



Ejemplar 24. Enero-junio de 2021.

AUTÓMATA CON PREDICCIÓN LINEAL PARA RECUPERACIÓN DE INFORMACIÓN RUIDOSA

Sergio Blas Ramírez Reyna

*Universidad Autónoma del Estado de Hidalgo-Centro de Investigación Avanzada en
Ingeniería Industrial
seblrr@gmail.com*

Maximino Peña Guerrero

*Departamento de Acústica ESIME - Zacatenco, Escuela Superior de Ingeniería Mecánica y
Eléctrica del Instituto Politécnico Nacional
mpenag@ipn.mx*

Manuel González Hernández

*Universidad Autónoma del Estado de Hidalgo-Centro de Investigación Avanzada en
Ingeniería Industrial
mghdez@uaeh.edu.mx*

José De Jesús Negrete Redondo

*Departamento de Acústica ESIME – Zacatenco, Escuela Superior de Ingeniería Mecánica
y Eléctrica del Instituto Politécnico Nacional
josejnegreter@yahoo.com.mx*

Oleksandr Karelin

*Universidad Autónoma del Estado de Hidalgo-Centro de Investigación Avanzada en
Ingeniería Industrial
karelin@uaeh.edu.mx*

Marco Antonio Montufar Benítez

*Universidad Autónoma del Estado de Hidalgo-Centro de Investigación Avanzada en
Ingeniería Industrial
montufar@uaeh.edu.mx*

Resumen

Una alternativa para el mantenimiento preventivo de equipos electromecánicos industriales basados en el ruido de sus componentes se presenta en este documento, que tal vez sea posible elucidar la falla, cuando el equipo está en funcionamiento, se puede decir que, mediante el análisis de predicción lineal, es posible diseñar un autómata de estado, con la señal de sonido capturada por un micrófono. La señal capturada por el micrófono se compara con las señales registradas previamente en una base de datos del mismo equipo en condiciones normales. Estas señales se registran en la base de datos utilizando sus coeficientes de la representación matemática de la señal. Es conveniente mencionar que el uso del micrófono permite capturar la señal a distancia, o más específicamente, para obtener información del ruido en lugares inaccesibles o en zonas peligrosas.

Palabras clave: autómata, mantenimiento preventivo, recuperación información.



El propósito de este trabajo de investigación es mostrar una metodología que nos permita elucidar una posible falla en el mantenimiento preventivo de un equipo electromecánico utilizando señales de ruido emitidas por sus componentes.

La metodología consiste en capturar la señal de ruido por medio de un micrófono conectado a un sistema computacional. Para tal efecto se construyó un sistema computacional que ayudará al mantenimiento preventivo de los equipos electromecánicos en la industria, dicho sistema registra el ruido del equipo en operación y se compara con patrones de ruido previamente almacenados en una base de datos de los componentes del mismo equipo en condiciones normales. Cada señal capturada es caracterizada formalmente para que posteriormente sea comparada con los patrones de ruido previamente almacenados en una base de datos. Cabe mencionar que los datos almacenados del equipo en cuestión ya se encuentran numéricamente con la tolerancia permitida de vibración.

Para corroborar los resultados que se obtuvieron en este trabajo, se utilizó un motor electromecánico para obtener los parámetros cuando éste trabaja correctamente y cuando se encuentra con mal funcionamiento. A través de un micrófono, el sistema de software obtiene las frecuencias del ruido del componente en cuestión, estas se comparan considerando una tolerancia, con las almacenadas en la base de datos, y si no cumple con la se emite un resultado indicando si hubo falla.

El modelo del sistema detector de fallas

El sistema de software monitorea la señal de ruido a través de un micrófono abierto. Este sonido es capturado y procesado de tal manera que la señal sonora se compara con cada uno de los parámetros contenidos en una base de datos. El software indica de manera

gráfica los valores representativos de las características cuando una señal ruidosa se encuentra en su rango permitido, así como su tolerancia. Cabe mencionar que dichos parámetros se han establecido en términos de frecuencia de vibración, amplitud, contenido armónico, entre otros. La probabilidad de que el equipo industrial fallé será cuando el ruido generado por algún componente este fuera del rango de tolerancia paramétrica permitida registrada en la base de datos. Esto se parece a un experto en mantenimiento preventivo que reconoce un ruido y con el infiere un tipo de falla, o al menos sugiere que algo anda mal. Para lograr lo anterior se utiliza codificación por predicción lineal (LPC, *Linear Prediction Code*) del método de procesamiento digital de señales (*DSP, Digital Signal Processing*), para tratar el ruido e identificar con mayor precisión el posible desperfecto.

