

03063



UNIVERSIDAD NACIONAL AUTÓNOMA DE MÉXICO

POSTGRADO EN CIENCIAS E INGENIERÍA DE LA COMPUTACIÓN

COMPUTO DE ALTO DESEMPEÑO EN
FLUJOMETRIA
DOPPLER ULTRASONICA

T E S I S

QUE PARA OBTENER EL GRADO DE:

MAESTRO EN CIENCIAS DE LA COMPUTACIÓN

P R E S E N T A:

LUIS ALBERTO AGUILAR BELTRÁN

DIRECTOR DE TESIS:

Dr. DEMETRIO FABIAN GARCÍA NOCETTI

México, D.F.

2005.

m343900



Universidad Nacional
Autónoma de México

Dirección General de Bibliotecas de la UNAM

Biblioteca Central



UNAM – Dirección General de Bibliotecas
Tesis Digitales
Restricciones de uso

DERECHOS RESERVADOS ©
PROHIBIDA SU REPRODUCCIÓN TOTAL O PARCIAL

Todo el material contenido en esta tesis esta protegido por la Ley Federal del Derecho de Autor (LFDA) de los Estados Unidos Mexicanos (México).

El uso de imágenes, fragmentos de videos, y demás material que sea objeto de protección de los derechos de autor, será exclusivamente para fines educativos e informativos y deberá citar la fuente donde la obtuvo mencionando el autor o autores. Cualquier uso distinto como el lucro, reproducción, edición o modificación, será perseguido y sancionado por el respectivo titular de los Derechos de Autor.

DEDICATORIA

Incontables horas he dedicado a este trabajo y como ocurre muchas veces cuando las cosas no resultan como uno espera, sin embargo, siempre he recibido el apoyo incondicional de una persona, la compañera de mi vida, Aida, ella ha sido testigo y pagado las consecuencias del tiempo invertido en este trabajo, pero también compartiremos los frutos. Con todo mi amor.

A mis retoños Celic y Citlali, que son mi inspiración y mi motivación.

A mis padres, por que sin ellos nada sería posible.

A mis hermanos, Sandra y Antonio, por su apoyo incondicional y por su gran cariño.

A mis queridas sobrinas: Alba, Linda y Ayelen

A mi otra familia que encontré en mis andares por la vida: Miguel Zuleta, Galdina Vite, Silvia Zuleta, Selene Zuleta, Edgar Zuleta, Karina Ortega, Ana Zuleta, Lilitiana Zuleta, Ivan Ortega, Jessica Prieto y Soriel Gonzalez

A mi gran amigo, Hector Omar Chargoy, por que no sabia que en mi camino había de encontrar otro hermano.

AGRADECIMIENTOS

Al Departamento de Electrónica y Automatización (DISCA) del Instituto de Investigación en Matemáticas Aplicadas y Sistemas (IIMAS).

Al CONACYT (Proyectos 27982A y REDII 7350-858) y DGAPA (Proyecto PAPIIT-117999), por el apoyo en la realización de este proyecto.

Al Dr. Demetrio Fabian Garcia Nocetti por ser mi director de tesis y un buen amigo.

Al M.C. Alejandro Sotomayor Ortega, por su gran apoyo en el tiempo que hemos pasado en la realización de este proyecto, por el tiempo que todavía nos resta para concluirlo y por su amistad

A la Dr. Lucia Medina, por las incontables preguntas que siempre me ayudo a contestar y por su amistad.

Al Dr. Héctor Benítez Pérez, por todas sus sugerencias y por su amistad brindada desea hace muchos años

Al Ing. Miguel Israel Barragán Ocampo, por ayudarme a entender aquellos conceptos que me parecían tan oscuros y por ser un gran amigo..

Al Ing. Francisco Cárdenas y al Ing. Eliseo Días Nacar, por su apoyo moral y por su amistad. Que sean los próximos.

Al Lourdes González Lora, por todo el apoyo que me a brindado en todo este tiempo.

A los sinodales de tesis, Dr. Bohumil Psenicka, Dr. Boris Escalante Ramírez, Dr. Rogelio Alcántara Silva, por su ayuda a mejorar el presente trabajo

COMPUTO DE ALTO DESEMPEÑO EN FLUJOMETRIA DOPPLER ULTRASONICA

I. Introducción

1.1 Introducción general	4
1.2 Hipótesis	7
1.3 Objetivos	
1.3.1 Objetivo General	7
1.3.2 Objetivos Especificos	7
1.4 Descripción del trabajo	7
1.5 Contribuciones	9

II. Generalidades

2.1 Introducción	11
2.2 Flujiometría Doppler	
2.2.1 Descripción Conceptual	12
2.2.2 Características de las señales Doppler de ultrasonido	15
2.2.3 Detección y adquisición	16
2.2.4 Espectrograma	18
2.2.5 Estimación espectral	21
2.2.6 El Problema de la Estimación Espectral y su Aplicación	22
2.2.7 Enfoques Principales en la Estimación Espectral	23
2.3 Computo de Alto Desempeño	24
2.3.1 El proceso de Paralelización	25
2.3.2 Métricas de Desempeño	27
2.3.3 Arquitectura DSP SHARC	29

III. Algoritmos de Estimación Espectral

3.1 Introducción	33
3.2 Basado en Transformada de Fourier (STFT)	36
3.2.1 Transformada de Fourier de Tiempo Corto	37
3.2.2 Superposición de Secuencias de Datos	38
3.2.3 Consideraciones finales acerca del Método de Transformada de Fourier	40
3.3 Basado en Técnicas Auto Regresivas (AR)	42
3.3.1 Covarianza Modificada	45
3.4 Distribución Tiempo – Frecuencia	48
3.4.1 Wigner – Ville	49

IV. Implementación

4.1 Introducción	52
4.2 Esquema general del sistema de flujometría Doppler	52
4.3 Modulo Adquisición	54
4.4 Modulo Procesamiento	56
4.4.1 Procesamiento Paralelo utilizando el DSP SHARC	57
4.5 Visualización e Interfase Gráfica de Usuario	60

V. Análisis de Resultados 65

- 5.1 Introducción 65
- 5.2 Análisis de Rendimiento 65
- 5.4 Espectrograma e Interfase Gráfica de Usuario 73

VI. Conclusiones

- 6.1 Conclusiones 78
- 6.2 Trabajo Futuro 80

Bibliografía 81

Glosario 85

Sinopsis

La motivación del presente trabajo es el estudio y utilización de diferentes algoritmos de estimación espectral con aplicación al análisis de señales Doppler de ultrasonido en aplicación a la detección temprana de padecimientos vasculares. Los algoritmos convencionales basados en transformada de Fourier han sido utilizados por muchos años como piedra angular para dichos fines, sin embargo existen otros métodos que pudieran mostrar otras características no observadas o descubiertas con los métodos tradicionales pero que los métodos alternativos pudieran mostrar. Los métodos autoregresivos (AR) y los métodos basados en distribuciones tiempo-frecuencia (TF) son dos metodologías que deben considerarse seriamente como alternativas a los métodos basados en transformada de Fourier debido a que presentan una mejora significativa en el estudio de señales no estacionarias, como lo son las señales Doppler de ultrasonido. No obstante, estos métodos son computacionalmente más complejos y se requiere de la utilización de técnicas de procesamiento paralelo para implementarlos en tiempo real. En este trabajo se presentan algunos resultados de la implementación de estos métodos en una plataforma de cómputo paralelo específica.

Una vez implementados dichos métodos en tiempo real, es de vital importancia poder valorarlos desde el punto de vista médico con la ayuda de un especialista. Para poder lograr esto, debemos contar con una forma de visualizar el resultado de la aplicación de dichos métodos, por lo que resulta indispensable el construir un prototipo de un sistema Doppler de ultrasonido (Hardware/Software). Como parte de este trabajo, se ha implementado la parte correspondiente al Software y su respectiva interfase gráfica de usuario. Se han implementado las funciones básicas que contiene un sistema convencional y se han agregado algunas otras para poder proveerle soporte a la utilización de los nuevos algoritmos de estimación espectral

I. Introducción General

I. Introducción

- 1.1 Introducción general
- 1.2 Hipótesis
- 1.3 Objetivos
 - 1.3.1 Objetivo General
 - 1.3.2 Objetivos Específicos
- 1.4 Descripción del trabajo
- 1.5 Contribuciones

1.1 Introducción General

Las técnicas ultrasónicas han sido exitosamente utilizadas en el desarrollo de instrumentos de diagnóstico en diversas ramas de la medicina. Dichos instrumentos permiten generar el espectrograma asociado al flujo sanguíneo de alguna arteria a partir de la acción de transductores ultrasónicos colocados de manera externa.

El ultrasonido Doppler es una técnica frecuentemente utilizada, tanto en su forma continua como pulsada, como un método no-invasivo, [1] que permite obtener información acerca de las diversas estructuras en el cuerpo humano. Aunque el ultrasonido Doppler puede ser usado para estudiar varios tipos de movimiento dentro del cuerpo humano, su mayor uso se centra en la detección y cuantificación del flujo en el corazón, venas y arterias, [2]. La señal Doppler que se obtiene al hacer incidir un haz ultrasónico sobre el torrente sanguíneo contiene información relativa a la velocidad del flujo. Sin embargo el flujo sanguíneo en arterias es complejo ya que es pulsátil, la sangre es un fluido no homogéneo y las arterias son de material viscoelástico. Los perfiles de velocidad que se desarrollan en los diversos tipos de arterias pueden ser muy variados, teniendo una gran influencia en el tipo de señal Doppler que generen, así como implicaciones en la selección de la frecuencia de muestreo y las técnicas de procesamiento utilizadas en las señales; [1,3].

La frecuencia Doppler es proporcional a la velocidad de la sangre dentro del volumen muestreado y como el flujo sanguíneo arterial es "pulsátil" (la velocidad del flujo sanguíneo varía con respecto al ciclo cardíaco), la señal Doppler tiene un espectro que varía con el tiempo, [1,2]. En condiciones ideales el espectro de potencia Doppler tiene una forma similar a un histograma que representa las diferentes velocidades que se pueden encontrar en el flujo sanguíneo dentro del volumen muestreado, [1].

El constante desarrollo de la instrumentación ultrasónica, [3], así como de los sistemas computacionales de alto desempeño y las diversas técnicas de procesamiento de imágenes y señales, [4,7], le ha permitido al especialista, la posibilidad de proporcionar un diagnóstico confiable sin tener que recurrir a técnicas invasivas tales como los rayos "X", cateterismo, métodos de contraste o inclusive cirugía.

Para medir la velocidad de la sangre y monitorear su flujo, es necesario medir la frecuencia de la señal Doppler, para lo cual se han desarrollado varias técnicas. Una de las más utilizadas para determinar y desplegar el contenido espectral de la señal Doppler es el analizador de espectros en tiempo real. El contenido frecuencial de la señal puede ser mostrado como una gráfica de amplitud de las componentes espectrales contra la frecuencia (espectro en frecuencia) para cada intervalo muestreado, [11]. Debido a que la velocidad de la sangre dentro de las arterias varía de manera

periódica con respecto al ciclo cardíaco, a la señal Doppler se le considera como ciclo-estacionaria (si comparáramos las variaciones en velocidad de un ciclo cardíaco con respecto a cualquier otro, encontraríamos que dichas variaciones a lo largo del tiempo que dura dicho ciclo, son las mismas), [2]. Debido a esto, la forma y la frecuencia media de la señal Doppler es variables a lo largo del ciclo cardíaco. Esto hace necesario el realizar el análisis espectral de la señal en intervalos de tiempo relativamente cortos (5 a 10 ms) en los que puede considerarse a la señal como estacionaria, [15,16].

La estimación de la "Power Spectral Density, (PSD)" (Densidad Espectral de Potencia) de una señal Doppler es típicamente obtenida aplicando métodos basados en Transformada de Fourier, sin embargo, diversos trabajos de investigación han conducido a la utilización de métodos alternativos de estimación espectral, tales como los métodos paramétricos [4,5] y métodos basados en distribuciones Tiempo-Frecuencia, [9,13]. Estos métodos ofrecen una mejora significativa en la resolución de frecuencia en comparación con los métodos tradicionales basados en Transformada de Fourier.

Los sistemas ultrasónicos comerciales e inclusive los sistemas creados con fines de investigación, tienen una arquitectura cerrada, por lo tanto, es de particular interés el contar con un sistema ultrasónico abierto que nos permita evaluar nuevos algoritmos enfocados al procesamiento de señales Doppler de ultrasonido. Al momento de calcular la PSD de una señal Doppler de ultrasonido, estos métodos ofrecen diversas características desde un punto de vista comparativo, pero también conllevan una mayor carga computacional debido a la naturaleza inherente de los algoritmos, [28], por lo que la utilización del computo de alto desempeño es una elección óptima para compensar la carga computacional que presenta la complejidad de dichos algoritmos.

Este trabajo se centra en la implementación paralela de algoritmos para la estimación espectral de señales Doppler de ultrasonido aplicados al análisis flujo sanguíneo. Se realiza un análisis del desempeño de diversos algoritmos implementados en una arquitectura de alto desempeño, [29], para lo cual se han instrumentado tres diferentes tipos de algoritmos en un conjunto de procesadores tipo DSP. Por último, se ha creado un sistema de flujometría Doppler, el cual es utilizado como plataforma de evaluación para los diversos algoritmos desde el punto de vista médico, así como desde el punto de vista de investigación ya que cada uno de los distintos algoritmos produce un espectro con características muy particulares de una señal evaluada, lo cual se aprecia claramente en el despliegue del contenido espectral de dicha señal.

1.2 Hipótesis

Primero, las diversas técnicas utilizadas para estimar el espectro de potencia de una señal Doppler de ultrasonido (basados en Transformada de Fourier, basados en métodos paramétricos y basados en Distribuciones Tiempo-Frecuencia) varían en complejidad computacional, sin embargo pueden implementarse en tiempo real utilizando técnicas de procesamiento paralelo. En particular, en este trabajo se han utilizado un conjunto de DSP's (Digital Signal Processor, Procesadores Digitales de Señales) para la implementación de las diferentes técnicas. Segundo, es posible reunir las distintas técnicas de estimación espectral en un sistema que sea capaz de adquirir, procesar y desplegar en tiempo real el espectrograma correspondiente a señales Doppler de ultrasonido que están asociadas al perfil de velocidades para un flujo sanguíneo.

1.3 Objetivos

1.3.1 OBJETIVO GENERAL

Estudiar e implementar un conjunto de algoritmos de estimación espectral utilizando una arquitectura de procesamiento paralelo de alto desempeño enfocado al procesamiento de señales Doppler ultrasónicas con aplicación en flujometría sanguínea.

