.com)
 */

#include <stdio.h>
#include <stdlib.h>
#include <string.h>
#include <math.h>
#include <sndfile.h>
#include <getopt.h>

#include "wavedata.h"

#define PI 3.14159265358979323846

char * progname;
char * datafile = "prueba.dat";
const char * outfile = "prueba.wav";

unsigned int sample = 0;
int D = 118;          // Delay.
```

```
int P = 832;          // Number of samples to use the predictor .
int N = 832;         // Numer of samples to predict.
int N_cor = 65536;  // Length of autocorrelation in samples,
double A = 0;       // Parameter to calculate the
    // correlation exponential average
int opc = 0;
WAVE_DATA * wx;
WAVE_DATA * wh;
WAVE_DATA * wy;
WAVE_DATA * wX;
WAVE_DATA * rx0;
WAVE_DATA * rx;
WAVE_DATA * wout;
double * a;
double * hann;
SNDFILE * wavin;
SNDFILE * wavout;
SF_INFO sfinfo;
double * data;
double * dat_N;
int readcount;

fftw_plan fft;
fftw_plan ifft;

FILE *
safe_fopen (char * filename, char * mode)
{
    FILE * file;

    file = fopen (filename, mode);
    if (file == NULL)
        {
    fprintf (stderr,
"Error: safe_open (\"%s\" \"%s\");",
filename, mode);
exit (EXIT_FAILURE);
        }
    return file;
}
```

```

double *
hanning (int tam) // Hanning window function
{
    int k;
    double * window;

    window = calloc (tam, sizeof (double));
    for (k = 0; k < tam; k++)
    {
        window[k] = 0.5 * (1 - cos (2 * PI * k / tam));
    }
    return window;
}

int
get_command_line_options (int argc, char * argv [])
{
    progname = argv[0];
    while (1)
    {
        int c;
        int long_index;
        struct option long_options[] = {
{"delay", 1, NULL, 'D'},
{"predictor", 1, NULL, 'P'},
{"nsamples", 1, NULL, 'N'},
{"alfa", 1, NULL, 'A'},
{"signal", 1, NULL, 'e'},
{"doutput", 1, NULL, 'd'},
{"woutput", 1, NULL, 'w'},
{"version", 0, NULL, 'V'},
{"help", 0, NULL, 'h'},
{0, 0, 0, 0}
        };
        char usage [] =
"Usage: %s [OPTIONS] file.WAV\n"
"Options and defaults:\n"
"  -D, --delay [24]           Delay [samples].\n"
"  -P, --predictor [192]     Samples for Linear Predictor [samples].\n"

```

```

" -N, --nsamples [192]      Number of samples to predict [samples].\n"
" -A, --alfa [0]           Parameter to calculate the correlation\n"
"     "exponencial average.\n"
"     1                     mean.\n"
"     0                     not average.\n"
"     0 < A < 1            exponencial average.\n"
" -e, --signal [0]         Predict the signal, 1 for error.\n"
" -d, --doutput [prueba.dat] Name of output signal.\n"
" -w, --woutput [prueba.wav] Name of output signal .WAV.\n"
" -V, --version            Print version and exit.\n"
" -h, --help               Print help and exit.\n"
"";

    char version [] =
"%s 2006-06-09 (built " __DATE__ " " __TIME__").\n"
"Posgrado en Ingenier\'ia El\'ectrica (Instrumentaci\'on).\n"
"Laboratorio de Ac\'ustica y Vibraciones, CCADET-UNAM.\n"
"2006 Universidad Nacional Aut\'onoma de M\'exico.\n"
"\n";

    c = getopt_long (argc, argv, "D:P:N:A:e:d:w:Vh",
        long_options, &long_index);
    if (c == -1)
{
    break; // End of command line options.
}

    switch (c) {
        case 'D':
D = atoi (optarg);
break;
        case 'P':
P = atoi (optarg);
break;
        case 'N':
N = atoi (optarg);
break;
        case 'A':
A = atof (optarg);
break;
        case 'e':
opc = atoi (optarg);

```

```

break;
    case 'd':
datafile = optarg;
break;
    case 'w':
outfile = optarg;
break;
    case 'V':
printf (version, progname);
exit (EXIT_SUCCESS);
    case 'h':
printf (usage, progname);
exit (EXIT_SUCCESS);
    default:
fprintf (stderr, "%s: Error in command line. Try '%s -h'.\n",
progname, progname);
exit (EXIT_FAILURE);
    }
    }
return optind;
}

void
lpc(void) // Long-term linear prediction
{
    int n, k;
    double s;