Lo anterior conduce a el análisis de cada señal para parametrizar o clasificar los ruidos de acuerdo con estas señales, por lo que se requiere argumentos matemáticos tales como la transformada de Fourier, transformada discreta o bien el método de codificación por predicción lineal. Este último algoritmo permite obtener un modelo más preciso de identificación de la señal sonora tanto numérica como gráfica.

Se pretende utilizar la tecnología actual de procesamiento de señales digitales para implementar algoritmos computacionales en tiempo real. Con lo anterior es posible automatizar el diagnóstico de la falla en los sistemas electromecánicos industriales. Se debe enfatizar que en la actualidad el uso de señales para mantenimiento preventivo se hace a través de dispositivos físicos conectados directamente sobre los componentes del equipo que se va a analizar, conocidos como acelerómetros

Se conoce que la experiencia de los operadores y gente experta en mantenimiento

preventivo, en algunas ocasiones, infieren que está por presentarse una falla por el sonido que se escucha de los componentes del equipo. Este especialista también deduce que dicho sonido les infiere una falla en específico.

Actualmente el mantenimiento afronta una tercera generación, pues se cuenta con equipos electrónicos de inspección y de control, sumamente fiables. Es decir, es posible conocer el estado real de los equipos mediante mediciones periódicas o continuas de muchos parámetros críticos (vibraciones, ruidos, temperaturas, entre muchos otros). Utilizando sistemas computacionales es posible realizar análisis más complejos como es el análisis fisicoquímico, tecnografía, ultrasonidos, endoscopia. Por otra parte, los

sistemas de información de bases de datos y los sistemas expertos, así como técnicas de inteligencia artificial, permiten la acumulación de experiencia empírica y el desarrollo de los sistemas de procesamiento de datos en red.

Para ilustrar el proceso de diagnóstico de falla en la figura 1 se han colocado los elementos principales de dicho proceso iniciando con la captura de la señal vía un micrófono que posteriormente será analizada analógicamente y digitalmente convertida para obtener los parámetros esenciales de la señal. En la base de datos previamente construida se han registrado los parámetros de señales de los componentes del equipo que, en condiciones normales, genera un sonido característico.

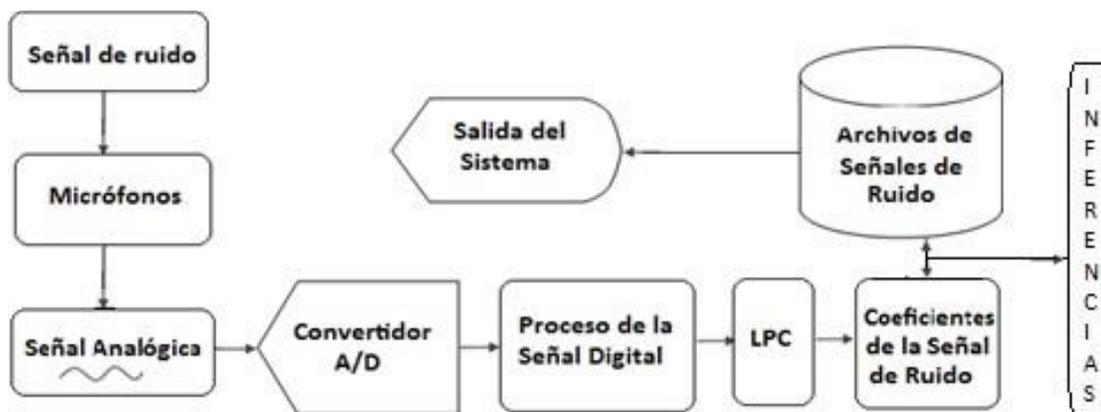


Figura 1. Diagrama del sistema computacional detector de fallas.

Así que es posible comparar bajo una tolerancia el sonido capturado con los de la base de datos como se muestra en la figura 1 para inferir si hay falla. Supongamos que A es la señal de entrada y B es una de las señales en la base de datos, entonces si $|A - B| < \epsilon$ donde ϵ es la tolerancia, se infiere que A es permitida, caso contrario A indicará una posible falla.