1.3.2 OBJETIVOS ESPECÍFICOS

- Estudiar e implementar diferentes tipos de algoritmos de estimación espectral en una arquitectura de alto desempeño basada en procesadores digitales de señales.
- Realizar un estudio comparativo de desempeño de los algoritmos de estimación espectral desarrollados en la arquitectura de alto desempeño.
- Aplicar los algoritmos de estimación espectral desarrollados en el procesamiento de señales Doppler ultrasónicas.
- Desarrollar un sistema que permita adquirir, procesar y desplegar en tiempo real el contenido espectral de señales Doppler de ultrasonido para realizar su análisis.
- Aplicar y evaluar el sistema desarrollado en la medición de Flujo sanguíneo.

1.4 Descripción del Trabajo

El presente trabajo consiste en el estudio e implementación de diversos algoritmos en una plataforma de procesamiento paralelo utilizados en la estimación espectral para el procesamiento de señales Doppler de ultrasonido con aplicaciones en la flujometría sanguínea. En el capítulo I se presenta la introducción al trabajo, el objetivo general y los objetivos específicos que se pretenden alcanzar así como las contribuciones que se desprenden del mismo. En el capítulo II se proporciona una descripción del marco de aplicación del presente trabajo, tratando de situar su importancia dentro de una de las líneas de investigación del DISCA. Así, se revisa el marco conceptual que da origen a la

línea de investigación de flujometría Doppler. El análisis de señales Doppler de ultrasonido con aplicación en la obtención de perfiles de velocidad en un flujo

sanguíneo. Se describen los componentes principales de un sistema de flujometría Doppler tales como un diagrama conceptual de un sistema particular, los algoritmos involucrados en el procesamiento de las señales Doppler de ultrasonido y la arquitectura en donde estos se implementan. El capítulo III trata acerca de los algoritmos de estimación espectral utilizados en este trabajo, dando una explicación suficiente acerca de los principios conceptuales de cada uno de ellos.

El capítulo IV trata sobre la implementación de los algoritmos en una plataforma de procesamiento de alto desempeño, junto con los componentes constitutivos de un sistema de flujometría Doppler. Este capítulo termina con la descripción de los resultados de la implementación. En el capítulo V se realiza un análisis de los resultados obtenidos y en el capítulo VI se presentan las conclusiones y el trabajo futuro.

1.5 Contribuciones

Las contribuciones que se han desprendido del presente trabajo se listan a continuación:

Artículos en Revista, [28]

Madeira, M.M.; Bellis, S.J.; Beltran, L.A.; Solano, J.; Garcia Nocetti D.F.; Marnane, W.P.; Tokhi, M.O.; Ruano M.G.
"High Performance Computing for Real Time Spectral Estimation". IFAC Journal Control Engineering Practice, Año 1999, Volumen 7, pags. 679-686.

Artículos en Memorias con arbitraje, [29]

Madeira, M.M.; Aguilar, L.A.; Solano, J.; García Nocetti, D.F.; Tokhi, M.O.; Ruano, M.G.
"High Performance Real-Time Implementation of a Spectral Estimator". 5th. IFAC Workshop on Algorithms and Architectures for Real-Time Control . AARTC'98, Cancún, México, Abril 1998, pags. 215-219.

Agradecimientos en artículos, [36], [26], [37]

García Nocetti, D.F.; Solano González, J.; Rubio Acosta, E.; Moreno Hernández E.
"Parallel Processing in Time-Frequency Distributions for Signal Analysis ", 6th Conference on Biomedical Engineering, BioEng'2001, Faro, Portugal, Junio 2001.

F. García Nocetti .F.; J. Solano González.; E. Rubio Acosta; E. Moreno Hernández
"High Performance Computing of Time Frequency Distribution for Doppler Ultrasound Signal Analysis ", 15th IFAC World Congress on Automatic Control, Barcelona, Spain, July 21 – 26 2002.

F. García, E. Moreno, J. Solano, M. Barragán, A. Sotomayor, M. Fuentes
"Sistema Doppler Bidireccional para Medición de Flujo Sanguíneo basado en una Arquitectura Abierta". Revista Mexicana de Ingeniería Biomédica. Vol. XXIV, Num 2, Septiembre 2003.

II. Generalidades

II. Generalidades

- 2.1 Introducción
- 2.2 Flujo Doppler
 - 2.2.1 Descripción Conceptual
 - 2.2.2 Características de las señales Doppler de ultrasonido
 - 2.2.3 Detección y adquisición
 - 2.2.4 Espectrograma
 - 2.2.5 Estimación espectral
 - 2.2.6 El Problema de la Estimación Espectral y su Aplicación
 - 2.2.7 Enfoques Principales en la Estimación Espectral
- 2.3 Cómputo de Alto Desempeño
 - 2.3.1 El proceso de Paralelización
 - 2.3.2 Métricas de Desempeño
 - 2.3.3 Arquitectura DSP SHARC

2.1 Introducción

Este capítulo describe las bases y motivos del presente trabajo, proporcionando una visión general del mismo, dando los fundamentos para comprender los objetivos que se desean alcanzar y la manera que se ha propuesto para llegar a este fin.

Se inicia planteando el marco de referencia del problema dentro de lo que se conoce como flujo Doppler, realizando una descripción de manera conceptual, continuando con un bosquejo de las características principales de las señales Doppler de ultrasonido así como el proceso que se realiza en la detección y adquisición de las mismas. Posteriormente se presenta el concepto de espectrograma, describiendo su relevancia para el presente trabajo. Enseguida, se plantean los fundamentos principales de la estimación espectral y la manera en que este concepto incide en el desarrollo de los objetivos. Por último, se plantea la relevancia del cómputo de alto desempeño y su incidencia en el planteamiento y desarrollo de este trabajo.

En [1, 2, 3] se puede encontrar un amplio tratado acerca de la estimación de velocidades en el flujo sanguíneo por medio de técnicas de ultrasonido, así como su instrumentación, problemática, y diversas metodologías de análisis de señales Doppler de ultrasonido. En [8] se puede encontrar un excelente enfoque conceptual, práctico y cuantitativo de lo que implica el cómputo paralelo.

2.2 Flujiometría Doppler

2.2.1 DESCRIPCIÓN CONCEPTUAL

El ultrasonido Doppler es una técnica importante no invasiva para la detección y medición de la velocidad de estructuras en movimiento, y particularmente en la sangre. El ultrasonido Doppler fue introducido en medicina en la última mitad de la década de 1950, ha tenido un crecimiento sostenido en importancia y ahora es reconocido como una herramienta indispensable en muchas situaciones, [1][2].

El método de utilizar el principio Doppler en medicina varía ligeramente del método Doppler clásico en el que el "objetivo" no emite radiación por sí mismo, y es necesario el transmitir una señal dentro del cuerpo y observar los cambios de frecuencia (y por consiguiente, en la velocidad) que ocurren cuando esta es reflejada o dispersada por dichos objetivos. Se puede demostrar que bajo ciertas condiciones hay un cambio en la frecuencia ultrasónica (la frecuencia doppler), f_d , dado por, [1]:

$$f_d = f_i - f_r = (2f_i v \cos \theta) / c \quad (2.1)$$

Donde f_i y f_r son las frecuencias de la señal transmitida y recibida respectivamente, v es la velocidad del objetivo, c es la velocidad del sonido en el medio, θ es el ángulo entre el haz ultrasónico y la dirección del movimiento del objetivo. c y f_i son conocidas en cualquier situación, y por tanto la velocidad del objetivo puede ser encontrada de la siguiente expresión:

$$v = K f_d / \cos \theta \quad (2.2)$$

Donde K es una constante conocida y dada por $c/2f_i$. Esta expresión relaciona los cambios en la velocidad con respecto a los cambios de frecuencia. Ya que esta ecuación puede ser usada para monitorear cambios en la velocidad, y si θ puede ser determinado, la velocidad absoluta puede ser calculada.

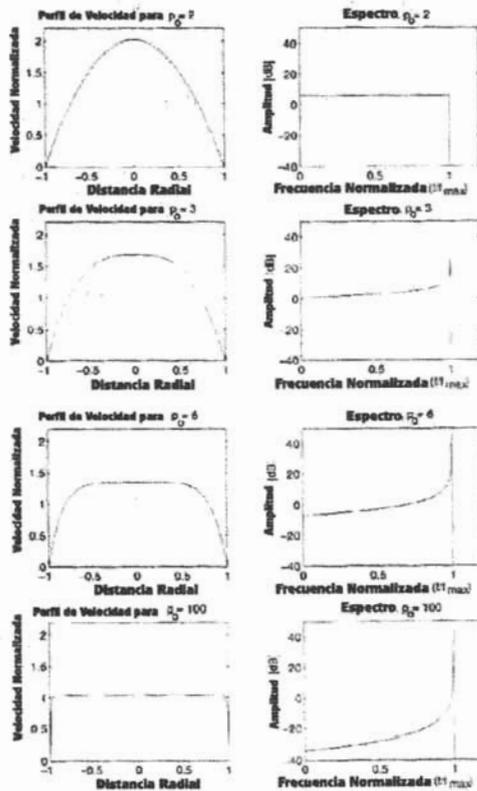
El ultrasonido es una onda de sonido que tiene una frecuencia superior a la del rango audible por el ser humano, que es mayor a 20KHz. En las aplicaciones Doppler en medicina, el rango usual de frecuencias es entre 2MHz y 10MHz (aunque frecuencias más altas son utilizadas para aplicaciones especializadas, [1]). El límite inferior está determinado por consideraciones en la longitud de onda (entre más grande sea la longitud de onda, más pobre será la resolución espacial tanto axial como transversal), y el límite superior debido a los niveles aceptables de potencia (la atenuación se incrementa rápidamente con respecto a un incremento de la frecuencia, de tal forma que solo una pequeña proporción de la potencia de la señal transmitida es devuelta al transductor a altas frecuencias, [2]).

Cuando el ultrasonido es utilizado para averiguar características del flujo sanguíneo dentro de las venas y arterias, existen, obviamente, numerosos objetivos ó componentes que conforman el flujo sanguíneo dentro del campo ultrasónico, todos con diversos rangos de velocidades. Por lo tanto, el cambio en la frecuencia Doppler contiene no una si no muchas frecuencias, esto es, se puede

obtener un espectro de frecuencias cuya forma varía conforme la distribución de las velocidades del flujo dentro de las venas cambia con el tiempo.

El cambio en la frecuencia de la señal Doppler es proporcional a la velocidad del flujo sanguíneo, y bajo condiciones uniformes ideales de muestreo, la potencia en una banda de frecuencia particular del espectro Doppler es proporcional al volumen de sangre moviéndose con una velocidad que produce frecuencias en dicha banda, por lo tanto, el espectro de potencia Doppler debe tener la una forma muy aproximada a la del gráfico para el flujo de la distribución de velocidades, [1].

Una característica que afecta el comportamiento de la dinámica del flujo sanguíneo y por lo tanto el conjunto de velocidades y frecuencias que pueden ser obtenidas a partir de este, es el concepto de perfil de velocidad. En la figura (2.1) se presentan algunos ejemplos de perfiles de flujo y sus correspondientes densidades de potencia.



Diversos perfiles de velocidad y sus espectros correspondientes
Figura 2.1

El perfil del flujo es la forma que adopta cualquier flujo que viaja a lo largo de una sección tubular cerrada, en donde dependiendo de las propiedades de dicho flujo (velocidad, densidad, etc.) este tendrá una forma determinada. En el caso del flujo sanguíneo, su perfil se considera parabólico en una sección aproximadamente recta de no menos de 10 cm a 15 cm, pues su máxima velocidad ocurre en la sección radial más alejada de las paredes de las arterias y venas, esto es, en el centro de las mismas. Diversos estudios reportados en la literatura han probado la relación que existe entre los perfiles del flujo sanguíneo y la densidad de potencia, [2]. Para un flujo parabólico, determinado por el orden de perfil ($p_0 = 2$), obtenemos una distribución rectangular de velocidades y por consiguiente, un espectro plano, ya que existe el mismo número de dispersores para un amplio rango de velocidades. Para un flujo con un perfil plano ($p_0 \rightarrow \infty$) el espectro se aproxima a un espectro "monocromático", lo que significa que el conjunto de diferentes frecuencias es mucho más reducido que en el caso anterior ya que todos los dispersores se están moviendo aproximadamente a la misma velocidad. La siguiente ecuación describe la distribución de velocidades típicas en una vena cilíndrica:

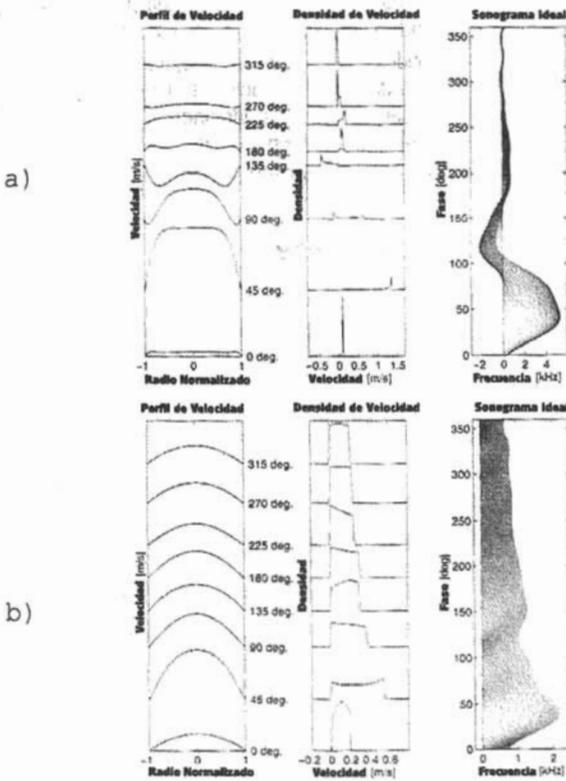
$$v(r) = v_0 \left(1 - \left(\frac{r}{R}\right)^{p_0}\right) \quad (2.3)$$

Donde r denota la distancia radial, R el radio de la vena, y v_0 la máxima velocidad encontrada en el centro de la vena, de esta forma se obtiene el espectro correspondiente a un perfil de velocidad plano, donde mucha de su potencia se encuentra concentrada en un rango de frecuencias relativamente estrecho, mientras que aquel que corresponde a un perfil parabólico es aproximadamente plano. En el caso de un flujo turbulento, las velocidades de los objetivos dentro del campo ultrasónico fluctúan rápidamente con respecto al tiempo y esto causa un ensanchamiento del espectro.

