

RECONOCIMIENTO DE EVENTOS EN MÁQUINAS ROBOTIZADAS USANDO CLUSTERS COMPLEJOS DE PATRONES DE SONIDO

Homero Latorre A.

Universidad Tecnológica Metropolitana, Depto. Informática y Computación
Santiago Chile 7800002
hlatorre@utem.cl

Renato Salinas S.

Universidad de Santiago de Chile Departamento Ingeniería Eléctrica,
Santiago Chile 7800002
rsalinas@lauca.usach.cl

Abstract

In this work an alternative method is presented for the control of a hammer it breaks rocks used in the underground mining applying recognition of sound patterns. In general, the analysis of the sound is carried out in the time or in the frequency, in this case a method is presented based on the space analysis of the sound to recognize sound patterns using the grouping in clusters related with the vicinity of complex patterns.

The initial problem is to capture the sounds with relationship to the actions you specify that he/she carries out the hammer in its daily operation, then, these sounds are digitized and they are used to generate sound patterns of each action that has been described. Later on, all sound captured in an interval of specific time and related with these recognition patterns, it is processed, surrendering of exit a sign that indicates for the new captured sound, to what class or action pattern belongs, and in what grade, to generate a control sign toward the automatic system of control or toward the operator of the system.

The programs have been generated that allow the capture of sounds from a standard format, either from the sound interface or from the associate videotape image that you/they allow in turn to digitize this sound and to obtain their complex representation in the frequency, and to leave of her to apply the denominated method "Vicinity of Complex" to generate the patterns of sounds that will form the recognition clusters.

Keywords: FFT, pattern recognition, signal processing, clustering, robotic machines

Resumen

En este trabajo se presenta un método alternativo para el control de un martillo rompe rocas usado en la minería subterránea aplicando reconocimiento de patrones de sonido. En general, el análisis del sonido se realiza en el tiempo o en la frecuencia, en este caso se presenta un método basado en el análisis espacial del sonido para reconocer patrones sonoros usando la agrupación en clusters relacionados con la vecindad de patrones complejos.

El problema inicial es capturar los sonidos con relación a las acciones específicas que realiza el martillo en su operación cotidiana, luego, estos sonidos son digitalizados y se emplean para generar patrones sonoros de cada acción que ha sido descrita. Posteriormente, todo sonido capturado en un intervalo de tiempo específico y relacionado con estos patrones de reconocimiento, es procesado, entregando de salida una señal que indique para el nuevo sonido capturado, a qué clase o patrón de acción pertenece, y en qué grado, para generar una señal de control hacia el sistema automático de control o hacia el operador del sistema.

Se han generado los programas que permiten la captura de sonidos desde un formato estándar, ya sea desde la interfaz de sonido o bien desde la imagen de vídeo asociada, que permiten a su vez digitalizar este sonido y obtener su representación compleja en la frecuencia, y partir de ella aplicar el método denominado "Vecindad de Complejos" para generar los patrones de sonidos que formarán los clusters de reconocimiento. Los programas implementados pueden ser aplicados al análisis y reconocimiento en tiempo diferido de las señales de sonido, o bien ser aplicados a un control de modo semiautomático en lazo abierto en un modelo de "escucha y mueve", para controlar las acciones del martillo rompe rocas.

Palabras claves: Fourier FFT, Reconocimiento Patrones Procesamiento Señales, Clusters, Control Robótica

1. INTRODUCCIÓN.

El problema que este trabajo aborda dice relación con la detección de eventos específicos durante el accionamiento de un equipo teleoperado o robotizado, cuando se pierde la realimentación visual o cuando ésta resulta ineficaz. Entonces, se propone emplear sensores alternativos, como el sonido para operar la máquina eficientemente. Dado que el ambiente de trabajo es un entorno relativamente estructurado en relación con los sonidos allí existentes o producidos, por estar el martillo rompe rocas ubicado al fondo de una galería subterránea, aislado de modo natural de todas las otras faenas mineras, y los sonidos allí presentes son producidos por las propias actividades mineras, esto es, el motor que mueve al martillo, las rocas que caen desde el canal conductor, el golpeteo del martillo ya sea sobre rocas o bien sobre fondo de tierra, o bien el movimiento del martillo al separar rocas, etc, pero siempre son número delimitado de sonidos,

Se presenta entonces un método basado en el análisis espacial del sonido para reconocer patrones sonoros usando la agrupación en clusters relacionados dentro de una vecindad de patrones complejos. En este caso, al proceder a formar clusters para reconocer patrones, se trabajan con secuencias numéricas de datos de entrada, en dos o tres dimensiones, que significan operar con dos o tres secuencias de datos para formar clusters según el grado de afinidad, distancia o vecinos más próximos entre cada uno de los valores que forman el vector de datos patrón y el vector de datos a reconocer.

En el problema aquí planteado, se trata de reconocer patrones de sonidos, usando secuencias de datos en la frecuencia compleja, considerando que cada componente del vector complejo está directamente relacionado con su posición en esta secuencia de datos así como de su amplitud, y que para formar clusters de reconocimiento será necesario considerar las distancias a sus vecinos más próximos en el plano complejo al comparar un vector patrón con un vector de entrada a ser reconocido y que debe ser clasificado como perteneciente, en un grado de pertenencia a alguno de los vectores patrones de caracterizan los diversos sonidos existentes en el ambiente de trabajo.