En general, el mantenimiento predictivo será más eficiente y flexible que cualquiera

de los otros tipos de mantenimiento. Cuando haya indicación de deterioro se puede programar la parada del equipo con anterioridad al fallo. Por otra parte, se puede reducir la cantidad de piezas sustituidas innecesariamente con carácter preventivo; mientras que, si las consecuencias del fallo son catastróficas, la condición o parámetro controlado puede ser empleado para indicar un posible fallo inminente antes de que la probabilidad del mismo sea significativa.



Para hacer una inferencia de falla es necesaria una representación numérica de una señal sonora que genera un equipo, para lo cual se requiere que la señal sea tratada matemáticamente como un polinomio con diez coeficientes que representan un segmento de señal de 256 datos. Una vez obtenidos dichos coeficientes con ellos se construye una base de datos de varias señales representativas de los sonidos característicos del equipo en operación normal, es decir sin falla.

Metodología del Trabajo

Una vez establecido el plan y conocimiento de la distribución de maquinaria y los componentes que se han seleccionado para capturar las señales de sonido con los micrófonos, se propone la siguiente metodología para el monitoreo de la falla del componente si ocurre.

Primeramente, generar un archivo con los sonidos de los componentes en cuestión en su estado normal de operación. Es necesario colocar los micrófonos en sitios adecuados para capturar los sonidos que producen los sistemas. Además, las señales se deben capturar en intervalos de tiempo predefinidos.

Captura del sonido

Siguiendo un procedimiento secuencial, primero se captura la señal vía un micrófono colocado cerca del dispositivo que emite el sonido. Esta señal será convertida de la fuente análoga a un registro que contiene la misma señal, pero en forma digital.

Para la ubicación del micrófono se selecciona el componente de interés, la señal generada se almacena en un registro de sonido de los componentes en estado normal. Es decir, el sonido se analiza y se trata en tal forma como una señal codificada en sus coeficientes que representa el sonido de un componente. Se debe mencionar que este sonido está seccionado en intervalos de 256 datos y por cada uno de estos intervalos se tienen diez coeficientes.

A fin de convertir la señal analógica de tiempo continuo a su representación en el tiempo discreto, esta debe ser muestreada y cuantizada. La cuantización es la conversión del voltaje analógico instantáneo en una representación binaria. Electrónicamente, esas funciones son ejecutadas por un convertidor analógico digital.

Cabe decir que las señales obtenidas en tiempo real, y que se procesan con un convertidor analógico-digital deben formar un vector de por lo menos 256 datos. Estos datos se normalizan en punto flotante con el fin de tratarlos con algunos de los métodos de procesamiento de señales digitales y obtener así algunos valores representativos de las características de un tipo de sonido. Pensamos que con sólo diez números es posible tener un vector que se puede manipular comparándolo con otro previamente establecido en una base de datos.

Representación paramétrica de un sonido

Para la representación paramétrica del sonido se tienen varios métodos numéricos que se pueden aplicar al tratamiento del sonido. Estos pueden: Cruces por cero, Transformada discreta de Fourier, Máximos y/o Mínimos de la señal, Codificación por predicción lineal, valor energético de la señal (RMS), Entre otros métodos.

En este trabajo de investigación se utilizó la codificación por predicción lineal debido a que es más rápido y requiere de menor cálculo, a pesar de que los otros métodos numéricos también se pueden utilizar para el mismo objetivo. Un hecho de interés usando LPC es que puede ser implementado en sistemas de tiempo real como es nuestro caso.

La base de datos

Para conocer que tanta diferencia hay entre dos señales de sonido emitidas por el

equipo bajo una tolerancia se diseñó una base de datos en donde cada señal de sonido de interés se codificó y se almacenó en términos de sus coeficientes como se mencionó anteriormente. Así la base de datos contiene vectores de coeficientes de sonido cuando el equipo trabaja normalmente.

Diagnóstico de falla

Con el fin de diagnosticar una posible falla, se hace una comparación de dos vectores, digamos A y B, en donde B es uno obtenido de la base de datos y A es el vector obtenido de la señal a tiempo real que fue analizada y discretizada en segmentos de 256 datos.

El vector A contiene los coeficientes $[a_0, a_1, a_2, \dots, a_9]$ de la señal de entrada.

El vector B contiene los coeficientes $[b_0, b_1, b_2, \dots, b_9]$ de la señal normal de la base de datos.

Por lo tanto, si es la tolerancia permitida para que las señales A y B se encuentren en un rango de no falla, entonces se puede inferir que el equipo trabaja correctamente, caso contrario se infiere una posible falla.