Grandes disturbios hemodinámicos, tales como amplios vórtices, pueden causar espectros aislados irregulares con amplios componentes directos e inversos.

En la figura (2.2), se presentan perfiles comunes para una arteria femoral y una carótida junto con sus distribuciones de velocidad.

Dado que el flujo en el cuerpo es pulsátil y el espectro varía con el tiempo, la pulsatilidad cambia la forma del perfil de velocidad y este no es necesariamente bien descrito por la ecuación anterior como se aprecia en la figura (2.2). La gráfica en la parte izquierda, presenta el perfil de velocidad como una función de la posición radial para diferentes etapas del ciclo cardíaco. La correspondiente distribución de velocidades o la densidad de potencia espectral ideal, se presentan en la ilustración central. Una imagen ideal de tiempo-frecuencia del espectro de densidad de potencia (sonograma) es presentada en la figura en el extremo derecho. Debe notarse que en esta última figura, el eje del tiempo está expresado en grados, tomando como referencia que el ciclo cardíaco se está dividiendo en 360° grados, los cuales corresponden al latido cardíaco de una persona normal cuyo rango se encuentra entre 70 a 80 veces por minuto, por lo que cada grado representa aproximadamente 0.75 segundos.



Perfiles de velocidad comunes para arterias (a) carótida y (b) femoral
 Figura 2.2

2.2.2 CARACTERÍSTICAS DE LA SEÑAL DOPPLER DE ULTRASONIDO

Es generalmente aceptado que las señales Doppler son reconocidas como procesos aleatorios Gaussianos, [17], la cual es una señal con un conjunto de frecuencias limitadas a una banda (a diferencia del ruido blanco gaussiano). Esto se puede observar al notar que las fases aleatorias uniformes de la señal de retorno debido a un gran número de unidades de dispersión no relacionadas, (tales como los eritrocitos y los eritrocitos vecinos) se encuentran aleatoriamente distribuidos en la misma estrecha área de interés. Si consideramos el principio de superposición, se puede obtener la contribución total de todas estas señales.

Las propiedades estadísticas de las señales Doppler tienen implicaciones en la estimación del espectro Doppler y por tanto en la estimación de la distribución de velocidades en el volumen de

muestreo. Acorde al modelo de [17], la señal Doppler dispersa recibida por un transmisor ultrasónico, $x(t)$, la cual es reconocida como de banda limitada, como un proceso aleatorio gaussiano WSS (wide sense stationary, estacionario en el sentido amplio), puede ser representado sobre un intervalo de tiempo estacionario T (en el caso del tipo de señales Doppler de ultrasonido, la señal se considera WSS cuando T es aproximadamente igual a 10ms, considerando los compromisos entre WSS y resolución en frecuencia, [17], dependiendo de la vena o arteria en cuestión) por la suma de sinusoidales cuyas frecuencias discretas $f_i [i = 1, \dots, M]$ son:

$$X(t) = \lim_{M \rightarrow \infty} \sum_{i=0}^M a_i \cos(2\pi f_i t + \xi_i) \quad (2.4)$$

donde

$$f_i = (i - 0.5)\Delta f \quad (2.5)$$

y

$$a_i = \sqrt{2S_i(f_i)\Delta f y_i} \quad (2.6)$$

Donde $S_i(f_i)$ es la función de la densidad de potencia espectral definida sobre el rango de frecuencias $[0, f_{\max}]$ y $\Delta f = f_{\max} / M$. Las ξ_i y las y_i son variables aleatorias independientes debido a la naturaleza aleatoria de las señales, con cada ξ_i distribuida uniformemente sobre el intervalo $[0, 2\pi]$, y cada y_i siendo una variable aleatoria χ^2 (ji cuadrada) con dos grados de libertad. Ya que los coeficientes a_i son raíces cuadradas de χ^2 , estos conforman una distribución de Rayleigh. En el límite cuando $M \rightarrow \infty$, el modelo resulta en una representación exacta de los componentes en fase de un proceso gaussiano de banda limitada. Más recientemente en [17], se ha generalizado el modelo para simular señales no estacionarias variando los coeficientes a_i en la ecuación 2.4 permitiendo que la función de densidad de potencia espectral varíe con el tiempo:

$$a_i(t) = \sqrt{2S(f_i, t)\Delta f y_i} \quad (2.7)$$

Desde un punto de vista físico, $S(f_i, t)$ esta determinado por el perfil de velocidad.

2.2.3 DETECCIÓN Y ADQUISICIÓN

Como primer paso para poder realizar el análisis de las señales Doppler de ultrasonido, es necesario el adquirirlas del medio físico donde estas ocurren. Con el afán de contextualizar este proceso, la figura 2.3 presenta un diagrama a bloques de un sistema Doppler pulsado típico que sirve para este fin. El oscilador maestro opera a una frecuencia constante, controlando el cristal de transmisión de la punta de prueba. La señal ultrasónica de retorno contiene ecos tanto de objetos estacionarios como en movimiento, estos son alimentados al amplificador de radiofrecuencia del cristal receptor. Esta señal amplificada es entonces demodulada y filtrada para producir una señal de audiofrecuencia (usualmente en cuadratura de fase) cuyas frecuencias y amplitudes proveen información acerca del movimiento dentro del haz ultrasónico.

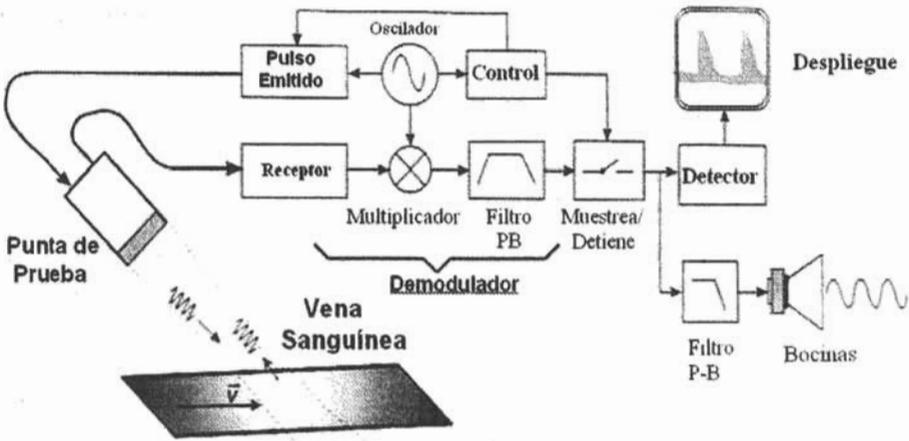


Diagrama de un sistema Doppler pulsado típico
 Figura 2.3

El propósito del proceso de demodulación es el de remover la frecuencia de la señal portadora y proveer una salida consistente de las bandas laterales de la señal Doppler. Actualmente, los sistemas Doppler usan técnicas de demodulación coherentes (por ejemplo, la señal de referencia del demodulador es tomada del oscilador maestro en vez de la señal corrompida que proviene del reflejo de la señal por parte del tejido estático). Los demoduladores coherentes convencionales no proveen información de dirección ya que tanto las bandas superior e inferior de la señal Doppler (correspondiente al flujo en dirección acercándose hacia la punta de prueba y al flujo alejándose de ésta) están corridas hacia la misma región de la banda base, por lo que técnicas alternativas deben ser usadas. (por ejemplo la detección por cuadratura de fase [14]).

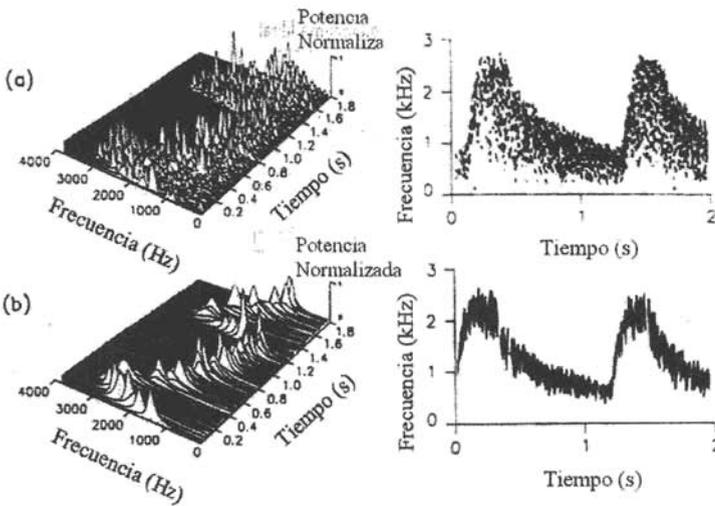
Los sistemas Doppler pulsados (PW, Pulsed Wave, onda pulsada), a diferencia de los sistemas continuos (CW, Continuos Wave, onda continua), son usados para obtener información en un rango específico de profundidad a partir de la cara frontal del transductor. La diferencia principal entre los sistemas CW y los PW es que el transductor es excitado con ráfagas de pulsos en vez de ser continuamente excitado. Las ráfagas de pulsos viajan dentro del cuerpo, donde son reflejadas por las estructuras en movimiento (aquí se origina el cambio Doppler de la señal) a lo largo de la trayectoria del sonido. El proceso es repetido para cada ráfaga de ultrasonido. La información del cambio Doppler es extraída por el proceso de demodulación. Esta señal demodulada contiene la información del rango de fases, por ejemplo, para cada ráfaga de ultrasonido la diferencia en fase entre la señal de referencia (provista por el oscilador maestro) y el eco de la señal es recibida un rango específico. La salida del de modulador es muestreada en un instante específico relativo al pulso transmitido correspondiente. El tiempo de muestreo define la profundidad de interés y es elegida para corresponder al tiempo que le toma al sonido viajar desde el transductor a dicha profundidad y de regreso. El muestreo es realizado por un circuito amplificador "Sample and hold" (Muestrea / Retenedor) el cuál es inicializado después de cada ráfaga de transmisión. La salida del circuito de

muestreo es filtrada para remover la frecuencia de muestreo, y de esta forma obtener la información del cambio de la señal Doppler en el rango de interés.

2.2.4 ESPECTROGRAMA

El contenido espectral de una señal Doppler de ultrasonido, obtenido al hacer incidir un haz ultrasónico sobre el torrente sanguíneo de una arteria de interés, corresponde a la distribución de velocidades del flujo sanguíneo. Esta señal es generada por un campo disperso por numerosas células sanguíneas. Debido a esto, la señal recibida es estocástica y conlleva implícita una varianza, por tanto, solo una estimación del espectro puede ser calculada (esto es, **no** es posible obtener el espectro real). Para obtener un despliegue de dicha distribución tenemos que dividir los datos de entrada en segmentos los cuales tienen una longitud determinada (también conocidos como *ventanas* de datos), a continuación procesamos cada segmento con algún algoritmo de estimación espectral (FFT, Covarianza modificada, etc.) con lo que obtenemos como resultado la distribución de potencias en el dominio de la frecuencia para un segmento particular, también conocida como la PSD (Power Spectral Density, Densidad de potencia espectral). Los valores de potencia de esta distribución son traducidos a una combinación de colores o escala de grises para finalmente desplegarlas en la pantalla de la computadora host. Cada segmento procesado es alineado en el despliegue de forma consecutiva, uno a continuación de otro para de esta manera obtener una representación gráfica de la distribución de velocidades para un flujo sanguíneo particular. A este tipo de despliegue se le conoce como sonograma o espectrograma, [2]. El espectrograma es una representación gráfica de un arreglo de dos dimensiones de potencias estimadas, en donde una dimensión es el tiempo y la otra es la frecuencia, esto es, cada segmento tiene asociado un instante de tiempo determinado, por lo que en el eje de las ordenadas tendremos la escala de tiempo en donde la muestra fue adquirida y procesada, mientras que la altura de cada segmento desplegado corresponde a una frecuencia particular. La potencia en un instante determinado esta dada por el color asignado a cada píxel en especial. Existen dos técnicas básicas para la construcción de un espectrograma, el ensamble de promedios y el filtrado 2D. La idea principal consiste en promediar los estimados de los periodogramas individuales con lo que se puede apreciar que la varianza espectral puede ser reducida ya sea mediante la promediación de las estimaciones espectrales mutuamente adyacentes dentro de un ciclo cardíaco (proveyendo la condición de estacionariedad) o al promediar los espectros tomando la rebanada de tiempo equivalente de un número de ciclos cardíacos. Es claro que el Espectrograma juega un rol primordial en la presentación e interpretación de los datos.

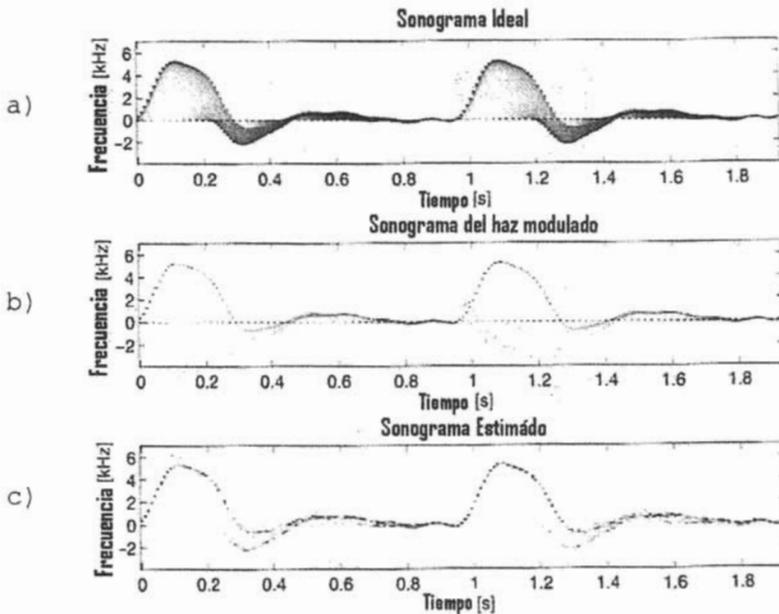
La figura 2.4 presenta el despliegue de un espectrograma para una arteria carótida tanto en 2 dimensiones como una vista en tres dimensiones. La figura 2.4(a) presenta el espectrograma obtenido con el algoritmo de la FFT, mientras que la figura 2.4(b) presenta el espectrograma obtenido con un método auto regresivo (este tema es abordado a mayor detalle en el capítulos 3 y 5).