2. DESARROLLO.

La señal de sonido en modo continuo en el tiempo que se usa en este trabajo, se obtiene directamente desde la señal de vídeo de la escena relativa al espacio de trabajo, de la cual se muestra sólo una parte inicial y sus respectivos puntos de muestreo. En los gráficos siguientes se muestran las señales de entrada digitalizada como una secuencia de N puntos en el tiempo. Se muestran dos sub gráficos dado que son en total 30 gráficos para cubrir 6000 puntos de secuencia

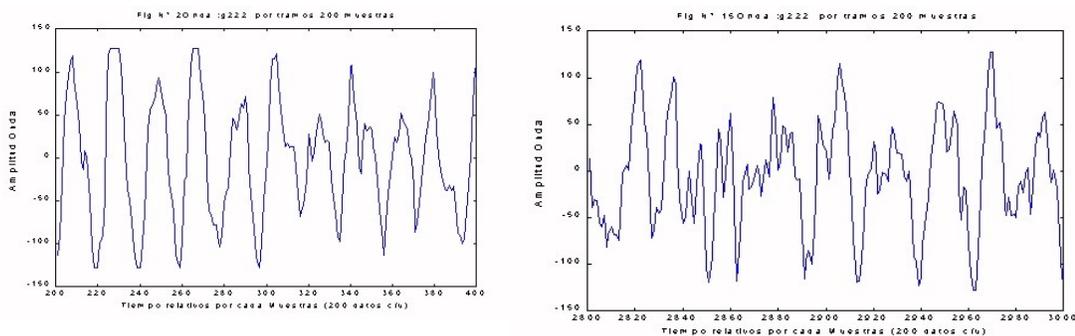


Fig. 1. Secuencia de sonido temporal original

La acción física y su sonido relacionado (por reconocer) corresponden a la operación del martillo rompe rocas, por lo cual los sonidos respectivos a cada acción corresponden a una señal sonora de una cierta duración específica en el tiempo, y serán estas señales, de duración definida, las que formarán el patrón del sonido en el tiempo discreto.

Cada sonido a ser reconocido como sonido patrón, de duración específica, está compuesto por parámetros característicos propios que identifiquen ese sonido, como ser: Frecuencia, tono, duración, amplitud relativa, silencios, decaimiento, persistencias, etc., de los cuales los más relevantes son los componentes de frecuencia fundamental y armónicas; que pueden identificar cada sonido producido en el espacio de trabajo, dado que ellos son: limitados (existen sólo aquellos asociados a cada proceso de operación del martillo), aislados (cada sonido es producto de una sola reacción física sobre objetos físicos específicos: Motor, rocas, tierra) y reconocibles (el operador del martillo utilizara el sonido para dirigir los golpes).

Por esta razón, se usara el análisis en la frecuencia para identificar cada sonido, utilizando la frecuencia discreta para obtener una secuencia de puntos que relacione las frecuencias específicas y sus amplitudes relativas al formar clusters y clases de clusters para realizar este reconocimiento y clasificación.

Se aplica la transformada de Fourier, como algoritmo computacional, considerando que la relación de transformación Tiempo - Frecuencia es o un **Par Transformado**, donde de una secuencia en el tiempo $x(k)$ está relacionada con una Secuencia en la Frecuencia $A(n)$, es decir, $A(n) \leftrightarrow x(k)$. Al ser Par Transformado, esto implica que los k puntos de la secuencia en el tiempo estarán directamente relacionados con los n puntos en la frecuencia

De este modo establece que existirá una relación de ortogonalidad entre los componentes reales e imaginarios que se obtienen al aplicar la transformada de Fourier. La secuencia obtenida de tipo complejo $A(n) = \text{Re}[A(n)] + j \text{Im}[A(n)]$, utilizara ambas componentes obtenidas desde la DFT, considerándolas como dos Secuencias o vectores de Datos de Entrada que identifican a la señal de sonido de entrada, tanto las utilizadas como Patrones, así como las Muestras a clasificar, considerando que en este caso los parámetros de clasificación serán tanto las amplitudes relativas, el valor numérico de cada elemento del vector de datos, así como su posición relativa dentro de la secuencias, coordenadas de posición de cada elemento del vector de datos. Sean,

$X \in C$, $X=(x_1, x_2, \dots, x_p, \dots, x_n)$ secuencia patrón, con x valor l vector, p coordenada de posición.

$Y \in C$ $Y=(y_1, y_2, \dots, y_q, \dots, x_m)$ secuencia muestra, donde $y \rightarrow$ valor del vector, $q \rightarrow$ coord. posición.

Luego, para reconocimiento y clasificación se procederá a evaluar las distancias relativas en el plano complejo de los Vectores Patrones y los Vectores Muestras: $X(p) \leftrightarrow Y(q)$ con $n = m$.

$$X = \{X(p) \in C / x \in X, p \in [1, n]\} \quad Y = \{Y(q) \in C / y \in Y, q \in [1, m]\} \quad (1)$$

En análisis las condiciones de distancias relativas utilizadas para números complejos serán descritas utilizando los conceptos de Topología de Complejos, que serán aplicadas a las secuencias $X(p)$ e $Y(q)$, considerando una vecindad de X_0 (Y_0) de un radio $\varepsilon > 0$, luego, existirá una Vecindad de Complejos de la forma

$$V(X_0, \varepsilon) = \{X \in C / |X_0 - X| < \varepsilon\} \quad V(Y_0, \varepsilon) = \{Y \in C / |Y_0 - Y| < \varepsilon\} \quad (2)$$

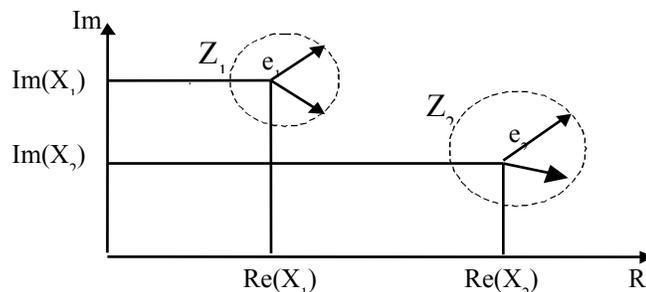


Fig 2.- Grafico de criterios de comparación por vecindades complejas

Usando este criterio de vecindad se obtienen los puntos exteriores a la vecindad que cumplan con $V(Z_0, \varepsilon) \subset S^c$, con $S^c = C - S$, luego, se filtran estos puntos exteriores tanto de X_0 como de Y_0 que cumplan esta condición.