El sistema computacional descrito en esta investigación nos permite observar si o no hubo diferencia de las señales que se puede traducir en alguna acción para prevenir la falla en el equipo. De esta forma, podemos considerar básicamente tres clases de ruido: normal, anormal, y peligroso [Sch05].

Extracción de los parámetros utilizando LPC

La ventaja de utilizar el método numérico LPC consiste en que es posible obtener dos

Ya que las expresiones r_{xy} es una versión reflejada de r_{yx} y recíprocamente con respecto a $l = 0$ ambas proporcionan la misma información entre $x(n)$ y $y(n)$. En el caso de que $x(n) = y(n)$ se tiene una

señales a partir de una señal de entrada. Además, permite obtener parámetros que muestran suavizado de la información más representativa de la señal de sonido.

También este método proporciona un modelo adecuado de las señales producidas por el sonido y se puede implementar en sistemas computacionales para obtener los parámetros $[a_0, a_1, a_2, \dots, a_9]$ obtenidos por la extrapolación de una muestra de señal $\tilde{x}(n)$ a partir de las k muestras anteriores $x(n-1), x(n-2), \dots, x(n-k)$.

Este modelo funciona minimizando el error entre $\tilde{x}(n)$ y $x(n-i)$ utilizando mínimos cuadrados para calcular el error cuadrático medio E dentro de un intervalo de n muestras. Los coeficientes obtenidos a_i forman un vector representativo de una señal sonora de entrada.

Autocorrelación

Para la realización del algoritmo LPC se requieren los conceptos de la correlación, correlación discreta, la correlación cruzada y la autocorrelación entre señales.

La autocorrelación es la comparación de la señal consigo misma, por ejemplo, cuando el vector \mathbf{x} es idéntico al vector \mathbf{y} . Supongamos que n es el índice del arreglo y l es el desplazamiento o retardo, entonces;

$$r_{xy}(l) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} x(n)y(n-l) \quad l = 0, \pm 1, \pm 2, \pm 3, \dots$$

que es equivalente a

$$r_{xy}(l) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} x(n+l)y(n) \quad l = 0, \pm 1, \pm 2, \pm 3, \dots$$

autocorrelación de $x(n)$ que se define por la secuencia

$$r_{xx}(l) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} x(n)x(n-l) \quad l = 0, \pm 1, \pm 2, \pm 3, \dots$$

es equivalente a

$$r_{xx}(l) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} x(n+l)x(n) \quad l = 0, \pm 1 \pm 2 \pm 3 \dots$$

Si $x(n)$ y $y(n)$ son secuencias causales finitas de longitud N la correlación cruzada será,

$$r_{xy}(l) = \sum_{n=-i}^{N-|k|-1} x(n)y(n-l) \quad l = 0, \pm 1 \pm 2 \pm 3 \dots$$

y la autocorrelación es

$$r_{xx}(l) = \sum_{n=i}^{N-|k|-1} x(n+l)x(n) \quad l = 0, \pm 1 \pm 2 \pm 3 \dots$$

donde $i = l, k = 0$ para $l \geq 0, e i = 0, k = l$ para $l < 0$

Coefficientes de Predicción lineal

$$\tilde{x}(n) = \sum_{i=1}^k a_i x(n-i)$$

$$E = \sum_n e^2(n) = x(n) - \sum_{i=1}^k a_i x(n-i)$$

Para $0 \leq n \leq N-1$ donde:

- $x(n)$ muestra de referencia (señal original)
- $\tilde{x}(n)$ muestra predicha
- n intervalo de las muestras
- i índice de una muestra anterior
- k máximo de muestras anteriores
- a_i coeficiente de una muestra
- N tamaño de un conjunto de muestras
- E mínimo valor cuadrático medio

Resolviendo E para

$$a_j \mid 1 \leq j \leq k \quad \frac{\partial E}{\partial a_j} = 0 \quad 1 \leq j \leq k$$

$$\sum_n x(n-j) \left[x(n) - \sum_{i=1}^k a_i x(n-i) \right] = \sum_n x(n-j)x(n) - \sum_{i=1}^k a_i \sum_n x(n-j)x(n-i) \\ = c_{j0} - \sum_{i=1}^k a_i c_{ji}$$