Espectrograma para una arteria carótida. (a) uso de el algoritmo FFT.
 (b) uso de un algoritmo AR
 Figura 2.4

La intensidad en un punto determinado del monitor indica la amplitud del espectro y es, por consecuencia, proporcional al número de dispersores sanguíneos moviéndose a una velocidad específica. La figura 2.5 presenta un ejemplo del espectrograma de una arteria femoral.

Hay que notar que tanto frecuencias positivas como negativas son desplegadas. Esto es posible porque la dirección de velocidades es preservada debido al uso de la señal en cuadratura. El despliegue revela de forma directa la distribución de velocidades y proporciona al médico entrenado, información valiosa acerca del flujo inverso como una indicación del perfil del flujo.



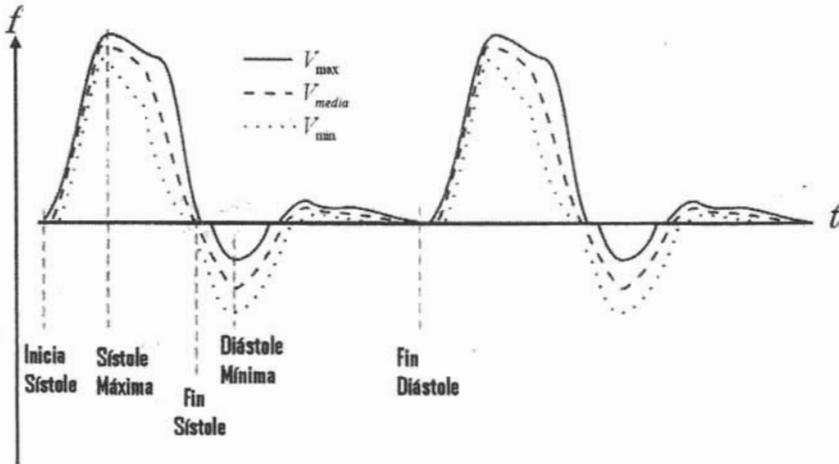
Espectrograma para una arteria femoral. (a) Espectrograma ideal. (b) Solo es irradiada la parte central de la arteria. (c) efectos de la estimación del espectrograma
 Figura 2.5

La gráfica en la figura 2.5(a) presenta el espectrograma "ideal", en donde la arteria completa es igualmente isonificada. La gráfica de la figura 2.5(b) muestra cuando solo la parte central de la arteria contribuye al espectrograma. La gráfica de la figura 2.5(c) presenta los efectos (ensanchamiento del espectro, frecuencias espurias, reducción en la definición de la envolvente, etc.) de la estimación del espectrograma a partir de una señal estocástica.

Se debe resaltar que en los sistemas PW, el espectro experimenta un ensanchamiento debido al limitado tiempo de observación de cada ráfaga emitida, a que la amplitud del espectro se comporta de manera estocástica (por que la señal que lo origina es estocástica debido a las contribuciones de todos los elementos que componen el flujo sanguíneo e incluso otros relacionados como el tejido adiposo, las paredes de venas y arterias, etc.) y además de la distorsión debida a una isonificación parcial de la vena o arteria de interés.

Información cuantitativa acerca de la señal Doppler de flujo sanguíneo puede ser requerida y esta puede ser derivada por el espectrograma a través de varios índices. Estos son calculados a partir de la frecuencia mínima, media y máxima, como se muestra en la figura 2.6, los dos parámetros más usados son la velocidad sistólica máxima (PSV, Peak systolic velocity) y la velocidad diastólica final (EDV, End diastolic velocity). Varias relaciones e índices son calculados a partir de estos parámetros en

diferentes posiciones del cuerpo. Tales índices son usados tanto para encontrar donde ocurren condiciones patológicas así como en la observación del tratamiento y sus consecuentes resultados. Los diferentes índices son a menudo derivados por muchas observaciones de las condiciones hemodinámicas y están relacionados con diferentes anomalías. Una muy buena fuente de información acerca de los diferentes índices y la manera de cómo calcularlos pueden encontrarse en [1].



Parámetros frecuentemente utilizados en la interpretación de un espectrograma
Figura 2.6

2.2.5 ESTIMACIÓN ESPECTRAL

Es sabido de antemano que el análisis en frecuencia de una señal nos proporciona mayor información que la misma señal en el tiempo. Debido a esto, es de interés el poder obtener las componentes de frecuencia de las señales Doppler de ultrasonido, razón de suma importancia para el presente trabajo. Un tratado amplio de este tema y otros relacionados se puede encontrar en [4,5,6,7,9,15,16]

La estimación de la PSD tradicionalmente se ha basado en la transformada de Fourier y la teoría de filtrado. En las últimas décadas ha existido una gran actividad entre la formulación y la comparación de distintas alternativas para la estimación espectral. Este ímpetu ha sido la promesa de la obtención de una mayor resolución. Muchos de estos métodos "modernos" tienen sus raíces en campos bien establecidos como el análisis de las series de tiempo y la teoría de aproximación. Cuando son comparados con el enfoque clásico de la transformada discreta de Fourier (DFT, Discrete Fourier Transform) o la transformada rápida de Fourier (FFT, Fast Fourier Transform), los métodos más modernos ofrecen el potencial para lograr mejoras significativas en la estimación de la PSD de las

señales Doppler de ultrasonido. Tales mejoras, por ejemplo, pueden ayudar en la detección de pequeños disturbios en el flujo al mejorar la sensibilidad en el diagnóstico de enfermedades arteriales. Específicamente, la reducción de la variancia y "bias" (distorsión, ver glosario) puede ser lograda y esto puede permitir la detección de disturbios en los flujos con una mayor sensibilidad. La mayoría de los métodos asumen que las señales a procesar son estacionarias. Para propósitos del presente trabajo y basándose en la literatura [15],[17], se sabe que las señales Doppler son no estacionarias, así que se asume la elección de una ventana de tiempo suficientemente corta sobre la cual la señal puede considerarse estacionaria. Un período de aproximadamente 10ms es generalmente aceptado gracias a los trabajos experimentales, [15][1].

2.2.6 EL PROBLEMA DE LA ESTIMACIÓN ESPECTRAL Y SU APLICACIÓN

Para poder realizar una estimación adecuada de la distribución de velocidades en el flujo sanguíneo, debemos tomara en cuenta ciertos aspectos de lo que representa una estimación para una problemática dada. El problema general de la estimación espectral es la determinación del contenido espectral de un proceso aleatorio basado en un conjunto finito de observaciones tomadas de dicho proceso. La PSD, describe la distribución de potencia con la frecuencia del proceso aleatorio. Físicamente podemos determinar dicha distribución al filtrar el proceso que origina la señal con un filtro paso banda cuya frecuencia es centrada en $f = f_0$ y que tiene un ancho de banda lo suficientemente estrecho, y entonces puede medirse la potencia de la señal a la salida. La potencia es entonces dividida por el ancho de banda del filtro. Este procedimiento puede repetirse para todas las frecuencias centradas entre $-\frac{1}{2} \leq f_0 \leq \frac{1}{2}$. Este método no obstante presupone que el proceso aleatorio observado tendrá la suficiente duración para permitir la transición hasta el decaimiento del filtro. Entre más estrecho sea el ancho de banda del filtro, el periodo de observación debe ser mayor.

Los métodos de Fourier para estimación espectral implícitamente utilizan este enfoque. Ya que la PSD depende de un número infinito de valores para las funciones de autocorrelación (Auto Correlation Function, ACF), la determinación de la PSD es en general una tarea imposible. Un objetivo más razonable es el obtener un buen estimado de la PSD. Basado en las N observaciones contiguas $\{x[0], x[1], \dots, x[N-1]\}$ de una sola realización de un proceso aleatorio tipo WSS (Wide Sense Stationary).

La razón para la restricción de las observaciones a un solo intervalo de N datos es prácticamente una: Muchos procesos aleatorios generados por mecanismos físicos no pueden caracterizarse como WSS. Por lo que la PSD no puede definirse a partir de la ACF (definida como: $E(x^*[n]x[n+k])$) ya que esta depende no solo de los k retrasos entre muestras, si no también de los valores de n . [4] En muchos casos la no estacionariedad no es tan severa, así que el proceso puede considerarse como *localmente* WSS. Los procesos localmente WSS son aquellos cuyas variaciones de su ACF es mínima con respecto a n cuando es pequeña sobre la duración del intervalo de observación. Un ejemplo ocurre con las señales de voz, donde el sonido de la voz o fenómeno es WSS entre los 20 y los 80ms, dependiendo del fenómeno particular. Otros ejemplos ocurren en las señales de radar, sonar y por supuesto, en las señales Doppler de ultrasonido (cuyo rango de frecuencias para que se considere estacionaria es de 10 a 30ms, dependiendo de la arteria particular), en las cuales el proceso de recepción usualmente consiste de una señal embebida dentro de ruido de fondo. Debido al efecto Doppler, la señal radiada por el objetivo cambiara su frecuencia central conforme el objetivo cambie su posición. Además, las características del medio pueden cambiar con el tiempo, causando una no estacionariedad adicional. Por lo que se debe restringir el análisis de la ventana de datos a

que sea relativamente pequeña para evitar los problemas de distorsión que son inherentes en la estimación de una PSD que varía con el tiempo.

El uso de una ventana de datos pequeña también presenta ciertos problemas ya que cualquier estimación basada en un conjunto limitado de datos, exhibirá una variabilidad bastante amplia debido a la carencia de promediación (averaging). La elección del tamaño de ventana dependerá de la frecuencia de muestreo de la señal y de la resolución en el tiempo deseada, que a su vez depende de la distribución de velocidades que ocurran en una arteria particular.

Entre otros parámetros para la utilización de los algoritmos de procesamiento, se debe tener un interés particular en la elección del tamaño de la ventana de datos, ya que esto influirá de manera directa en los resultados a obtener. Una selección adecuada del tamaño de la ventana requiere que consideremos tanto el objeto de estudio, en este caso la arteria o vena de interés, así como los resultados de los estudios clínicos realizado por otros grupos de investigación, [16].

2.2.7 ENFOQUES PRINCIPALES EN LA ESTIMACIÓN ESPECTRAL

Habiendo descrito algunos de los inconvenientes al realizar una estimación del espectro de una señal Doppler, es necesario puntualizado algunas alternativas para su solución.

Ya que la estimación espectral es una función de un número infinito de valores de ACF, la tarea de estimar la PSD basada en un conjunto finito de datos es imposible. A lo mas se podrá solamente esperar a estimar un subconjunto de los valores de ACF. Los métodos de estimación espectral basados en Fourier estiman solo los valores más significativos, los cuales se asume que van desde $k = 0$ a $k = M$. El estimador espectral resultante puede ser severamente sesgado si el proceso exhibe una fuerte correlación para $k > M$.

Existen alternativas para disminuir el problema de la estimación espectral a uno que es más manejable, de donde varios modelos para la obtención de la PSD pueden ser asumidos. Un ejemplo de estos son los de la clase de modelos de series de tiempo, los cuales son una serie de funciones racionales. Los modelos son parametrizados por un conjunto finito (y esperamos pequeño) de variables. La incorporación de un modelo permite remplazar el problema de la estimación espectral por el problema de la estimación de parámetros. Es crítico, sin embargo, que dicho modelo sea lo más preciso posible a la representación del proceso aleatorio, al menos en cuanto a lo que se refiere a la PSD. Modelos poco precisos, producen sesgo sistemático en el estimador espectral, lo cual siempre estará presente, aun para grandes registros de datos.

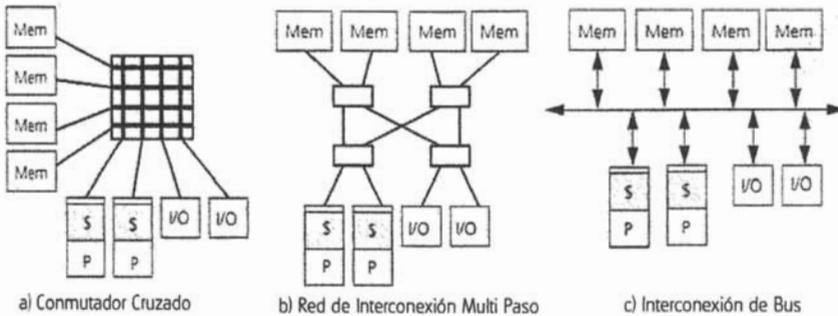
2.3 Cómputo de Alto Desempeño

La arquitectura de computadoras, la tecnología y las aplicaciones han evolucionado de una manera conjunta y cuentan con una gran interacción. La arquitectura de computadoras paralelas no es la excepción. Una nueva dimensión es adicionada al espacio de diseño –el número de procesadores– y este es íntimamente dirigido por la demanda de un mejor desempeño a un costo aceptable. Sin importar cual sea el desempeño de un solo procesador en un momento dado, un mayor desempeño puede ser alcanzado al utilizar más procesadores. Cuanto más desempeño es ganado y a que costo depende de ciertos factores como lo pueden ser las propias métricas de desempeño adoptadas, la arquitectura de cómputo subyacente, el tipo de comunicación elegida entre los elementos de procesamiento (PE, processing elements), etc. [8].

Un artículo muy importante publicado a principios de los años 70's [27] desarrolla una taxonomía de las computadoras conocida como "Taxonomía de Flynn", la cual caracteriza el diseño en términos del número de diferentes instrucciones utilizadas en un cierto momento y por el número de elementos de datos que estas operan. Las computadoras convencionales se conocen como "Single Instruction-Single Data Set (SISD), Una Única Instrucción Un Único Dato", y las computadora paralelas construidas a partir de procesadores convencionales se conocen como "Múltiple Instruction Múltiple Data (MIMD), Múltiples Instrucciones Múltiples Datos". La alternativa revolucionaria fue "Single instruction Multiple Data (SIMD), Una sola Instrucción Múltiples Datos". En las máquinas SIMD, el modelo de programación paralela fue implementado directamente en el hardware. Comúnmente, la unidad de control envía cada instrucción a un arreglo de PE, los cuales están conectados para formar una malla regular. Se ha observado que muchos problemas importantes de cómputo científico involucran cálculos uniformes en cada elemento del arreglo matricial, a menudo involucrando PE vecinos del mismo renglón o la misma columna. El modelo SIMD es de interés pues este ha evolucionado al modelo "Single Program Múltiple Data" (SPMD) que ha sido el elegido para el presente trabajo, en el cual todos los procesadores ejecutan copias del mismo programa y tienen una gran convergencia con formas de problemas más estructurados de memoria compartida y programación a través de paso de mensajes.