3.- PROCESAMIENTO DE LA INFORMACIÓN.

Se utilizó un programa de edición de video para particionar el video grabado de modo continuo la operación normal y cotidiana de un martillo rompe rocas, en todas aquellas faenas propias de las operaciones mineras; en secuencias que reflejen cada acción específica de operación del martillo rompe rocas que se desean verificar. Este programa permite recorrer cuadro a cuadro la imagen de video, verificando los tiempos y cantidad de cuadros que serán seleccionados, reproduciéndolos para validar las escenas y sonidos respectivos seleccionados, los cuales pueden ser grabados como nuevos archivos de video y sonido o bien sonido y video por separado.

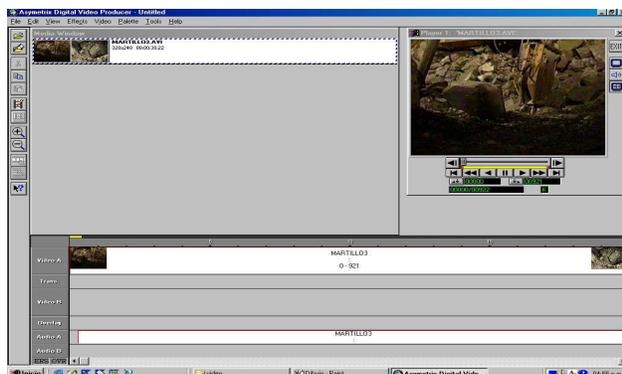


Fig. 2 S secuencias de video por secciones que identifican eventos.

Video (Avi)	Tamaño (KB)	Audio (wav)	Tamaño (KB)
Martillo1	96.8	√	865
Martillo	71.6	√	619
Martillo3	78.3	√	730
Martillo4	94.3	√	858

Tabla 1. Tamaño de archivos obtenidos

Se utilizó una Herramienta de Software de aplicación que permite la captura de vídeo y su separación en porciones más pequeña o trozos de vídeo, con la particularidad de que es posible seleccionar una porción de vídeo, para reconocer una acción visual y a partir de esto obtener la información de sonido relacionada con el vídeo presentado, siendo posible aislar la zona de vídeo relacionado a un acción específica de las características de operación del

Una vez que las secuencias de cuadros de video más el sonido respectivo son seleccionadas para cada una de las acciones específicas, se debe separar el sonido del video, pero manteniendo su directa relación, es decir, se debe llegar a la *secuencia mínima de cuadros de video específico* que represente esa acción y de allí separar la *secuencia del sonido que representa esa acción*. Para esto se utiliza otro programa de aplicación, para edición de video digital el cual despliega cuadro-a-cuadro de video y la secuencia directa del sonido relacionado.

La figura 3 muestra esta aplicación, para dos, de las seis, secuencias de video y sonido que formarán las acciones patrones. Con estas fuentes de información, ya digitalizadas, se procede a identificar de modo visual, utilizando el vídeo que representa una acción mas su sonido respectivo, en específico cada sonido.

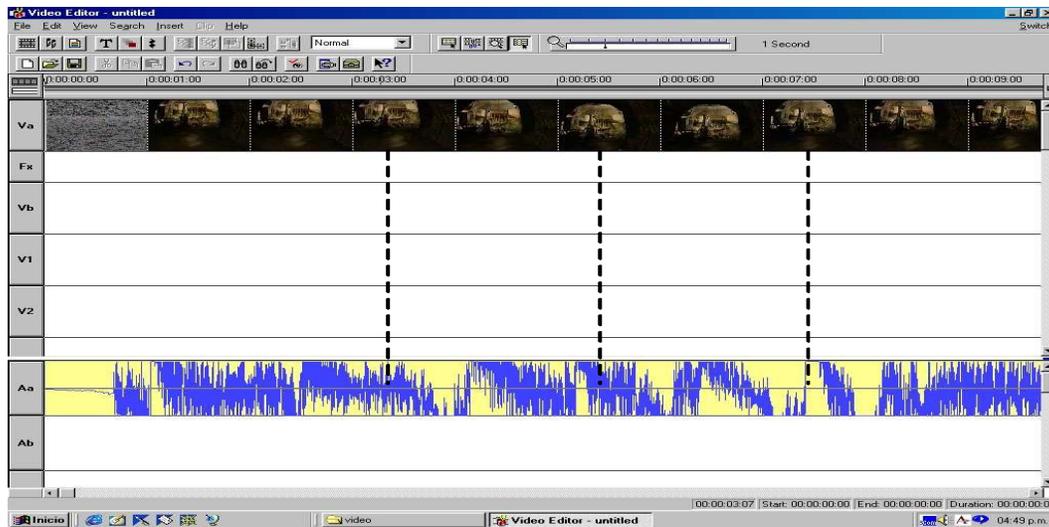


Fig. 3 Ventana indicando campo video (franja superior) y Secuencia de sonidos (franja inferior).

Considerando que el modelo de control propuesto está basado entre la interacción entre eventos y sonidos, es necesario establecer cuáles serán los tamaños mínimos en cantidad de frames o cuadros de vídeos y en el largo de la secuencia de sonidos por muestras digitalizadas que representen cada una de las acciones a clasificar. Dichas acciones son:

- 1.- Martillo sólo se mueve,
- 2.- Martillo mueve rocas,
- 3.- Martillo golpea fuerte la roca ,
- 4.- Martillo golpea lento la roca,
- 5.- Martillo golpea fondo + tierra,
- 6.- Martillo golpea fondo roca + tierra.