Donde $c_{ji} = \sum_n x(n-j)x(n-i)$

Una vez obtenida la representación de las señales, colocamos una ventana rectangular en el intervalo $0 \leq n \leq N-1$ en donde anulamos las muestras que se encuentran fuera del intervalo limitando el valor de n

Si resulta que $c_{ij} = c_{ji} = r_{i-j}$, entonces los valores de r_{i-j} son los coeficientes de una matriz Toeplitz de autocorrelación que se resuelve con el método recursivo de *Levinson-Durbin* [3].

$$\sum_{i=1}^k r_n(|j-i|) a_i = r_n(j) \quad 1 \leq j \leq k$$

Donde a_i son las incógnitas

Algoritmo Levinson-Durbin

$E^{(i)}$ = error de predicción de orden

i = orden del predicho

$r(i)$ = valor de autocorrelación

$a_j^{(i)}$ = coeficientes LPC

k_i = coeficientes PARCOR

p = máximo número de coeficientes LPC

m = índice de coeficientes

a_m = coeficientes LPC $a_p^{(m)} \quad 1 \leq m \ll p$

k_m = coeficientes PARCOR

$g_m = \log$ de los coeficientes de relación de área = $\log \left(\frac{1-k_m}{1+k_m} \right)$

$$(1) E^{(0)} = r(0)$$

$$(2) k_i = \frac{r(i) - \sum_{j=1}^{i-1} a_j^{(i-1)} r(|i-j|)}{E^{(i-1)}} \quad \text{para } 1 \leq j \leq p$$

$$(3) a_j^{(i)} = k_i$$

$$(4) a_j^{(i)} = a_j^{(i-1)} - k_i a_{i-j}^{(i-1)} \quad 1 \leq j \leq p$$

$$(5) E^{(i)} = (1 - k_i^2) E^{(i-1)}$$

Se puede decir que utilizando el análisis de predicción lineal es posible diseñar un autómata de estados finitos con la señal de sonido capturada por el micrófono, y ésta

compararla con las obtenidas en la base de datos bajo una tolerancia ϵ_1 , de tal forma que si esta diferencia excede a la tolerancia se irá al siguiente estado para identificar un sonido ruidoso que será comparado también con la base de datos bajo una tolerancia ϵ_2 que indicará que hay posible defecto del sistema que emite la señal.

Debe recordarse que la señal de entrada se normaliza en el rango $[-1, 1]$ con el propósito de disminuir el error y hacer más fácil la comparación. También si al entrar la señal de sonido

$A'' = [a_0, a_1, a_2, \dots, a_9]$ en ese momento no cumple con la tolerancias ϵ_3 después de un número de ciclos en el estado 4 continuará al estado 3 de mantenimiento.

Es conveniente mencionar, lo que se entiende por un autómata de estados finitos. Un autómata de estado finito es un modelo computacional que realiza cómputos en forma automática sobre una entrada para producir una salida.

Este modelo está conformado por un alfabeto, un conjunto de estados finito, una función de transición, un estado inicial y un conjunto de estados finales. Su funcionamiento se basa en una función de transición, que recibe a partir de un *estado inicial* una cadena de caracteres pertenecientes al alfabeto (la entrada), y que va leyendo dicha cadena a medida que el autómata se desplaza de un estado a otro, para finalmente detenerse en un *estado final* o de *aceptación*, que representa la salida.

Un autómata finito es una Quintuple $(Q, \Sigma, q_0, \delta, F)$ en donde Q es un conjunto finito de estados, Σ es un alfabeto finito, q_0 es el estado inicial, δ es una función de transición, F es un conjunto de estados finales o de aceptación.

El modelo del sistema, como una representación con diagramas de estados, se

ilustra a continuación, considerando como alfabeto, las señales de sonido y los estados como situaciones de la señal en ventanas de 256 datos, ya procesados, el estado final es considerado como aquel en el que se tiene que dar mantenimiento al componente, por la señal de sonido no permitida.

Este autómata finito está definido sobre el alfabeto:

$$\Sigma = \{A = [a_0, a_1, a_2, \dots, a_9], A' = [a_0, a_1, a_2, \dots, a_9], A'' = [a_0, a_1, a_2, \dots, a_9]\}$$

Posee 4 estados: q_1, q_2, q_3, q_4 y sus transiciones son:

$$\delta(q_1, A) = q_1, \quad \delta(q_2, A') = q_2, \quad \delta(q_2, A'') = q_3, \quad \delta(q_4, A'') = q_3$$

este último es el estado muerto o estado final. Los autómatas finitos se pueden representar mediante *diagramas de estados* finitos.