Dentro de las arquitecturas paralelas existe otro tipo de clasificación que no necesariamente es ajena a la clasificación de Flynn, pero que puede manejarse de una forma independiente. Esta clasificación se basa en como los PE utilizan la memoria para comunicar información y en como esta se encuentra distribuida de acuerdo a cada uno de los PE. Es el caso del esquema de *memoria distribuida* (distributed memory), en donde cada PE contiene un área de memoria, digase propia de dicho PE, y la cual solo se puede acceder por cualquier otro de los PE en el sistema a través de una solicitud explícita al PE en cuestión. A este esquema se amolda perfectamente la filosofía de comunicación de *paso de mensajes* (message passing), la cual consiste en el intercambio de información a través de solicitudes explícitas entre PE las cuales están implementadas con base en el hardware subyacente. Otro esquema popular es el de *memoria compartida* (shared memory), en el cual un banco de memoria común se encuentra a disposición de todos los elementos de proceso y cualquiera de ellos puede modificar cualquier localidad de memoria que desee. A diferencia del esquema de memoria distribuida en donde las solicitudes explícitas de acceso a la memoria otorgan una exclusividad temporal de la localidad de memoria deseada, en el esquema de memoria compartida dicho acceso exclusivo deberá ser implementado explícitamente ya sea en software mediante llamadas que aseguren la exclusión mutua del recurso o bien mediante una petición en donde intervenga el hardware y garantice el acceso único a ese recurso (por ejemplo una petición de acceso exclusivo al bus de datos por un PE único). Existe un esquema híbrido de los dos anteriores

en donde cada PE posee su propia memoria y además existe un banco de memoria común a todos los elementos de proceso. Este último esquema intenta aprovechar las fortalezas de los dos primeros pero por supuesto el costo / beneficio se incrementa. Cabe mencionar que el sistema DSP-SHARC de Trasstech, citado posteriormente en este mismo capítulo y el cual es utilizado en el presente trabajo, cuenta con dicha arquitectura híbrida. La siguiente figura 2.7 muestra de forma esquemática un bosquejo de los métodos de interconexión utilizados en los esquemas paralelos de memoria compartida, distribuida e híbrida. El sistema DSP-SHARC de Transtech utiliza una topología tipo interconexión de bus (fig. 2.7c) donde adicionalmente los procesadores están interconectados entre sí a través de 6 links de comunicación (esto se puede apreciar mejor en la figura 2.9 o en la figura 4.7). Además, los procesadores SHARC tienen en el mismo núcleo del procesador, una memoria de 4Mbits, como también se muestra en la fig. 2.7c.



Diferentes esquemas de interconexión para arquitecturas paralelas. I/O (Entrada/Salida), Mem (Banco de Memoria, P (PE), S (Memoria Interna del Procesador, puede ser una memoria cache))

Figura 2.7

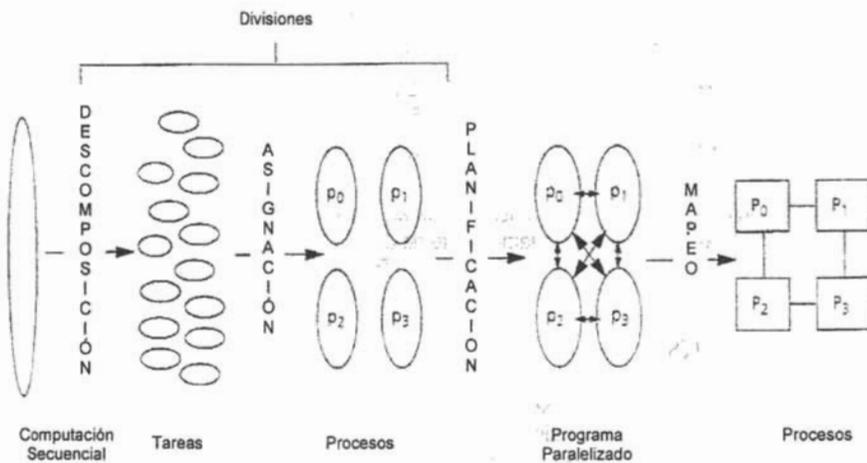
2.3.1 EL PROCESO DE LA PARALELIZACIÓN

Debido a que uno de los objetivos del presente trabajo es el de poder adquirir, procesar y desplegar señales Doppler de ultrasonido en tiempo real y ya que los algoritmos que fueron propuestos para el procesamiento generan una carga computacional considerable, se decidió la utilización de una plataforma de computo paralelo la cual se describe en la sección 2.3.3.

Para entender los pasos en la creación de una aplicación paralela, primero se definirán tres conceptos importantes: *Tareas*, *procesos* y *procesadores*. Una *Tarea* es una pieza de trabajo a realizar definida arbitrariamente por el programa / programador. Esta es la unidad más pequeña de concurrencia que un programa paralelo puede explotar; esto es, una tarea individual es ejecutada por un solo procesador, y la concurrencia entre procesadores es explotada solo a través de las tareas. Un *Proceso* (referido en algunos casos como un *Thread* si contiene solo un hilo de ejecución) es una entidad abstracta que ejecuta una tarea específica (en el argot de los sistemas operativos, un *proceso* es un espacio de direcciones en el cual uno o más threads, en el caso de un proceso *multithread*, comparten el mismo espacio de direcciones, [38],[8]). Un programa paralelo esta compuesto de

múltiples procesos cooperativos, cada uno de los cuales realiza un subconjunto de tareas para resolver un problema determinado. Las tareas son asignadas a los procesos por medio de algún mecanismo predefinido, el cual dependerá de la aplicación en sí y de cómo se haya decidido dividir para paralelizarla. Se debe mencionar que también influye la forma en como se comunicaran las distintas tareas. Finalmente, los procesos que serán ejecutados deberán asignarse a los procesadores físicos.

Es importante el entender la diferencia entre procesos y procesadores desde la perspectiva de la paralelización. Mientras que los procesadores son recursos físicos, los procesos proveen un camino conveniente de abstracción: inicialmente se escriben programas paralelos en términos de procesos no de procesadores físicos; Se mapea cada proceso a los procesadores en un paso subsecuente. El número de procesos no tiene que ser el mismo que el número de procesadores físicos disponibles para el programa en una ejecución dada. Si existen más procesos que procesadores, estos serán multiplexados entre los distintos procesadores físicos disponibles; si existen menos procesos que procesadores físicos, algunos de estos permanecerán inactivos, [8]. La figura 2.8 ilustra el proceso de paralelización.



Proceso de paralelización de una aplicación
Figura 2.8

El trabajo de crear una aplicación paralela a partir de una aplicación secuencial, consiste de los siguientes cuatro pasos:

1. *Descomposición* de los cálculos en tareas
2. *Asignación* de tareas a procesos
3. *Orquestación* del acceso a los datos, comunicación y sincronización entre tareas
4. *Mapeo* o enlace de procesos a procesadores

En conjunto, a la descomposición y a la asignación se les conoce como partición, ya que estas dividen el trabajo realizado por el sistema entre los procesos cooperativos.

2.3.2 MÉTRICAS DE DESEMPEÑO

Un algoritmo paralelo es un algoritmo que ejecuta un programa que involucra la ejecución de dos o más procesos en dos o más procesadores de manera simultánea.

Dos medidas importantes en la calidad de un algoritmo paralelo son el “*speedup*” (S_p , **Incremento en el desempeño**) y la **eficiencia** (E_f).

Si T_s es el tiempo que toma el algoritmo serial más rápido en un procesador y si T_p es el tiempo que toma el algoritmo paralelizado en N procesadores, entonces el speedup está dado por [8]:

$$S_p = T_s / T_p \quad (2.8)$$

y la eficiencia del algoritmo paralelizado se expresa como:

$$E_f = S_p / N \quad (2.9)$$

Existen ciertos factores que limitan el speedup, tales como:

- 1) *Sobrecarga del software*: Aun con un algoritmo equivalente, la sobrecarga en el software ocurre en la implementación concurrente debido al posible cálculo de índices que en la implementación serial no serían requeridos pero cuando los datos son divididos en múltiples procesadores entonces deberán tomarse en consideración. Por lo regular existe una mayor cantidad de líneas de código en la implementación paralela de un programa en comparación con su implementación secuencial.
- 2) *Balanceo de cargas*: El S_p está limitado por la rapidez del procesador más lento. Así que una consideración importante es asegurarse que cada nodo ejecute la misma cantidad de trabajo. Si esto se cumple, podemos afirmar que el sistema está balanceado.
- 3) *Sobrecarga en la Comunicación*: Si asumimos que la comunicación entre nodos y el cálculo que cada uno realiza no se “*traslapan*”, entonces cualquier tiempo invertido comunicando los datos entre los procesadores directamente, degradan el speedup debido a que los nodos

involucrados no esta calculando. Debido a esto, uno de los objetivos del diseño de algoritmos paralelos es hacer que la *granularidad* (cantidad de trabajo efectivo relativo realizado entre el proceso de sincronización - comunicación) tan grande como sea posible, siempre tratando de mantener los procesadores trabajando.

Si la granularidad aumenta, el efecto del proceso de comunicación con respecto al S_p se reduce.

Otro concepto que esta íntimamente relacionado con el S_p es el conocido como "Ley de Amdahls", [8], [39], la cual enuncia que el speedup de un algoritmo paralelo esta efectivamente limitado por el número de operaciones que deben ser realizadas secuencialmente, a lo cual se le conoce como *Fracción serial*. Tomando esto en cuenta, podemos expresar el S_p de otra forma:

$$\text{Si } T_s = S + P \quad \text{y} \quad T_p = S + \frac{P}{N} \quad (2.10)$$

Donde N es el número de procesadores, S es la cantidad de tiempo empleado por un procesador en una sección serial del programa, P es el tiempo empleado por un procesador en una sección del programa que puede ser paralelizada. Por lo que el S_p (speedup) puede ser expresado como:

$$S_p = \frac{S + P}{\left(S + \frac{P}{N}\right)} \quad (2.11)$$

y la fracción serial esta dada por:

$$F = S / T_s \Rightarrow P = (1 - F)T_s \quad (2.12)$$

Por los que la ley de Amdahls dice que la fracción serie F , impone severas restricciones al S_p conforme el número de procesadores se va incrementando, [40]. Debido a que la mayoría de los programas paralelos contienen cierta cantidad de código secuencial, la conclusión que podemos enunciar tomando en cuenta la ley de Amdahls es que, ningún sistema paralelo con un gran número de procesadores puede ser construido a un costo efectivo debido a que un S_p suficiente nunca podrá ser producido.

Habiendo revisado algunas cuestiones acerca de las métricas de desempeño, mencionaremos brevemente la plataforma de computo paralelo en donde los algoritmos fueron implementados.

2.3.3 ARQUITECTURA DSP_SHARC

Dependiendo de las características y necesidades de una aplicación o de un cierto algoritmo, tales como su desempeño, un tiempo de respuesta específico y su complejidad computacional, se requiere de la utilización del cómputo paralelo. Debido a que las computadoras uniprosesor no siempre proveen el desempeño demandado por dichas aplicaciones, el cómputo paralelo es una de las mejores opciones y en ocasiones la única. Para el presente trabajo se ha utilizado para la implementación de los algoritmos, una arquitectura ASP-15 de Transtech [10], la cual cuenta con cuatro procesadores de señales digitales tipo ADSP-2106x. En figura 2.9 se muestra un diagrama a bloques de la arquitectura ASP-15, utilizada para la implementación de los algoritmos.

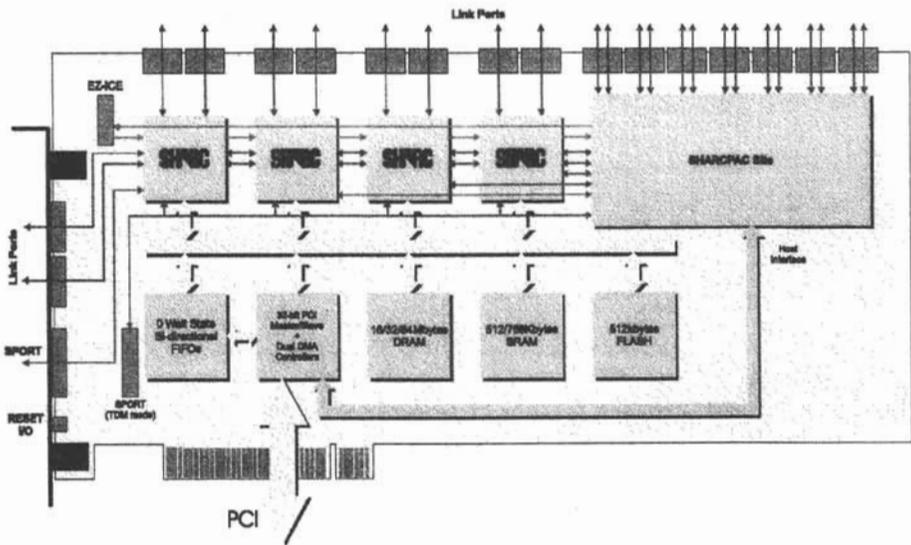


Diagrama de una tarjeta ASP-15, Transtech Corporation
 Figura 2.9

Como ya se mencionó, uno de los objetivos de este trabajo es el estudio e implementación de distintos algoritmos de estimación espectral en tiempo real, orientado al análisis de señales Doppler de ultrasonido utilizadas para la medición de velocidades de flujo sanguíneo, por lo que para poder alcanzar dicho objetivo se ha decidido utilizar la plataforma de procesamiento paralelo ASP-15.

Los elementos de proceso de la tarjeta ASP-15 son los procesadores SHARC-DSP ADSP-2106x, los cuales cuentan con las siguientes características:

- SHARC (Super Harvard Architecture), DSP de 32bits
- Dos generadores de direcciones independientes
- Manejo de datos de punto flotante de 32 o 48 bits
- Memoria de doble puerto inter construida en el DSP
- Soporte inter construido para dispositivos de E/S por un bus dedicado
- Memoria cache de instrucciones de 32 words
- Unidad de Ejecución Entera y de punto flotante
- Ejecución de cada instrucción en un solo ciclo de reloj
- 4 buses independientes para datos, instrucciones y dispositivos de E/S
- Un crossbar switch para realizar conexiones de memoria
- Controlador de DMA inter construido
- Memoria SRAM de 4Mbits inter construida en el DSP
- 6 "Link ports" para comunicación con otros ADSP-21062, dispositivos de E/S y módulos compatibles con la especificación SHARCPAC. El máximo desempeño de transferencia es de 240 MB/s.
- ALU (Arithmetic Logic Unit)

En la figura 2.10 presenta un diagrama de la arquitectura interna de un procesador SHARC 21062 y los buses internos que sirven de interconexión entre las diferentes unidades funcionales[30].