La Fig. 4 muestra la acción específica del martillo rompiendo una roca con posición fija que se validará como "Acción seleccionada Romper Roca " y sonido patrón para esta acción "Rompe Roca."

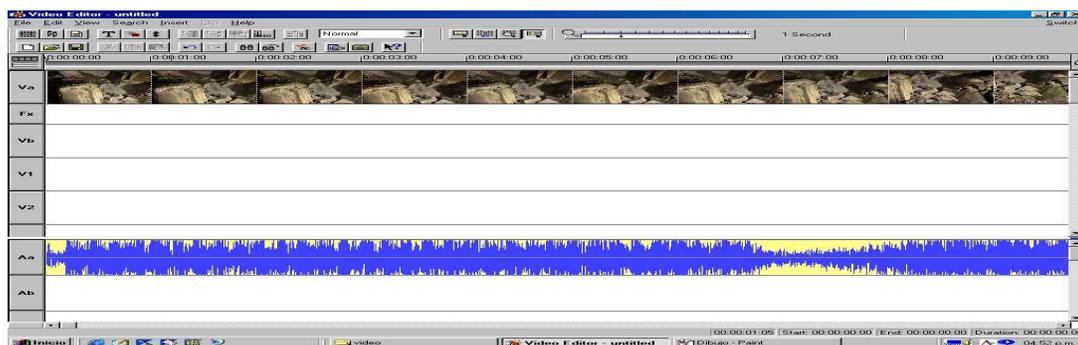


Fig. 4. Cuadros de video y secuencia de sonidos asociados a la acción específica de Martillo rompiendo una roca.

Del procedimiento realizado, se obtienen de modo inicial las secuencias de sonidos específicos, relacionadas con seis acciones de operación del martillo rompe rocas, destacándose los parámetros característicos de: Frecuencia, Muestras, y Tiempo, que serán fundamentales para realizar el análisis y los procedimientos para la extracción de información de control desde la señal de sonido.

Para estos efectos se utilizó una herramienta de aplicación Digital de Video la cual permite visualizar una señal de vídeo "cuadro por cuadro", asociando a cada cuadro, en la misma pantalla visual, la onda del sonido digitalizado respectivo, con lo cual a cada acción del movimiento del martillo representada en los cuadros de vídeo, se le puede "extraer" en forma clara, precisa e inconfundible, la secuencia del sonido respectivo que la caracteriza, considerando sus parámetros de Muestreo, Tiempo de Duración y Largo de la Muestra Digitalizada.

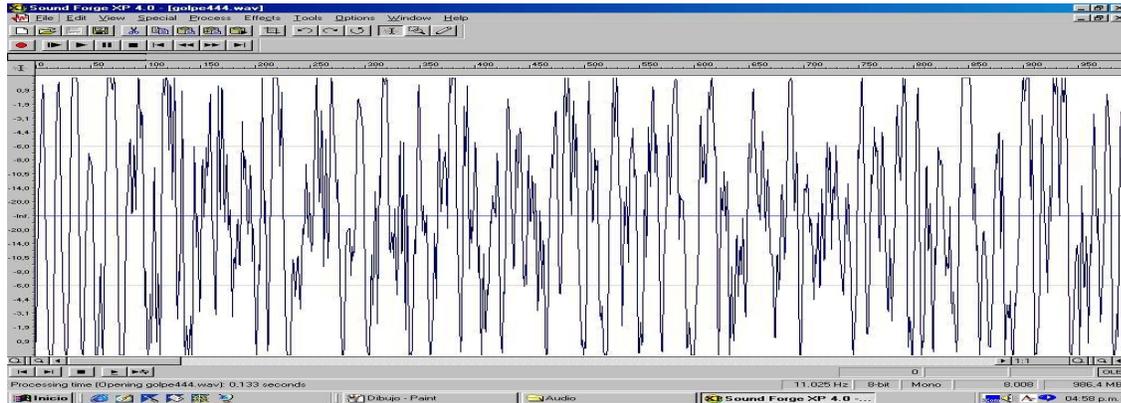


Fig. 5. Sonido parcial de largo mínimo que representa una acción específica.

En la tabla siguiente se muestran las fuentes de información de video + sonidos asociadas a las acciones propias del martillo. Se realizaron pruebas con los archivos representativos de las señales específicas de sonidos, para encontrar el largo mínimo de la señal, tanto en cantidad de muestras, como en el tiempo de duración, para obtener un tiempo de proceso óptimo para que el sistema pueda realizar control. Para estos efectos se utilizó una herramienta de software, el programa de aplicación digital de sonido, el cual permite visualizar señales de sonidos digitalizadas, mostrando todas sus componentes en función del tiempo y de la amplitud, según los parámetros usados en el proceso de digitalización. Usando esta aplicación fue posible limitar las señales de sonidos a los largos, tiempos y cantidad de muestras que se especifican en la Tabla 3.

Se aplicó esta herramienta para conocer los parámetros de la secuencia de sonidos separado por cada acción específica y poder definir el Largo de Secuencia limitado y menor que representa fielmente al sonido por cada acción específica, obteniendo así una secuencia de largo mínimo que representan al sonido característico de cada acción; estas secuencias de sonidos se utilizarán para el proceso de realizar la transformada DFT, con el menor tiempo de proceso asociado al menor número de muestras posibles.

4.- PROCEDIMIENTO DE CLASIFICACIÓN.

Se trabajo en 4 etapas, primero se obtiene el Vector Numérico de Secuencia Sonidos de la señal en Frecuencia Representativa.

1. Lectura: Debe leer un archivo en formato wav, separar las cabeceras de los parámetros característicos de esta señal que vienen allí incorporadas y extraer los valores numéricos puros de la señal de sonido, y almacenarlas en un vector numérico de valor real en la modalidad de formato de punto flotante.