Tabla de transición de estados

Otra manera de describir el funcionamiento de un autómata finito es mediante el uso de tablas de transiciones o matrices de estados, como se muestra, en donde σ son las señales A, A', A''

Tabla de transición de estados

salida $q \in Q$	símbolo $\sigma \in \Sigma$	llegada $\delta(q, \sigma) \in Q$
q_1	A	q_1
q_1	A'	q_2
q_2	A'	q_2
q_2	A''	q_3
q_1	A''	q_4

Representa explícitamente los parámetros y el valor que toma cada ocurrencia de la función de transición. A continuación, se

muestra el diagrama del autómata finito. Sean A y B dos vectores cuyas componentes son los coeficientes de las señales de las ventanas de 256 datos de una señal de sonido. El vector $B = [b_0, b_1, b_2, \dots, b_9]$ es el vector registrado en la base de datos y $A = [a_0, a_1, a_2, \dots, a_9]$ es el vector que se obtiene de la captura de la señal por el micrófono. La figura 2 corresponde al modelo del sistema computacional representado por un autómata finito de cuatro estados, que se numeran como sigue:

La figura del autómata que se muestra contiene 4 estados y una señal de entrada que corresponde a una ventana de 256 datos de la señal que se analiza y se obtienen 10 coeficientes representativos de su comportamiento que serán comparados con los 10 coeficientes de la base de datos que contiene las señales en estado normal y con las cuales se comparará bajo una tolerancia ϵ_1 como se mencionó.

Si el autómata continúa recibiendo ventanas y manteniendo la tolerancia ϵ_1 , el estado del autómata no cambia. Caso contrario hace una transferencia al estado 2 y esta ventana se compara con la base de datos ahora con una tolerancia ϵ_2 . Si esta señal de

la ventana se mantiene el autómata sigue en ese estado. Caso contrario hace una transferencia al estado 3 del autómata que se mantiene en ese estado por un periodo de ciclos permitidos para que finalmente si dicha ventana no cumple con la tolerancia máxima dada por ϵ_3 directamente la transferencia se hace al estado 4 de mantenimiento.

Si el autómata continúa recibiendo ventanas y manteniendo la tolerancia ϵ_1 , el estado del autómata no cambia. Caso contrario hace una transferencia al estado 2 y esta ventana se compara con la base de datos ahora con una tolerancia ϵ_2 . Si esta señal de la ventana se mantiene el autómata sigue en ese estado. Caso contrario hace una transferencia al estado 3 del autómata que se mantiene en ese estado por un periodo de ciclos permitidos para que finalmente si dicha ventana no cumple con la tolerancia máxima dada por ϵ_3 directamente la transferencia se hace al estado 4 de mantenimiento.

Este proceso se sigue para cualquier ventana en cuyo caso si la ventana no pasa la tolerancia desde el principio la transferencia se hará al estado 3 y posteriormente pasará al estado 4 de mantenimiento.