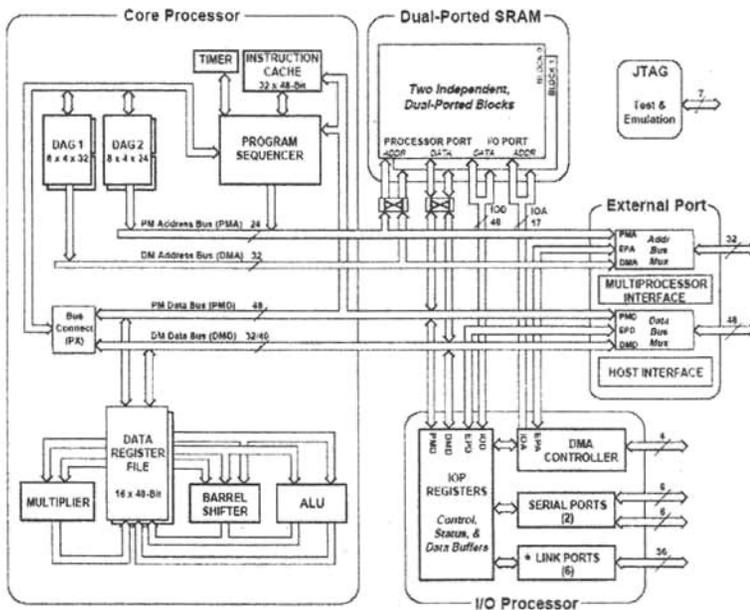


Diagrama esquemático que muestra los componentes internos para un ADSP-21062
 Figura 4.3

Cada procesador tiene ínter construido cuatro canales de comunicación independientes y asíncronos cuya capacidad de transmisión en conjunto oscila alrededor de 40MB/sec. La arquitectura PCI (Peripheral Component Interconextion, Interconexión de Dispositivos Periféricos) de la tarjeta ASP-15, permite la transferencia teórica de hasta 132 MB/sec entre la tarjeta ASP-15 y la computadora Host. Los procesadores SHARC tienen ínter construidos circuitos especializados para la optimización de ciertas estructuras de datos tales como ciclos, pilas y buffers circulares, además de dos conjuntos de registros de propósito general. Pero la característica más relevante de los procesadores SHARC es su arquitectura Harvard, la cual permite el acceso a dos diferentes bancos de memoria en un solo ciclo de reloj. Los 4 procesadores están conectados de fabrica en una "topología" tipo "Pipe Line" (uno a continuación de otro).

Con el propósito de realizar una comparación cualitativa entre el procesador SHARC y otro procesador de su mismo sector de mercado, como lo es el TMS320C40 de Texas Instrument Inc., presentamos a continuación algunas de sus características principales.

TMS320C40 :

- Arquitectura de 32 Bits
- 6 links de comunicación con un desempeño máximo de hasta 120MB/s
- Controlador de DMA ínter construido
- Unidad de Ejecución Entera y de punto flotante
- Ejecución de cada instrucción en un solo ciclo de reloj
- Manejo de datos de punto flotante de 40 bits
- 512 Bytes de cache de Instrucciones
- 8KB de cache de datos
- Dos buses externos idénticos para datos y direcciones

A diferencia del TMS320C40, el procesador SHARC tiene un modulo de memoria interconstruido de 4Mbits. El desempeño de los links de comunicación en conjunto es de un 100% mayor en el procesador SHARC. Además, el procesador SHARC puede acceder a dos bancos de memoria en un mismo ciclo de reloj (Super Harvard Architecture).

En el siguiente capítulo se realizara una revisión general de los algoritmos utilizados en el presente trabajo.

III. Algoritmos de Estimación Espectral

III. Algoritmos de Estimación Espectral

- 3.1 Introducción
- 3.2 Basado en Transformada de Fourier (STFT)
 - 3.2.1 Transformada de Fourier de Tiempo Corto
 - 3.2.2 Superposición de Secuencias de Datos
 - 3.2.3 Consideraciones finales acerca del Método de Transformada de Fourier
- 3.3 Basado en Técnicas Auto Regresivas (AR)
 - 3.3.1 Covarianza Modificada
- 3.4 Distribución Tiempo - Frecuencia
 - 3.4.1 Wigner - Ville

3.1 Introducción

La señal Doppler de ultrasonido que resulta del proceso de demodulación contiene una gran cantidad de información acerca del flujo sanguíneo que pasa justo encima del volumen del medidor Doppler. La mejor manera de obtener esta información es realizando un análisis espectral completo presentando los resultados en la forma de un espectrograma para su posterior interpretación. Mientras que un despliegue como este puede ser de gran valor en la evaluación de la calidad de la señal y en la realización de diagnósticos certeros con respecto a algún padecimiento, este contiene una amplia gama de información de tal manera que alguna reducción de sus características debe ser hecha. Es usual el extraer algún tipo de envolvente de la señal a partir del espectro Doppler ya sea utilizando un procesamiento analógico en la señal "cruda" recibida o utilizando métodos digitales para procesar los datos (como podría ser la Transformada Discreta de Fourier, DFT(Discrete Fourier Transform)). La densidad espectral de potencia de la señal Doppler es influenciado por una gran cantidad de factores que no están relacionados con la distribución de velocidades de la vena sanguínea sujeta de estudio, y lo mismo ocurre con las envolventes derivadas del espectro de la señal Doppler.

La estimación de la densidad de potencia espectral de una señal Doppler es típicamente obtenida aplicando métodos basados en Transformada de Fourier, sin embargo, diversos trabajos de investigación han conducido a la utilización de métodos alternativos de estimación espectral, tales como los métodos paramétricos[4][5] y métodos basados en distribuciones Tiempo-Frecuencia[9][13]. Estos métodos ofrecen una mejora significativa en la resolución de frecuencia en comparación con los métodos tradicionales basados en Transformada de Fourier, [4][20][21][19]. La figura 3.1 muestra un diagrama de los diferentes métodos de estimación espectral.

Algunos de los métodos presentados en la figura 3.1 han sido utilizados en el presente trabajo para el análisis espectral de las señales Doppler de ultrasonido. En especial, se han tomado tres distintos métodos basados en conceptos básicamente distintos. Dichos métodos se presentan a continuación:

- Método basado en la transformada de Fourier, Short Time Fourier Transform, STFT (Transformada de Fourier de Tiempo Corto)
- Método autoregresivo (AR), covarianza modificada
- Método tiempo frecuencia, distribución de Wigner - Ville

Dichos métodos se han empleado en algunos de los trabajos realizados en el DISCA.

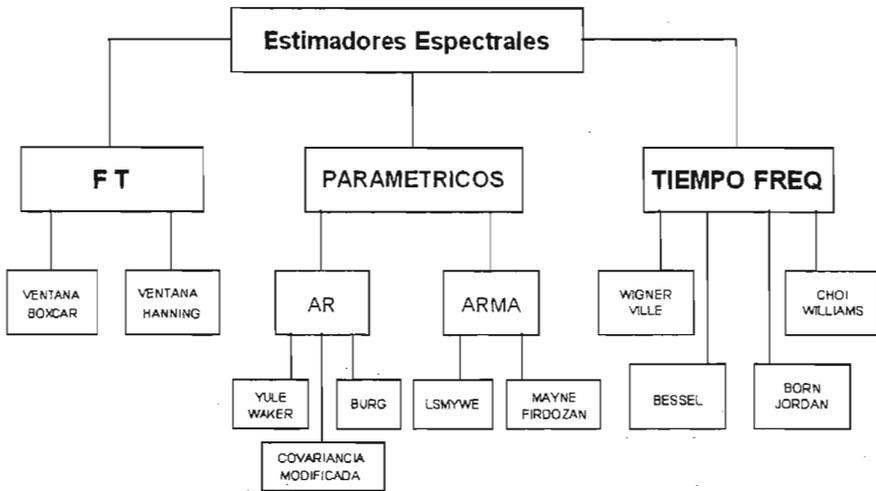


Diagrama de diferentes métodos de estimación espectral
Figura 3.1

El método de STFT, es un ejemplo de un algoritmo clásico muy utilizado en la estimación de la PSD de diversas señales, mientras que el método de covarianza modificada es un método de estimación estadístico del tipo conocido como AR (Auto Regressive), o "All Pole", del cual se puede obtener una mejor resolución de la PSD, en comparación con la STFT. Los métodos basados en distribuciones Tiempo - Frecuencia, ofrecen también una alternativa para proveer una mejor resolución en comparación con la STFT. La desventaja de estos últimos métodos es que conllevan una complejidad computacional de mayor orden al la STFT. Es motivo de este trabajo el experimentar con diferentes técnicas de procesamiento paralelo el desempeño de los diferentes algoritmos ya mencionados, obtener un análisis en tiempo real de una señal particular utilizando alguno de estos métodos y sentar las bases para la evaluación de cuales serian las mejores alternativas para su utilización en el análisis de señales Doppler de ultrasonido.

Con el incremento constante del poder computacional de las computadoras digitales, los métodos que alguna vez eran prácticamente imposibles de implementar en tiempo real, en la actualidad dicha implementación es factible y pueden ser utilizados con fines prácticos y a un costo razonable. Esto nos permite construir una plataforma de desarrollo en donde se pueden incorporar métodos poco convencionales a los utilizados en la practica.

Otro enfoque que se ha decidido abordar en el presente trabajo es lograr la obtención de la PSD con el uso de distribuciones tiempo - frecuencia. Para poder tener una información más descriptiva de una señal, sería conveniente representar su contenido espectral mientras seguimos conservando como un parámetro descriptivo al tiempo. Esa es precisamente la meta del análisis tiempo-frecuencia.

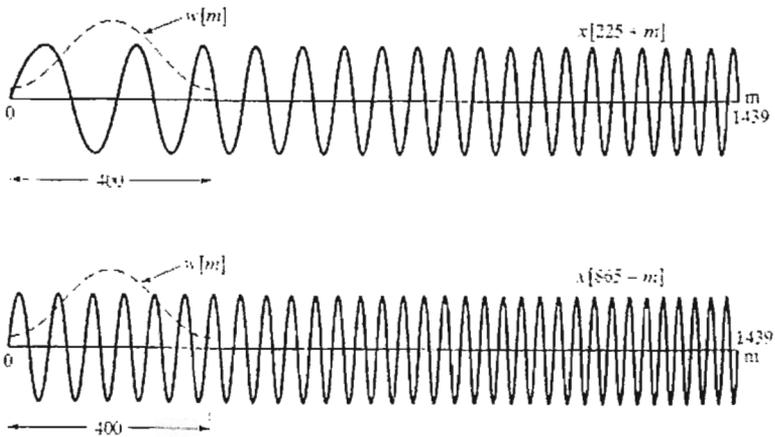
Uno de estos métodos es la distribución de Wigner Ville [9][13], el cual es fundamental para representar la distribución de energía de la señal en el dominio del tiempo y la frecuencia en donde las señales pueden no ser estacionarias, lo cual es el caso para las señales Doppler de ultrasonido que se consideran WSS.

Las propiedades de las distribuciones tiempo-frecuencia son superiores con respecto a los otros métodos al momento de obtener la distribución de energía o espectro, [9].

En las secciones posteriores, revisaremos de forma breve las tres clases de métodos elegidos en el desarrollo de este trabajo.

3.2 Basado en Transformada de Fourier (STFT)

La DFT puede ser empleada para realizar el análisis espectral de una señal de longitud finita compuesta de componentes sinusoidales siempre y cuando la frecuencia, amplitud y fase de cada componente sinusoidal sea invariante con el tiempo e independiente de la longitud de la señal, [34]. Existen situaciones prácticas en donde la señal a ser analizada es por el contrario no estacionaria, por lo que sus parámetros varían con el tiempo como en el caso de la señal $x[n] = A \cos(\omega_0 n^2)$. En la figura 3.1 se presenta una gráfica de esta señal cuya frecuencia angular es de $\omega_0 = 2\pi * 7.5 \times 10^{-6}$.



Dos segmentos de una señal "chirp" $x[n] = A \cos(\omega_0 n^2)$ con una ventana superpuesta. $X[n, \lambda]$. Para una $n = 225$, la DFT corresponde a la gráfica superior multiplicada por una ventana, mientras que la gráfica inferior corresponde a una $n = 865$. El tamaño de ventana $w[m]$ representa 400 unidades de tiempo.

Figura 3.1

Debemos notar que a partir de la ecuación $x[n] = A \cos(\omega_0 n^2)$, la frecuencia instantánea de la señal está dada por $2\omega_0 n$, la cual no es una constante pero se incrementa linealmente con el tiempo. Las señales del habla, el radar, el sonar y el ultrasonido Doppler, la señal que nos interesa particularmente en este trabajo, son ejemplos de señales no estacionarias. La descripción de tales señales en el dominio de la frecuencia utilizando la DFT de la señal completa proveerá resultados erróneos. Para poder considerar la naturaleza de tiempo variable de los parámetros de la señal, un enfoque alternativo consiste en segmentar la secuencia correspondiente a la señal en subsecuencias de segmentos de datos cortos, con cada subsegmento centrada a intervalos uniformes de tiempo y siendo su DFT calculada de forma separada. Como resultado obtendremos la descripción en el dominio de la frecuencia de la secuencia larga dividida en segmentos cortos de DFT.

Para representar una señal no estacionaria $x[n]$ en términos de un conjunto de subsiguientes segmentos cortos, debemos multiplicar esta por una ventana $w[m]$ que es estacionaria con respecto al tiempo y “mover” la señal a través de la ventana.

3.2.1 Transformada de Fourier de Tiempo Corto

La STFT, [11,34], también conocida como Transformada de Fourier de Tiempo Corto, de una secuencia $x[n]$ está definida como:

$$X[n, \lambda] = \sum_{m=-\infty}^{\infty} x[n+m]w[m]e^{-j\lambda m} \quad (3.1)$$

donde n es la longitud de la ventana, m es el índice de desplazamiento y $w[m]$ es una ventana cuya secuencia ha sido elegida con el propósito de extraer una porción finita de la secuencia de entrada $x[n]$ de tal forma que las características espectrales de la sección extraída sea aproximadamente estacionaria sobre la duración de la ventana. Entre más rápido varíen las características de la señal, más corta deberá ser la ventana. Entre más corta sea la ventana, mayor resolución en el tiempo se obtendrá y menor resolución en frecuencia. Por otra parte, conforme la longitud de la ventana se hace más grande, la habilidad para resolver cambios en el tiempo decrece mientras que la resolución en frecuencia aumenta. En esta representación, la secuencia $x[n]$ de una dimensión, que está en función de una variable discreta, es convertida en una función de dos dimensiones de la variable n que es discreta, y de la variable λ que es continua y cuyo dominio se encuentra entre $0 \leq \lambda < 2\pi$ o cualquier múltiplo de 2π . Se ha utilizado λ para representar la frecuencia variable de la STFT para diferenciarla de la comúnmente utilizada ω que representa la frecuencia angular. Además, la notación mezclada de paréntesis cuadrados y redondos en $X[n, \lambda]$ se ha utilizado para indicar n es una variable discreta mientras que λ es una variable continua.