2. Procesado: Usando este vector numérico, se puede desplegar de modo gráfico y por tramos toda la señal digital de sonido muestreado, que en este programa fueron limitados a 6000 muestras, dado que los experimentos realizados muestran algún error de traducción del formato wav, básicamente por tipos de formatos numéricos, error de redondeo que se ubican en los extremos finales de la secuencia traducida.

Esta señal numérica del sonido se muestra en gráficos de 30 tramos cada uno de los cuales contienen 200 muestras, claramente visible y reconocible en el tiempo. Se muestran a continuación estos resultados así obtenidos, para visualizar cuáles eran las señales de sonidos que serán utilizados como Patrón de Sonidos para realizar la clasificación.

3.- Transformación: Las componentes Real e Imaginaria son los productos primarios de aplicar la transformada de Fourier y forman dos **Secuencias Numéricas** las cuales forman las bases principales del proceso de clasificación que se utilizará, según fue descrito anteriormente. (Latorre, 1999).

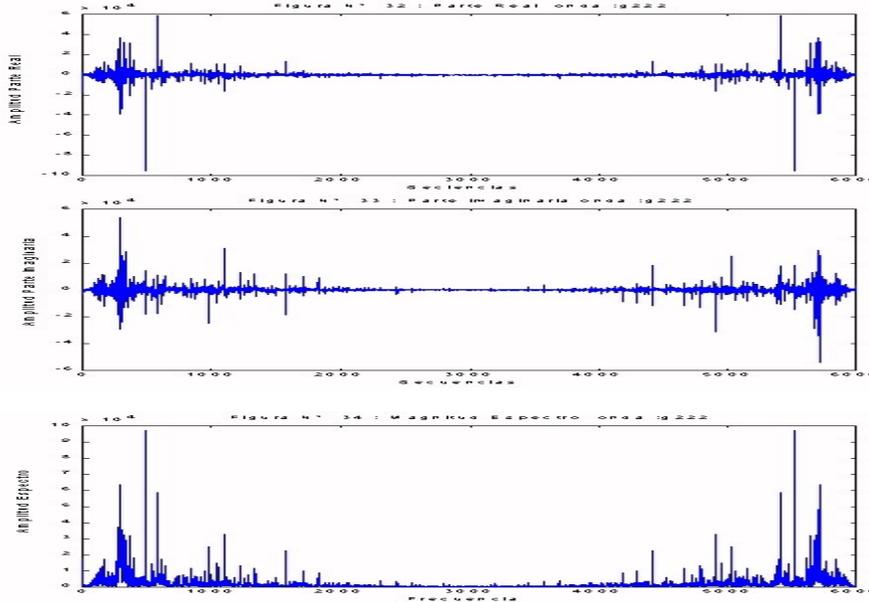


Fig 6 . Parte Real, Imaginaria y Espectro de Fourier

Utilizando este vector numérico de la señal de sonido, se aplica la Transformada Rápida de Fourier de la cual se obtiene como resultado básico y primario la señal transformada en la frecuencia y que está representada por un vector numérico en formato complejo que representa la Parte Real y la Parte Imaginaria del sonido en la frecuencia. La aplicación permite obtener como resultados la secuencia Real, la secuencia Imaginaria, la secuencia Compleja, así como el ángulo de Fase propio de la representación compleja de Fourier.

Según se indicó, es factible aplicar la Simetría Compleja, con lo cual la señal de sonido queda parcelada a 3000 muestras que representa todas sus características de modo inequívoco en la Frecuencia.

4. Función salida: Como función de salida este programa genera tres archivos numéricos los cuales son reconocidos por sus nombres genéricos y representan:

- El vector numérico total de la señal sonido temporal
- Una matriz numérica resultados Real, Imaginario, Complejo, y Fase de la señal transformada total
- Una matriz numérica resultados Reales, Imaginarios y Complejos parcelados por simetría aplicada.

Serán estos últimos resultados numéricos de simetría parcelada Real-Imaginaria-Compleja los que se utilizarán en la fase siguiente de clasificación utilizando la teoría descrita en las secciones precedentes sobre el "Método de Clasificación Utilizando Vecindad de Complejos".

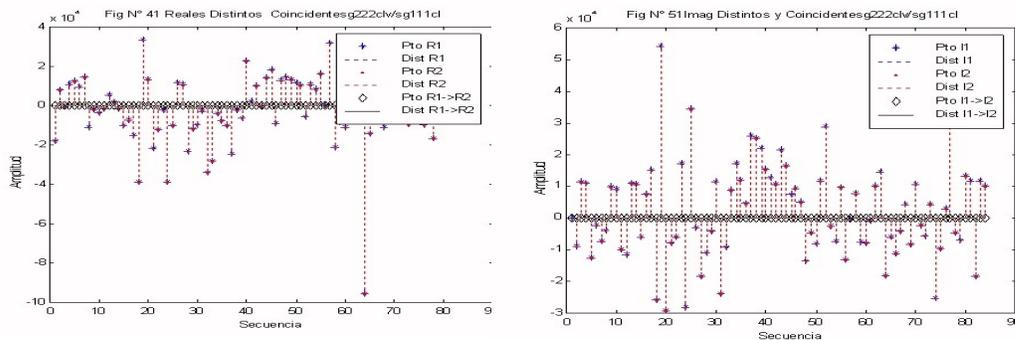


Fig 7.- Secuencias Numéricas de Datos en Plano Real , Imaginario y Complejo

El programa entrega además los gráficos respectivos de cada señal procesada en las modalidades de representación como Secuencia Real, Secuencia Imaginaria, Secuencia Compleja, Angulo de Fase y lo más relevante es el "Gráfico de Espectro Complejo" que permite visualizar las simetrías de las secuencias complejas, con los puntos de vecindad posibles de utilizar. Será a partir de este gráfico, que se pueden visualizar todos los procesos y aplicación de Vecindades Complejas que serán aplicadas en la fase y programas siguientes de Clasificación.