    // Put the first N_lpc samples.
    if (sample == 0)
    {
        readcount = sf_read_double (wavin, data, (N_cor - N));
        for (n = 0; n < readcount; n++)
        {
            wx->channel[0][n] = data[n];
        }
    }

    if (sample > 0)
    {

```

```

    for (n = 0; n < N_cor - N; n++)
    {
        wx->channel[0][n] = wx->channel[0][N + n];
    }
}

// Obtain the N samples to predict
readcount = sf_read_double (wavin, dat_N, N);
for (n = 0; n < readcount; n++)
{
    wx->channel[0][(N_cor - N) + n] = dat_N[n];
}

// Window the signal
for (n = 0; n < N_cor; n++)
{
wh->channel[0][n] = wx->channel[0][n] * hann[n];
}

// Calculate the predictor's coefficient:
wave_data_to_freq (wX, wh, fft);
wave_data_cnorm (wX);
wave_data_to_time(rx, wX, ifft);
for (n = 0; n < N_cor; n++)
{
    rx0->channel[0][n] = (1 / (1+A)) * (rx->channel[0][n] +
(A * rx0->channel[0][n]));
}
levinson (rx0->channel[0], a, rx0->channel[0] + D, P);

// Filter the signal to predict N new samples in wy
for (n = 0; n < N; n++)
{
    s = 0;
    for (k = 0; k < P; k++)
{
s = s + a[k] * wx->channel[0][(N_cor - N) + n - D - k];
}
    wy->channel[0][n] = s;
}

```

```

// Copy the output signal:
for (n = 0; n < N; n++)
{
    if (opc == 0)
    {
wout->channel[0][n + sample] = wy->channel[0][n];
    }
    else
    {
wout->channel[0][n + sample] = wx->channel[0][(N_cor - N) + n] -
wy->channel[0][n];
    }
}

int
main (int argc, char * argv[])
{

    int i;
    FILE * file;
    SF_INFO sfinfo2;
    unsigned int num_bloq;

    // Get command line options:
    get_command_line_options (argc, argv);

    progname = argv[0];
    const char * infile = argv[optind];

    wavin = sf_open(infile, SFM_READ, &sfinfo);
    if (wavin == NULL)
    {
        fprintf (stderr, "%s: Error in file: %s\n",
            progname, infile);
        puts (sf_strerror (NULL));
        exit (EXIT_FAILURE);
    }
}

```



```
    if ((N_cor + N) > sinfo.frames)
    {
fprintf (stderr, "Invalide length to correlation or N, chose others\n"
"Samples of WAV file are %ld\n",
(long) sinfo.frames);
exit (EXIT_FAILURE);
    }
    num_bloq = (unsigned int)
(sinfo.frames - (N_cor - N)) / N;

//Pointers to read fileWAV
data = malloc ((N_cor - N) * sizeof (double));
if (data == NULL)
{
    fprintf (stderr, "Malloc failed.\n");
    exit (EXIT_FAILURE);
}
memset (data, 0, (N_cor - N) * sizeof (double));

dat_N = malloc (N * sizeof (double));
if (dat_N == NULL)
{
    fprintf (stderr, "Malloc failed.\n");
    exit (EXIT_FAILURE);
}
memset (data, 0, N * sizeof (double));

// Pointers to calculate autocorrelation
a = malloc (P * sizeof (double));
if (a == NULL)
{
    fprintf (stderr, "Malloc failed.\n");
    exit (EXIT_FAILURE);
}
memset (a, 0, P * sizeof (double));

wh = wave_data_new (0,
sinfo.samplerate,
1, N_cor);
wx = wave_data_new (0,
```

```

sfinfo.samplerate,
1, N_cor);
rx = wave_data_new (0,
sfinfo.samplerate,
1, N_cor);
rx0 = wave_data_new (0,
sfinfo.samplerate,
1, N_cor);
wy = wave_data_new (0,
sfinfo.samplerate,
1, N);
wX = wave_data_new (1,
sfinfo.samplerate,
1, N_cor);
wout = wave_data_new (0,
sfinfo.samplerate,
1,
N * num_bloq);

// Planes for calculate fft
fft = fftw_plan_r2r_1d (N_cor,
wh->channel[0],
wX->channel[0],
FFTW_R2HC,
FFTW_ESTIMATE);

ifft = fftw_plan_r2r_1d (N_cor,
wX->channel[0],
rx->channel[0],
FFTW_HC2R,
FFTW_ESTIMATE);

hann = hanning (N_cor);
for (i=0; i < num_bloq; i++)
{
lpc();
sample = sample + N;
}

sfinfo2 = sfinfo;

```

```
sfinfo2.frames = N * num_bloq;
wavout = sf_open (outfile, SFM_WRITE, &sfinfo2);
if (wavout == NULL)
{
    fprintf (stderr, "%s: Error (sf_open).\n", progname);
    puts (sf_strerror (NULL));
}