El desarrollo que ha hecho tan popular a los métodos basados en la transformada de Fourier en muchos campos de la ingeniería, y entre ellos al método STFT en la obtención de la estimación espectral de señales WSS, fue el desarrollo del algoritmo de la Transformada Rápida de Fourier (FFT, Fast Fourier Transform) el cual provee un método computacionalmente muy rápido para calcular la DFT [6][11] a partir de una serie de datos de longitud $N = 2^p$, donde p es cualquier entero positivo. Aproximadamente, $O(n) = 2N \log_2(N)$ operaciones aritméticas son requeridas en la evaluación de los N coeficientes de la DFT mediante la FFT, [41], en comparación con una complejidad $O(n) = N^2$ para el método directo para calcular la DFT, [6].

La transformada de Fourier asume implícitamente que los datos correspondientes a una señal corresponden a un proceso estacionario, esto es, sus propiedades estadísticas no cambian con el periodo de muestreo. Este deberá ser el caso, de lo contrario, la PSD variara durante los muestreos y no será posible estimar sus propiedades (por ejemplo su ancho de banda) con cierta precisión. Es esta condición de estacionariedad la longitud T_x utilizada para producir las estimaciones espectrales de las señales Doppler de ultrasonido. (ya sea utilizando una transformada de el segmento completo o promediando varias transformadas). Las señales Doppler de las arterias no se pueden considerar estacionarias para periodos mayores del rango de 10 – 20 ms y a veces menos, y por tanto es

imposible obtener una mejor resolución que 50 – 100 Hz aun cuando el cambio en la señal Doppler tenga frecuencias más bajas. La resolución será aun menor si el método de Bartlett es utilizado para reducir la varianza, pero es posible el mantener la resolución y disminuir la varianza al promediar las transformadas de las correspondientes porciones de la señal para un cierto número de latidos cardiacos.

En la discusión anterior se ha asumido implícitamente la utilización de una ventana de datos de tipo rectangular. En la práctica, los analizadores espectrales usualmente multiplican los datos por una función de ventana no rectangular, W_n , con el propósito de disminuir las perdidas espectrales para formar la estimación a través de la STFT

Una ventana reduce la longitud efectiva de datos y por lo tanto la resolución espectral, sin decrecer la varianza. La reducción efectiva del segmento de datos, no obstante, implica que se pueden promediar diversas estimaciones para segmentos sobrepuestos con el objetivo de disminuir la varianza. Técnica empleada en algunos analizadores espectrales comerciales.

3.2.2 Superposición de Secuencias de Datos

Debido a que el método de la DFT (FFT) es susceptible al ruido y al tamaño de la ventana de datos. Como un medio para mejorar la respuesta en frecuencia de la señal Doppler, se ha implementado un método de filtrado conocido como Overlap-save method [6] (Método de Conservación de Superposición).

En las aplicaciones practicas que consisten de bloques de datos muy grandes, como es el caso de los sistemas de procesamiento de señales en tiempo real dedicados al análisis y monitoreo de señales (como es el presente caso), el uso de la DFT involucra operaciones en dichos bloques, los cuales por necesidad deben ser limitados en tamaño por razones de desempeño y optimización de recursos. Estas secuencia de datos deberán ser segmentadas en bloques de tamaño fijo antes de ser procesados. Ya que el filtrado es lineal, bloques sucesivos pueden ser procesados uno a la vez a través de el algoritmo de la DFT y los bloques de salida son ensamblados para formar la secuencia completa.

En este método el tamaño de los bloques de entrada es $N = L + M - 1$ y el tamaño de las ventanas de datos de la DFT es de longitud N . Cada bloque de datos consiste de los ultimos $M - 1$ datos de los bloques previos seguidos por L datos nuevos para formar la secuencia de longitud $N = L + M - 1$. Una DFT de N puntos es calculada para cada bloque de datos. La respuesta al impulso del filtro FIR se incrementa en longitud al adicionar $L - 1$ ceros y una DFT de N puntos de la secuencia es calculada y almacenada.

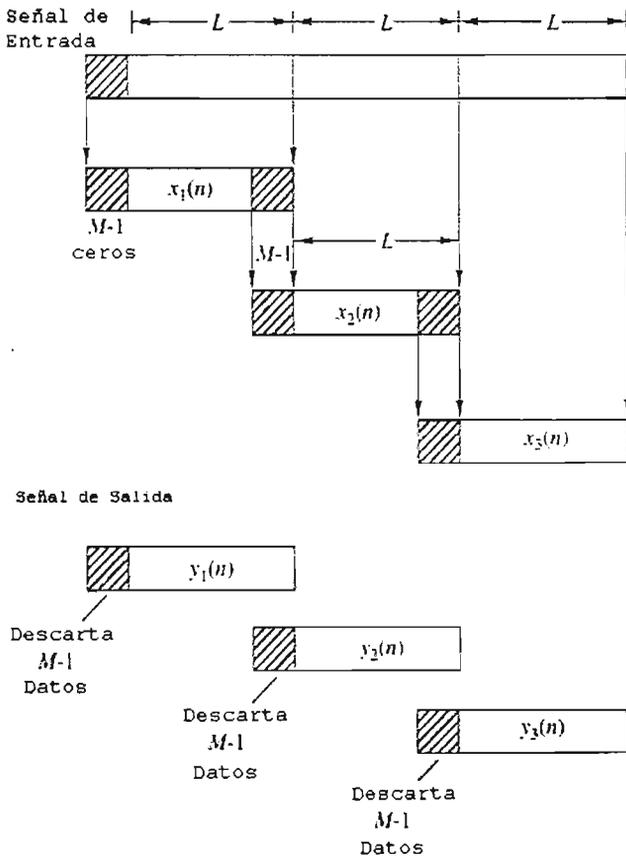
Para evitar la perdida de datos debida al "aliasing" causado por la superposición de segmentos, los últimos $M - 1$ de cada ventana de datos son guardados en un área de datos temporal y estos se convertirán en los primeros $M - 1$ puntos de datos de la subsecuente ventana de datos. Para iniciar el proceso, los primeros $M - 1$ puntos del primer registro son inicializados en cero. Por lo que la secuencia de datos estaría compuesta como se muestra a continuación:

$$x_0(n) = \underbrace{\{0, 0, \dots, 0\}}_{M-1 \text{ datos}}, x(0), x(1), \dots, x(L-1) \quad (3.2)$$

$$x_1(n) = \underbrace{\{x(L-M+1), \dots, x(L-1)\}}_{M-1 \text{ datos de } x_0(n)}, \underbrace{\{x(L), \dots, x(2L-1)\}}_{L \text{ nuevos datos}} \quad (3.3)$$

$$x_2(n) = \underbrace{\{x(2L-M+1), \dots, x(2L-1)\}}_{M-1 \text{ datos de } x_1(n)}, \underbrace{\{x(2L), \dots, x(3L-1)\}}_{L \text{ nuevos datos}} \quad (3.4)$$

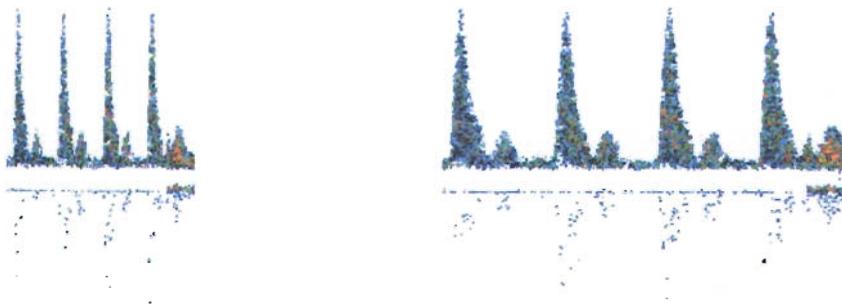
y así sucesivamente. La figura 3.2 ilustra de manera gráfica este proceso.



Superposición de sucesivas secuencias de datos
Figura 3.2

Este método reduce la varianza de la señal, lo cual da como resultado un espectro con una mejor resolución en frecuencia. Como paso final, para cada segmento se requiere calcular su transformada de Fourier:

En la figura 3.3, la parte izquierda presenta la señal sin haber realizado la superposición, mientras que en la de la derecha, se han promediado los segmentos consecutivos de la señal. El porcentaje de superposición en este caso es de aproximadamente un 78%.



a)

b)

Espectrograma para una señal Doppler correspondiente a una arteria Femoral
(a) No utilizar overlapping, (b) Usando Overlapping

Figura 3.3

De la figura anterior (3.3) se puede observar una reducción considerable de la varianza espectral.

3.2.3 Consideraciones finales acerca del Método de Transformada de Fourier

Las propiedades más importantes de los analizadores basados en la transformada de Fourier se pueden condensar como sigue:

1. La mejor resolución espectral obtenible por la transformada está dada por el recíproco de la longitud del segmento de datos utilizado. Si por ejemplo, la transformada es realizada en un segmento de datos correspondiente a 5 ms, la resolución no puede ser mejor que 200 Hz. En la práctica es común la utilización de algún tipo de función de ventana para prevenir la pérdida de componentes espectrales y esto reduce la longitud efectiva del segmento de datos y por tanto la resolución espectral. La longitud máxima del segmento de datos que puede realmente ser utilizada está determinada por el período de estacionariedad de la señal.
2. El componente de frecuencia máxima que puede ser detectado por un analizador operando en una señal real es la mitad de la frecuencia de muestreo del analizador. Las frecuencias que se encuentran por encima deberán ser removidas a la entrada por un filtro paso bajas analógico, de otra manera existirá "aliasing" (traslape en las componentes

de frecuencia de la señal, [12]) en el rango de la frecuencia determinada (habría mal interpretaciones si cayese en el rango de análisis). En el caso de los analizadores que operan con señales complejas (aquellos que utilizan dos componentes en cuadratura) la frecuencia de cualquier señal no deberá exceder la velocidad de muestreo.

3. La transformada de Fourier de una señal aleatoria es meramente un estimado del espectro verdadero y particularmente tiene una alta varianza. Esta varianza puede reducirse al promediar un número independiente de estimaciones utilizando el método de Bartlett.

La mayoría de las limitaciones mencionadas son comunes para casi todas las implementaciones, analógicas y digitales de la STFT. Independientemente de los problemas que contiene el método de la STFT, es por mucho el enfoque más popular para la estimación espectral de señales Doppler de ultrasonido.

3.3 Basado en Técnicas Auto Regresivas (AR)

Las limitaciones del enfoque del periodograma en la estimación espectral ha hecho que los investigadores exploren otros métodos alternativos para las señales Doppler de ultrasonido. El más estudiado de estos enfoques corresponde a las técnicas de estimación espectral paramétrica, las cuales se hicieron populares en muchos campos de la ingeniería en los últimos 22 años. Una introducción excelente de estos métodos se puede encontrar en [20],[15] y [16] donde se han revisado diversas técnicas de estimación paramétricas dentro del contexto de las señales Doppler de ultrasonido.

La principal ventaja de estas técnicas es que permiten estimaciones precisas del contenido en frecuencia de un segmento de datos mucho más corto y por lo tanto el compromiso entre la resolución temporal y la resolución frecuencial no es tan limitada como en las técnicas que utilizan la transformada de Fourier, además, las señales que cambian rápidamente son más fácilmente interpretadas. Como es apuntado por [20], un enfoque útil para la estimación espectral en general es considerar esta en el contexto del modelado. El uso de información a priori o el poder realizar suposiciones acerca de los datos que serán analizados, permite la selección de un modelo apropiado para el proceso subyacente, el cual puede permitir una mejor estimación espectral basado en dicho modelo. Visto desde este punto de vista, el análisis espectral se convierte en un proceso de tres fases:

1. Seleccionar un modelo de series de tiempo.
2. Estimar los parámetros del modelo elegido a partir de los datos disponibles
3. Obtener la estimación espectral al sustituir los parámetros del modelo en la PSD teórica implicada en el modelo.

En estos términos, la razón de las limitantes del método del periodograma para la estimación espectral de señales Doppler es que el modelo de datos implícitamente asumido (un conjunto de sinusoidales complejas, armónicamente relacionadas) es inapropiado para un proceso aleatorio Gaussiano [17]. Un modelo más adecuado para un proceso estocástico es el conocido como modelo de transformación racional, en el cual se asume que la secuencia de entrada $u(n)$ y la señal de salida $x(n)$, están relacionadas por la ecuación lineal en diferencias:

$$x(n) = -\sum_{k=1}^p a_k x(n-k) + \sum_{k=0}^q b_k u(n-k) \quad (3.8)$$

Este es el bien conocido modelo ARMA (Autoregressive Moving Average Model) de orden p, q [7][4] (conocido como ARMA(p,q) o PZ(p,q)), donde p representa el número de polos y q representa el número de ceros del sistema, a_k y b_k denotan, respectivamente, los coeficientes auto regresivos (AR) y de promedios móviles (MA). Si la señal de entrada para dicho modelo puede asumirse que será un proceso del tipo conocido como "ruido blanco" (white noise process) con media cero y varianza σ^2 , entonces la PSD de $x(n)$ puede ser escrita como:

$$P_{ARMA}(f) = \sigma^2 \Delta t \frac{\left| 1 + \sum_{k=1}^q b_k \exp(-j2\pi f k \Delta t) \right|^2}{\left| 1 + \sum_{k=1}^p a_k \exp(-j2\pi f k \Delta t) \right|^2} \quad (3.9)$$

donde Δt es el periodo de muestreo.