Estas secuencias complejas filtradas, cada una de ellas tendrán un valor propio y diferencias de valores y coordenadas relevantes, siendo distintas entre ellas, por lo cual se aplicara el concepto de " Punto Frontera " sobre una vecindad que involucre a todas las secuencias , con un solo ϵ para cada una de ellas .

$$V(Z_0, \epsilon) \cap S \neq \emptyset \quad \text{y} \quad V(Z_0, \epsilon) \cap S^c \neq \emptyset$$

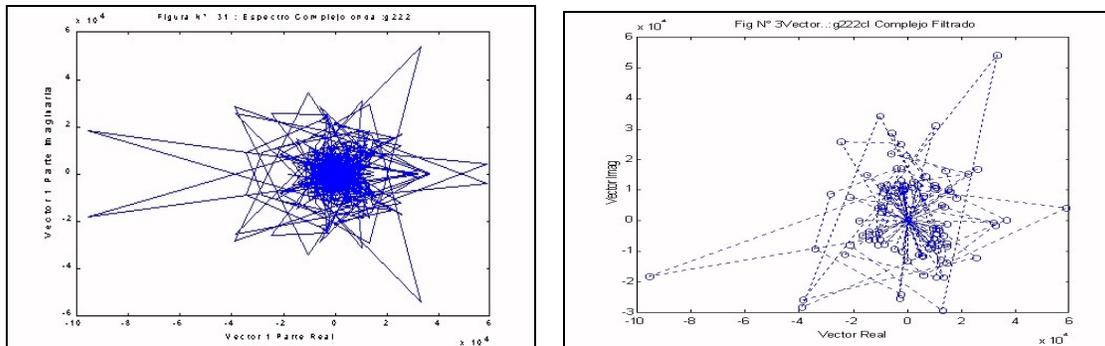


Fig. 8 Gráfico de espectro complejo después de filtraje en el plano complejo

Para el proceso de clasificación, se leen los vectores de las secuencias que serán usadas como los patrones y se realiza el filtrado complejo, luego se ingresa la secuencia de muestra a ser clasificada, la cual se compara usando vecindades de complejos y distancias mínimas con cada uno de los patrones usando el método de proceso descrito en la parte teórica, y se obtiene finalmente la clasificación en el cluster deseado. Todo este proceso y los resultados obtenidos en cada fase del proceso se muestran en las tablas y gráficos de la Sección 3.

5.- RESULTADOS NUMÉRICOS.

Para verificar los cálculos realizados en función de la clasificación se muestran los resultados intermedios de las matrices obtenidas al aplicar las vecindades respectivas. Se destacan los puntos significativos, las secuencias de valores distintos pero iguales en posición, así como las secuencias de máximas diferencias.

Matriz de filtrado espacial de señales patrones.

Secuencias Patrones	Pts. Filtrado significativos	Pts valor 0	Largo sec.
Vec-1	96	2904	3000
Vec-2	376	2624	3000
Vec-3	529	2471	3000
Vec-4	595	2405	3000
Vec-5	821	2179	3000
Vec-6	467	2533	3000

Tabla 4.- Matriz de filtrado espacial de señales patrones.

Matriz de filtrado de señales de Clasificación.

Secuencias Patrones	Pts. Filtrad Significativ0	Pts valor 0	Largo sec.
Vec-7	117	2883	3000

Tabla 5.- Matriz de filtrado de señales de Clasificación.

Comparación de Vecinos Complejos iguales en Posición y en Amplitud entre vector patrón Vec-1 y señal a ser clasificada Vec-7

Indice	Posición	Vector 1	Vector 7	Difer.
1	1	17953	17953	0
2	136	11865	11865	0
3	159	11441	11441	0
4	160	15412	15412	0
5	199	16643	17643	0
6	246	9757	9757	0

Tabla 6.-_Comparación de Vecinos Complejos iguales en Posición y en Amplitud
Matriz de Comparación Vecinos Complejos Iguales en Posición y en Amplitud: Vec-5 y señal Vec-7.

Indice	Posición	Vector 5	Vector 7	Difer.
1	500	13066	13066	0
2	501	10093	10093	0
3	502	11531	11531	0
4	504	24373	24373	0
5	506	13387	13387	0
6	508	10980	10980	0

Tabla 7.- Matriz de Comparación Vecinos Complejos Iguales en Posición y en Amplitud:

Valores de las Vecindades Patrones (10) elegidas de máximo valor para formar Clusters .

Max	Vec 1	Vec 2	Vec 3	Vec 4	Vec 5	Vec 6
1	97262	68068	55135	44223	44375	56600
2	63531	48187	50694	42923	39015	48785
3	58992	36819	44200	28913	35868	47600
4	48086	35643	43348	27852	35350	38809
5	46492	35280	39808	27418	35264	37820
6	36824	35259	39202	26993	33407	37504
7	35882	34103	36170	26990	33015	36201
8	35698	31107	34336	25400	31351	34958
9	35262	32501	33973	24828	30727	34902

Tabla 8.- Valores de las Vecindades Patrones (10) elegidas de máximo valor para formar Clusters