//write to audiofile .WAV
if ( sf_write_double (wavout, wout->channel[0], N * num_bloq) !=
N * num_bloq)
{
    puts (sf_strerror (wavout));
    //exit (EXIT_FAILURE);
}

//write to datafile.
file = safe_fopen (datafile, "w");
wave_data_print (wout, file);
fclose (file);

// Close memory:
free (a);
free (data);
free (dat_N);
free (hann);
wave_data_delete (wx);
wave_data_delete (wh);
wave_data_delete (rx0);
wave_data_delete (rx);
wave_data_delete (wy);
wave_data_delete (wX);
wave_data_delete (wout);
sf_close(wavin);
sf_close(wavout);

fftw_destroy_plan (fft);
fftw_destroy_plan (ifft);

return EXIT_SUCCESS;
```

Bibliografía

- [1] John Makhoul. *Linear Prediction: A Tutorial Review*. Proceedings of the IEEE. (63)4:561–580, 1975.
- [2] Akahya K. Swain & Waleed Abdulla. *Estimation of LPC parameters of speech signals in noisy environment*. Proceedings of IEEE. 139–142, 2004.
- [3] Lixi Haung & Jian Wang. *Acoustic analysis of a computer cooling fan*. J. Acoustic Society of America. (118)4:2190–2200, 2005.
- [4] Lixi Haung. *Characterizing computer cooling fan noise*. J. Acoustic Society of America. (114)6, 3189–3200, 2003.
- [5] Pettigrew Robert & Cuperman Vladimir. *Backward pitch prediction for low-delay speech coding*. IEEE Trans. Speech Audio Processing. 1247–1252, 1989.
- [6] Kroon Peter & Bishnu S. Atal. *Pitch predictor with high temporal resolution* IEEE Trans. Speech Audio Processing. 661–664, 1990.
- [7] Ramachran P. Ravi & Kabal Peter *Pitch Prediction Filters in Speech Coding*. IEEE Trans. on Acoustics, Speech Signal Processing. (37)4: 467–478, 1989.
- [8] Saeed V. Vasegui. *Advanced Digital Signal Processing Noise Reduction*. Ed. John Wiley Sons, Ltd. New York, USA. 2000.
- [9] Charles W. Therrien. *Discrete Random Signals and Statistical Signal Processing*. Prentice Hall. New Jersey, USA. 1992.
- [10] Simon J. Godsill & Peter J. W. Rayner. *Digital Audio Restoration - a statistical model based approach*. Ed. Verlang. UK. 1998.
- [11] William H. Press & Saul A. Teukolsky William T. Vetterling & Brian P. Flannery. *Numerical Recipes in C. The Art of Scientific Computing*. Cambridge University Press. UK. 1992.

- [12] Mak Kahrs & Karlheinz Brandenburg. *Applications of Digital Signal Processing to Audio Acoustic*. Capítulo 4. Digital Audio Restoration. for: Simon Godsill Peter Rayne Oliver Cappé. pag: 133–194. Kluwer Academic Publishers. Massachusetts, USA. 1998.
- [13] George R. Cooper & Clare D. McGillen. *Probabilistic Methods of Signal System Analysis*. Oxford University Press. New York, USA. 1992.
- [14] John G. Proakis & Charles M. Rader & Fuyun Ling & Chrysostomos L. Nikias & Ian K. Proudler. *Algorithms for Statistical Signal Processing* Prentice Hall. New Jersey, USA. 2002.
- [15] Julius S. Bendat & Allan G. Piersol. *Engineering Applications of Correlation Spectral Analysis*. Ed. John Wiley Sons, Inc. USA. 1993.
- [16] Mikio Tohyama & Tsunehiko Koike. *Fundamentals of Acoustic Signal Processing*. Academic Press. California, USA. 1998.
- [17] Gerardo Aburruzaga García & Inmaculada Medina Bulo & Francisco Paloma Lozano. *C-iso, un curso de C estándar*. Servicio de Publicaciones. Universidad de Cádiz. España. 1998.
- [18] P. J. Plauger. *The Standard C Library*. Prentice Hall. New Jersey. 1992.
- [19] Airflow Measurement Systems. *Instruction Manual for AMCA 210-99 Airflow Test Chamber*. California, USA.
- [20] Felipe Orduña Bustamante. *C language module to handle floating point audio data*. Manual para operación de librería `wavedata`. D.F., México. 2005.