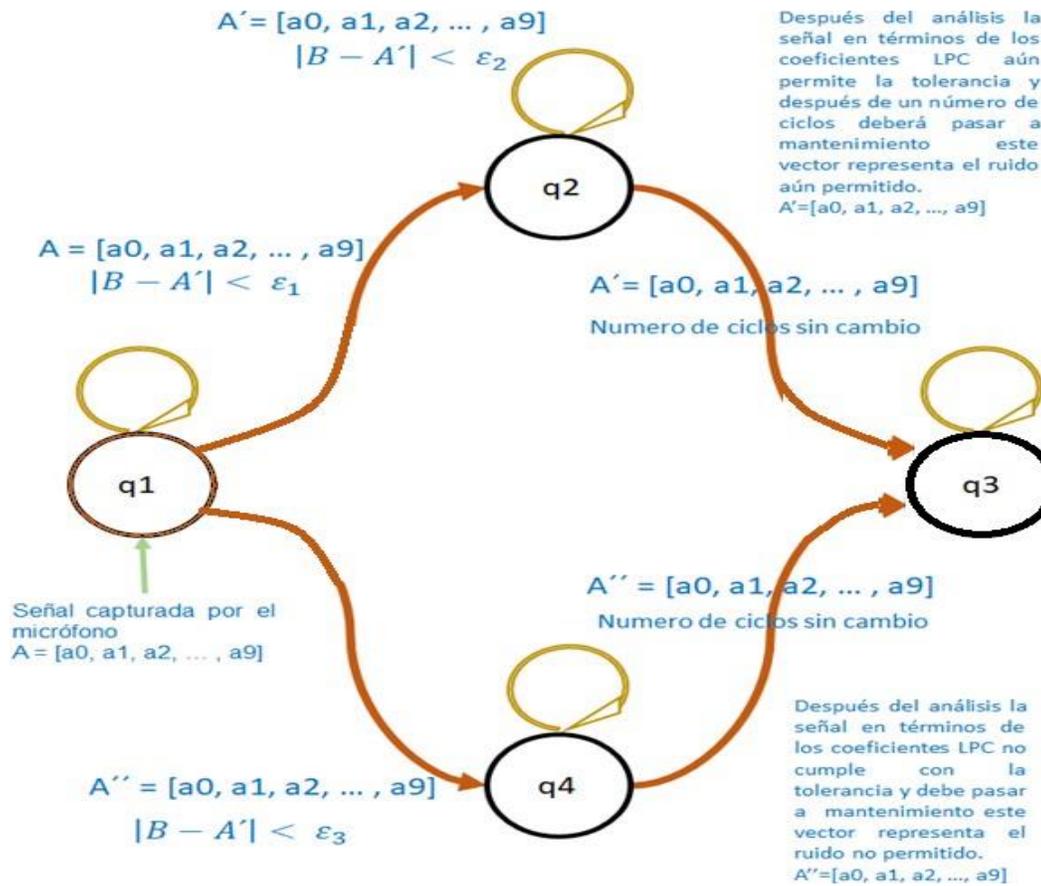


Figura 2 Autómata de estados

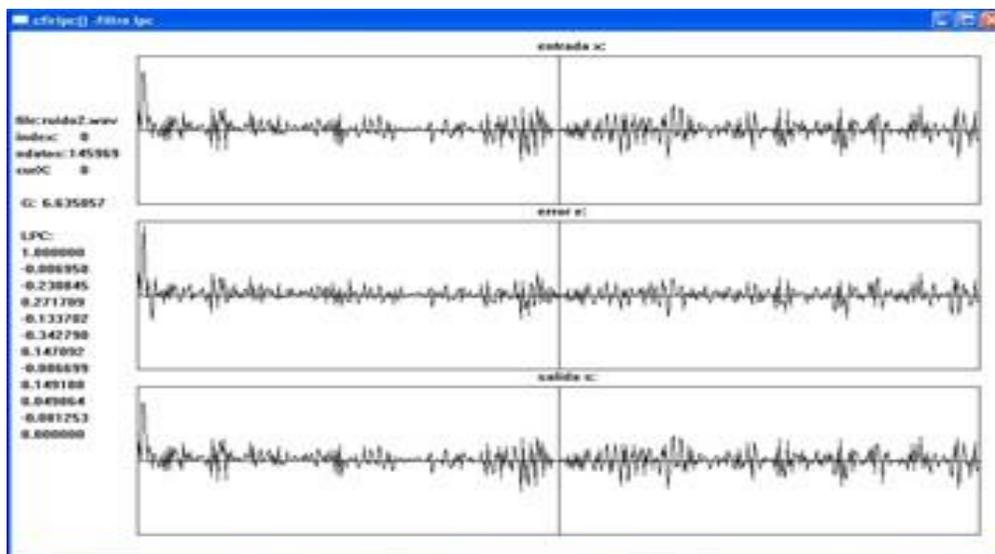


Figura 3. Señal original, señal de error, señal recuperada con 10 coeficientes LPC

Pruebas y Resultados

Con el objeto de comprobar el funcionamiento correcto del algoritmo Levinson-Durbin, el cual permite obtener, a partir de una señal original de entrada otras dos que son: una señal de predicha o extrapolada, y la otra una señal de error generada por el cálculo de los coeficientes de predicción lineal LPC. Dicho algoritmo resuelve un sistema de ecuaciones algebraicas lineales en donde la matriz del sistema es una matriz tipo Toeplitz cuyos elementos son los valores de autocorrelación de dos señales original y la predicha.

Además, una matriz columna de términos independientes formada de una señal previa desfasada una posición y una columna de incógnitas formada por los coeficientes de un polinomio de grado n .