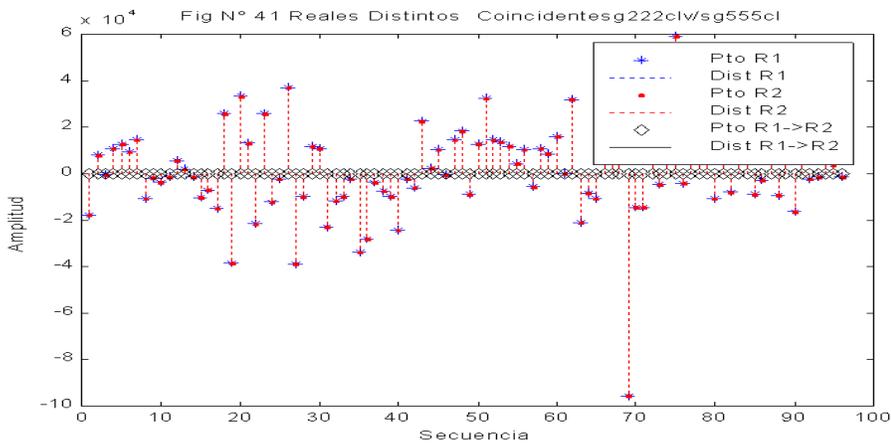


Fig. 10 Coincidencias de posición en secuencia parte real

Valores de las Vecindades (1) elegidas de Max por Vector a ser Clasificados. Vector – 7

1ª Max	97262	2ª Max	63531	3ª Max	48086	4ª Max	46492
5ª Max	36824	6ª Max	35882	7ª Max	35698	8ª Max	35262

Posición Secuencia de las Vecindades Patrones (5) elegidas de Max valor para formar Clusters

Max	Vec 1	Vec 2	Vec 3	Vec 4	Vec 5	Vec 6
1	487	122	486	159	486	108
2	286	183	298	169	327	109
3	583	131	173	161	321	156
4	293	125	185	164	330	158
5	285	120	179	458	324	110

Tabla 9.- Posición Secuencia de las Vecindades Patrones

Posición Secuencia de las Vecindades a clasificar (1) de Max valor para formar Clusters (Vec-7)

1º Max	287	2º Max	286	3º Max	293	4º Max	285	5º Max	289
6º Max	294	7º Max	309	8º Max	303	9º Max	1094	10º Max	324

Matriz de relación entre Vecindades distancias máximas y clusters

0	29194	42127	53039	52887	40662
	15344	12837	20608	24516	14746
10906	11267	3886	19173	12218	14746
1594	10849	3886	19173	12218	486

Matriz de Clasificación entre distancias mínimas y Clusters Parcial

84	6	6	27	0	1
0	58	318	59	0	1
0	87	442	30	486	6
0	52	543	65	1594	1
29	73	719	15	996	6
0	73	394	44	623	2

Tabla 10.- Matriz de relación entre Vecindades

Gráfico que muestra unos conjuntos de vecindades, entre los vectores patrones y los de muestras, para un caso de máxima coincidencia

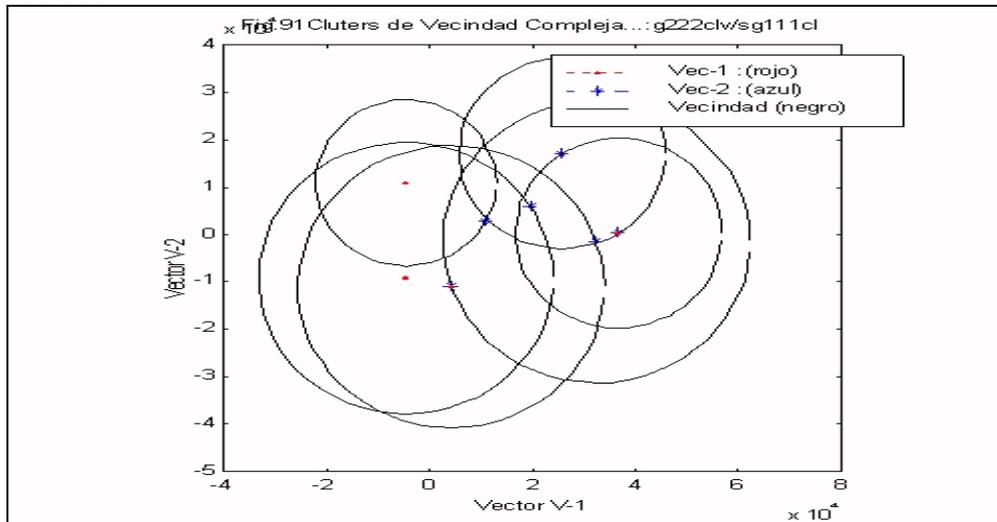
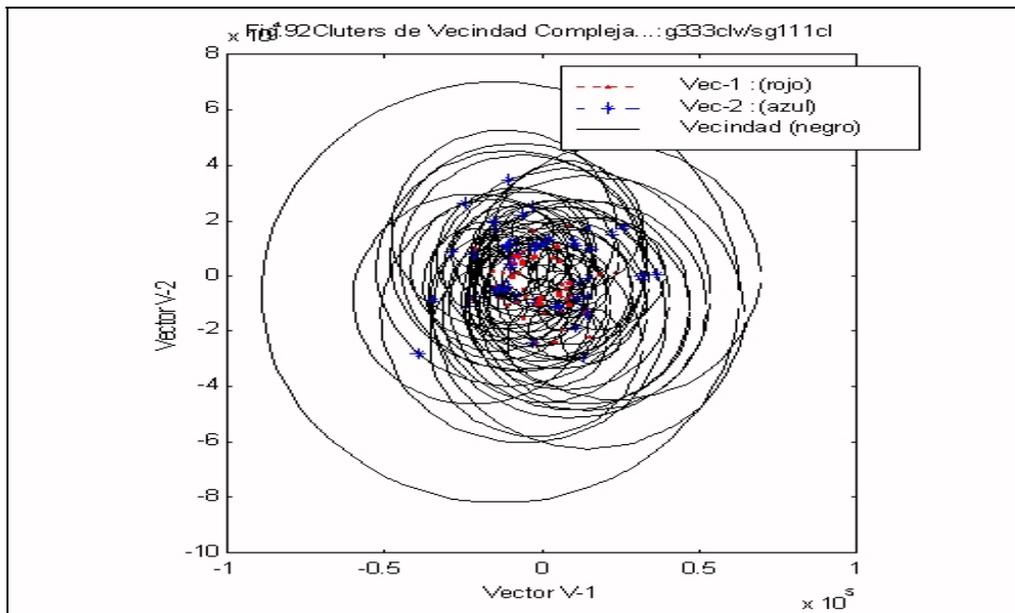
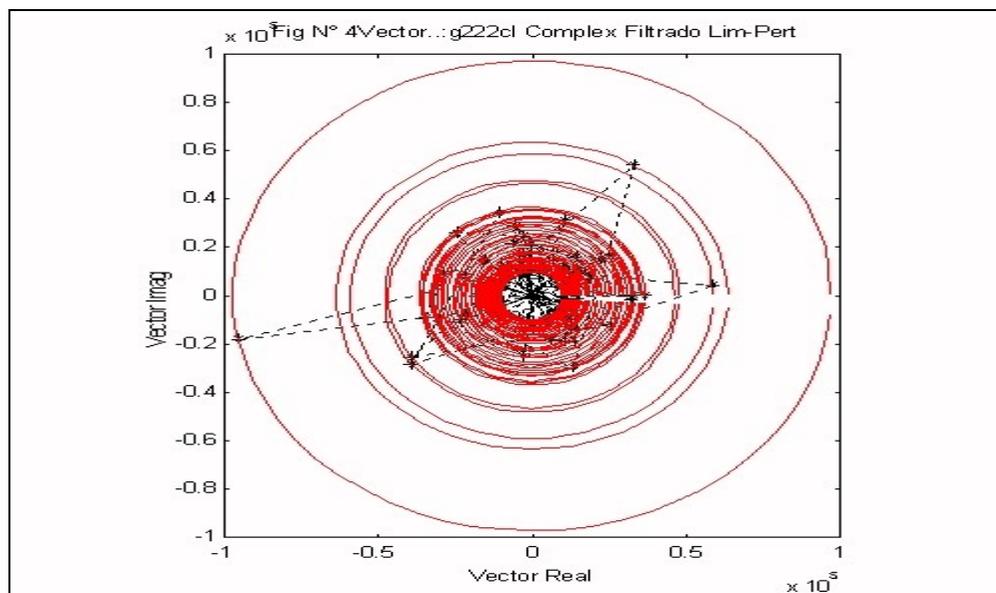