El polinomio formado por los coeficientes LPC se comporta como un filtro que recupera la señal original a partir de la señal de error. En el ejemplo mostrado en la Figura 3 donde $n = 9$, es decir se tiene un polinomio de grado 9 con el que se tienen 10 coeficientes

representativos de una ventana de 256 datos. Con lo anterior se puede justificar el comportamiento del autómata como el modelo del sistema.

Como se puede observar en la Figura 4, en la parte superior se tiene una ventana con la señal de ruido capturada por el micrófono como la señal de entrada original. La ventana central contiene la señal de error originada por el proceso de cálculo del algoritmo. La ventana inferior tiene la señal original calculada con el polinomio cuyos coeficientes son los LPC y que se muestran al final de la última ventana.

Cabe mencionar que el algoritmo también obtiene coeficientes de reflexión que se pueden utilizar para modelar el sonido ruidoso como una concatenación de tubos de resonancia cuyas dimensiones se pueden obtener con estos coeficientes que son las funciones de área de los tubos. Es decir, con estos coeficientes se puede obtener las áreas de las secciones transversales de estos tubos resonantes.

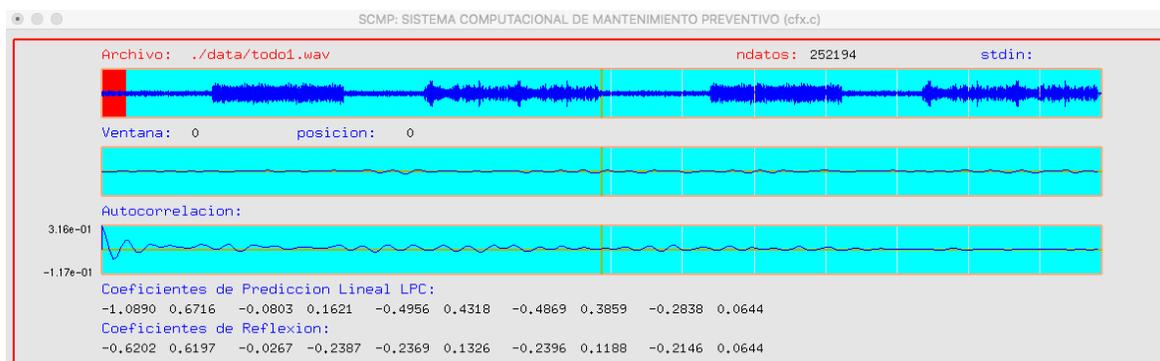


Figura 4. Ventanas del comportamiento del sistema



Conclusiones

En este trabajo de investigación se abordó la problemática del mantenimiento preventivo de equipos electromecánicos industriales con un sistema computacional como alternativa para elucidar fallas, que consiste en utilizar un micrófono para capturar los sonidos de los componentes del equipo y analizarlas. El sistema de software puede emitir un resultado indicando, si o no, hubo una falla. Se investigó la aplicación de la teoría y técnicas de predicción lineal *LPC*, la que proporciona un panorama completo de los casos de análisis de señales para identificar la falla mediante la emisión de ruido.

Bibliografía

[Bur85] C. S. Burrus and T. W. Parks, *DFT/FFT and Convolution Algorithms*, New York: John Wiley and Sons, Inc., 1985.

[Duh90] P. Duhamel and M. Vetterli, "Fast Fourier transforms: A tutorial review and state of the art," *Signal Processing*, vol. 19, pp. 259-299, Apr. 1990.

[Ham89] Hamming R. W., *Digital Filters*, 3rd. ed., Dover, 1989. Bell Laboratories.

[IEEE79] DSP Committee, ed., *Programs for Digital Signal Processing*, New York: IEEE Press, 1979.

[Opp75] A. V. Oppenheim and R. W. Schaffer, *Digital Signal Processing*, Englewood Cliffs, NJ: Prentice-Hall, Inc., 1975.

[Ing00] Ingle Vinay K., John G. Proakis. (2007). *Digital Signal Processing using MATLAB*, 2nd. ed., CENEAGE Learning Bookware Companion Series, 605 pgs.

[Rab78] Rabiner L. R., R. W. Schaffer. (1978). *Digital Processing of Speech Signals*, Prentice, Hall.

[Rab98] Rabiner, L. & Juang, B-H (1998). *Speech Recognition by Machine*, Chap. 47 in *The Digital Signal Processing Handbook*, CRC Press, IEEE Press.

[The08] Theodoridis, S., & Koutroumbas, K. (2008). *Pattern Recognition*.: Academic Press. San Diego, California, USA