Fig 11.- Grafico de conjunto de vecindades máxima coincidencia

Gráfico que muestra *un conjunto de vecindades*, entre los vectores patrones y los de muestras, para un caso de *mínima coincidencia*



Luego se contabilizan las *distancias mínimas*, las *vecindades coincidentes*, las *distancias mínimas* entre centros de vecindades, los *mínimos puntos no coincidentes en posición* y en valores, con lo cual se obtiene un *criterio de la mínimas distancias* para *formar cluster* y *clasificar los vectores* (secuencias) de *entrada*



6.- CONCLUSIONES.

El método propuesto fue desarrollado e implementado en un programa de aplicación Versión 1.0, el cual fue ejecutado, entregando resultados que fueron evaluados, demostrándose llegar a resultados validos de clasificación. Se presenta y desarrolla el método de *Reconocimiento y Clasificación de Sonidos usando Vecindad Compleja* para el control en lazo abierto y automático de un Martillo Rompe Rocas.

Para el análisis del sonido en el tiempo, o en la frecuencia, se presenta este nuevo método de Análisis Espacial utilizando el plano complejo, el cual presenta algunas ventajas comparativas

Del análisis de los resultados obtenidos, en particular de la Vecindades Complejas y de los Clusters, se observan nuevas condiciones dignas de ser analizadas, como ser las zonas de intersección entre vecindades, en las cuales las secuencias comparten elementos.

La metodología utilizada para implementar el programa, está basada en la utilización de interfaces y formatos de señales de información del tipo estándar en los computadores personales (avi, wav, Matrices, Api, Objetos, etc.), lo cual permite compilar el programa como un ejecutable que pueda operar desde un computador tipo PC con tarjeta de sonidos estándar.

Se trabajará en un análisis comparativo entre los métodos tradicionales (Frecuencia y tiempo) versus este método presentado de frecuencias complejas.

Esperamos que desarrollos futuros permitan la incorporación en línea de estas técnicas al control de procesos.

AGRADECIMIENTOS.

Los autores Latorre y Salinas agradecen el apoyo parcial del proyecto Dicyt 069913SS de la Universidad de Santiago de Chile. USACH

El autor Latorre Pertenece al Programa de Doctorado en Ciencias de la Ingeniería , mención Automática de la Universidad de Santiago de Chile

El autor Latorre agradece el apoyo parcial de la Vicerrectora de Transferencia Tecnológica de la Universidad Tecnológica Metropolitana UTEM

BIBLIOGRAFÍA.

- [1] B. P Lathi. (1980) Sistemas de Comunicación. Limusa , Méjico.
- [2] T M Apostol. (1985) Cálculo. Mc Graw Hill, USA.
- [3] T. Tou, R. Gonzalez. (1980) Pattern Recognition Principles, Addison Wesley, USA.
- [4] R. Gonzalez, M. Thomason. (1985) Syntactic Pattern Recognition, Adisson-Wesley, USA.
- [5] H. Latorre. (1999) "Reconocimiento de patrones usando vecindad de complejos", Informe Interno Depto. Ing. Eléctrica USACH, Chile.
- [6] M. Aladjem. (1991) "Parametric and Non Parametric Linear Mapping of multidimensional data". Pattern Recognition Vol 24 N° 6.
- [7] J. W. Sammon. (1969) "A non linear mapping for data structure analysis", IEEE Trans. on Computer, 1969.
- [8] H. Latorre. (1999) "Análisis e Implementación de la Transformada Rápida de Fourier" Proyecto de Titulo de Ingeniera Civil Eléctrica Depto. Ing. Eléctrica USACH, Chile.