Dos casos especiales de los modelos ARMA para análisis espectral son de particular interés. Cuando todos los valores de a_k ($k = 1$ hasta q) son iguales a cero, entonces:

$$x(n) = \sum_{k=0}^q b_k u(n-k) \quad (3.10)$$

y el proceso es estrictamente un modelo MA(q) de orden q (también conocido como "all-zero" o AZ(q)) y su PSD esta dada por:

$$P_{MA}(f) = \sigma^2 \Delta t \left| 1 + \sum b_k \exp(-j2\pi f k \Delta t) \right|^2 \quad (3.11)$$

Cuando todos los valores de b_k excepto $b_0 = 1$ son iguales a cero, entonces la señal esta dada por la siguiente ecuación:

$$P_{AR}(f) = \frac{\sigma^2 \Delta t}{\left| 1 + \sum_{k=1}^p a_k \exp(-j2\pi f k \Delta t) \right|^2} \quad (3.12)$$

a la cual se le conoce como un modelo del tipo AR(p) (o también conocido como "all-pole" o AP(p)).

El teorema conocido como "Wold decomposition" [20][7], relaciona los modelos ARMA, MA y AR y determina que cualquier proceso estacionario ARMA o MA de varianza finita puede ser aproximado por un modelo AR de alto orden (posiblemente infinito). Utilizando un modelo AR se pueden conseguir estimaciones muy aproximadas al solucionar un conjunto de ecuaciones lineales. Para estimaciones precisas de los parámetros en procesos MA o ARMA, se requiere solucionar un conjunto de ecuaciones no lineales. Cuando es posible utilizar un modelo AR, el estimador espectral obtenido tiene un menor sesgo (biased) y una menor variabilidad en comparación con los estimadores espectrales basados en transformada rápida de Fourier. Además, el solucionar un conjunto de ecuaciones lineales implica una menor complejidad computacional en comparación con los modelos ARMA y MA. Se han realizado grandes esfuerzos de investigación en los modelos de transformación racional, tanto en aplicaciones de procesamiento de señales en general como en el área de estimación espectral de señales Doppler de ultrasonido enfocándose en los modelos del tipo AR.

Para poder obtener las estimaciones espectrales de señales Doppler de ultrasonido utilizando un modelo AR, es necesario calcular los coeficientes p del modelo AR junto con su varianza σ^2 .

La estimación de parámetros puede ser clasificada en dos categorías, una como la estimación de parámetros desconocidos pero constantes, llamado caso de estimación de parámetros determinista, la otra como la fluctuación de parámetros estadísticos, llamado caso de estimación de parámetros aleatorios. La estimación determinista de parámetros se conoce como estimación clásica, mientras que la estimación de parámetros aleatorios es descrita como estimación bayesiana. [4].

Existe un gran número de enfoques para atacar este problema (lo cual puede derivar en la obtención de diferentes espectros), incluyendo métodos que implican el cálculo de la función de auto correlación de los datos (tal como el método de Yule - Walker) y métodos que directamente estiman los coeficientes del modelo AR a partir de los datos crudos (tal como el método de Burg de entropía máxima). Es importante el resaltar que la estimación de coeficientes y el subsecuente calculo de las estimaciones espectrales por medio del modelo AR se pueden efectuar eficientemente en términos computacionales y puede ser realizado en tiempo real para señales Doppler de ultrasonido utilizando técnicas de procesamiento paralelo [21].

El uso de estimadores del tipo AR para el análisis espectral de señales Doppler de ultrasonido en un flujo sanguíneo, fue introducido por D'Luna y Newhouse en 1981, [1], los cuales estaban interesados en la detección de vortices como un método en la ayuda para la detección de estenosis no muy severas. Ellos utilizaron un modelo *in vitro* para investigar la posibilidad de tal método, y debido a los rápidos cambios en la frecuencia de la señal Doppler cuando un vortice es irradiado por el haz ultrasónico, requirieron obtener las estimaciones espectrales para intervalos de tiempo relativamente cortos. Esto imposibilita la utilización del análisis de Fourier debido al inherente compromiso que existe entre la resolución en el tiempo y la resolución en Frecuencia por lo que decidieron experimentar con las técnicas AR, que superan estas limitaciones.

Otra área de estudio, que también es de interés para el presente trabajo, es la selección adecuada del orden del modelo del estimador AR en la generación del espectro Doppler ya que este puede tener una profunda influencia en la estimación de la forma del espectro. En [19] se probaron cuatro diferentes procedimientos para el establecimiento del modelo del estimador AR en varias formas de onda de arterias humanas y en datos simulados derivados a partir de formas de onda de diversas arterias, y demostraron que ningún orden de modelo es realmente útil cuando se trabaja con segmentos de datos cortos de señales Doppler de ultrasonido, el sobreestimar el orden del modelo AR induce menos error que el subestimar este, por lo que se sugiere el uso de un orden empírico fijo aun en el caso de conocer el orden del modelo "verdadero" que cambia a lo largo del ciclo cardiaco. Otros realizados con estimadores del tipo AR, realizados en pacientes, han arrojado, a diferencia de lo dicho anteriormente, que una determinación objetiva del orden del modelo es de gran valor, posiblemente debido a la utilización de mucho mas muestras en la realización de la estimación.

Las técnicas de estimación paramétricas tienen claras ventajas teóricas sobre los métodos más convencionales basados en el enfoque de la transformada de Fourier para la estimación del espectro de señales Doppler de ultrasonido. Específicamente, estos tienen mejor estabilidad para segmentos de datos cortos de la señal y estos tienen una mejor resolución espectral para una resolución

temporal dada (y viceversa). No obstante, dichos métodos son aun más complicados de implementar y son intuitivamente más difíciles de entender. Además, permanece el serio problema de la selección del orden del modelo, el cual altera significativamente la estimación espectral. Los métodos paramétricos no remplazaran a los métodos clásicos basados en FFT en el análisis general de señales Doppler de ultrasonido si no que jugarán un papel específico en el futuro en donde información más detallada acerca de las señales Doppler sea requerida. En este momento, estos métodos permanecen mayoritariamente en uso en los laboratorios de investigación, como es nuestro caso.

3.3.1 MÉTODO DE COVARIANZA MODIFICADA

A partir de [4], se puede observar que para un proceso del tipo AR(p) el predictor hacia delante es:

$$\hat{x}[n] = -\sum_{k=1}^p a[k]x[n-k] \quad (3.13)$$

mientras que el predictor hacia atrás es:

$$\hat{x}[n] = -\sum_{k=1}^p a^*[k]x[n+k] \quad (3.14)$$

Donde los coeficientes $a[k]$ son los parámetros del filtro AR. En cualquier de los casos, la potencia mínima del error de predicción es simplemente la varianza de ruido blanco σ^2 . El método de covarianza modificada estima los parámetros AR al minimizar el promedio de la potencia mínima del error de predicción de los predictores hacia delante y hacia atrás. Esto se expresa en la siguiente ecuación:

$$\hat{\rho} = \frac{1}{2}(\hat{\rho}^f + \hat{\rho}^b) \quad (3.15)$$

donde:

$$\hat{\rho}^f = \frac{1}{N-p} \sum_{n=1}^{N-1} \left| x[n] + \sum_{k=1}^p a[k]x[n-k] \right|^2 \quad (3.16)$$

$$\hat{\rho}^b = \frac{1}{N-p} \sum_{n=1}^{N-1} \left| x[n] + \sum_{k=1}^p a^*[k]x[n+k] \right|^2 \quad (3.17)$$

La sumatoria solo se realiza sobre los errores predecidos que involucran los datos muestreados. Hay que notar que un camino alternativo de ver a este estimador es el de reconocer que $\hat{\rho}^b$ es el error de predicción de la potencia estimada obtenida al intercambiar los registros de datos y obtener su complejo conjugado (haciendo que $x^*[0]=x^*[N-1]$, $x^*[1]=x^*[N-2]$, etc.) y aplicando el predictor hacia delante para este nuevo conjunto de datos. De esta manera obtenemos algunos datos extras y por tanto mas errores de predicción sobre las cuales realizar un promedio. Hay que resaltar que para cualquier conjunto $a[k]$ la estimación del error de los predictores hacia delante y hacia atrás será ligeramente diferente debido al rango de la sumatoria.

Para minimizar (3.16), se puede diferenciar $\hat{\rho}$ con respecto a la parte real e imaginaria de $a[k]$ para $k = 0, 1, 2, \dots, p$. Además, se puede tomar ventaja de la relación del gradiente complejo para la minimización de las formas cuadráticas [4][5] para obtener:

$$\frac{\partial \hat{\rho}}{\partial a[l]} = \frac{1}{N-p} \left[\sum_{n=p}^{N-1} \left(x[n] + \sum_{k=1}^p a[k]x[n-k] \right) x^*[n-l] + \sum_{n=0}^{N-1-p} \left(x^*[n] + \sum_{k=1}^p a[k]x^*[n+k] \right) x[n-l] \right] = 0 \quad (3.18)$$

Para $l = 1, 2, \dots, p$.

Simplificando:

$$\sum_{k=1}^p \hat{a}[k] \left(\sum_{n=p}^{N-1} x[n-k]x^*[n-l] + \sum_{n=0}^{N-1-p} x^*[n+k]x[n+l] \right) = - \left(\sum_{n=p}^{N-1} x[n]x^*[n-l] + \sum_{n=0}^{N-1-p} x^*[n]x[n+l] \right) \quad (3.19)$$

Para $l = 1, 2, \dots, p$.

Donde $\hat{a}[k]$ son los parámetros estimados. Si hacemos que:

$$c_{xx}[j, k] = \frac{1}{2(N-p)} \left(\sum_{n=p}^{N-1} x^*[n-j]x[n-k] + \sum_{n=0}^{N-1-p} x[n+j]x^*[n+k] \right) \quad (3.20)$$

Y se utiliza (3.20), entonces (3.19) puede ser escrita de forma matricial como:

$$\begin{bmatrix} c_{xx}[1,1] & c_{xx}[1,2] & \dots & c_{xx}[1,p] \\ c_{xx}[2,1] & c_{xx}[2,2] & \dots & c_{xx}[2,p] \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ c_{xx}[p,1] & c_{xx}[p,2] & \dots & c_{xx}[p,p] \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \hat{a}[1] \\ \hat{a}[2] \\ \dots \\ \hat{a}[p] \end{bmatrix} = - \begin{bmatrix} c_{xx}[1,0] \\ c_{xx}[2,0] \\ \dots \\ c_{xx}[p,0] \end{bmatrix} \quad (3.21)$$

Si utilizamos (3.18), la estimación de la varianza de ruido blanco esta dada por:

$$\hat{\sigma}^2 = \hat{\rho}_{MIN} = \frac{1}{2(N-p)} \left[\sum_{n=p}^{N-1} \left(x[n] + \sum_{k=1}^p \hat{a}[k]x[n-k] \right) x^*[n] + \sum_{n=0}^{N-1-p} \left(x^*[n] + \sum_{k=1}^p \hat{a}[k]x^*[n+k] \right) x[n] \right] \quad (3.22)$$

Finalmente:

$$\hat{\sigma}^2 = c_{xx}[0,0] + \sum_{k=1}^p \hat{a}[k]c_{xx}[0,k] \quad (3.23)$$

Donde $c_{xx}[j,k]$ esta definida por (3.20). El método de covarianza modificada es idéntico al método de covarianza excepto por la definición de $c_{xx}[j,k]$, el estimador de la autocorrelación. La matriz en (3.21) es hermitiana $c_{xx}[k,j] = c_{xx}^*[j,k]$ y es positiva definida.

3.4 Distribución Tiempo - Frecuencia

El poder del ya estándar análisis de Fourier, permite la descomposición de una señal en sus componentes de frecuencia individuales y establece la intensidad relativa de cada componente, [11][12][34]. El espectro de energía, sin embargo, no nos proporciona información de "cuando" dichas frecuencias ocurren, [9][23]. En el método conocido como "short time Fourier transform" o espectrograma, explicado en la sección (3.2), consiste en tomar segmentos (o ventanas de un tamaño determinado por el problema y las cuales corresponden a un tiempo determinado) de una señal y obtener su espectro de energía como una función continua del tiempo. Mediante este método obtenemos una excelente idea de cómo la composición espectral de una señal va cambiando con respecto del tiempo. Actualmente el espectrograma es el método elegido por excelencia cuando se estudian señales que varían con el tiempo. Sin embargo, existen señales naturales y hechas por el hombre cuyos contenidos espectrales varían tan rápidamente que el encontrar el tamaño adecuado de los segmentos a analizar es problemático ya que puede que no exista algún intervalo de tiempo para el cual la señal sea mas o menos estacionaria o WSS, [9]. Además, al reducir el tamaño de la ventana de tal manera que puedan localizarse ciertos eventos de interés en el tiempo, reduce la resolución en frecuencia. Por lo que hay un compromiso inherente entre la resolución en tiempo y frecuencia.

Aun con las mejoras en cuanto a la resolución temporal que nos brindan los métodos y técnicas de estimación espectral paramétrica en comparación con los métodos convencionales, existe el requisito de que la señal sea estacionaria dentro del intervalo de tiempo de análisis. Gracias a la búsqueda constante de nuevos métodos que intenten sobrepasar las deficiencias de los ya conocidos y aplicados es que se han experimentado con otras alternativas. Uno de los métodos que se utilizan en este trabajo pertenece al conjunto conocido como distribuciones *tiempo - frecuencia*, en los cuales la idea básica es reunir el tiempo y la frecuencia en una función, una distribución, que describa la densidad de energía o intensidad de la señal simultáneamente en el tiempo y en la frecuencia. En el caso ideal, tal distribución será usada y manipulada de la misma manera que cualquier función de densidad de mas de una variable.

Debido a que las características estadísticas de las señales Doppler de ultrasonido cambian rápidamente con el tiempo, esta clase de métodos ofrece una alternativa en el análisis de las mismas. Como ya se mencionó, esta clase de distribuciones describen como el contenido frecuencial de una señal cambia con el tiempo al mapear este a una función de dos variables, tiempo y frecuencia, en vez de primero dividir la señal en segmentos estacionarios para los cuales la PSD es estimada.

Muchas distribuciones tiempo - frecuencia han sido descritas en el pasado pero fue Cohen [23] el que encontró que un número infinito de tales distribuciones pueden ser generadas utilizando la siguiente ecuación:

$$C(t, \omega, \phi) = \frac{1}{2\pi} \iint \iint \exp[j(\xi\mu - \tau\omega - \xi t)] \cdot \phi(\xi, t) \cdot x\left(\mu + \frac{\tau}{2}\right) \cdot x^*\left(\mu - \frac{\tau}{2}\right) d\mu d\tau d\xi \quad (3.13)$$

donde t es el tiempo, ω es la frecuencia, $x(\mu)$ es la señal en el tiempo, $x^*(\mu)$ es el complejo conjugado de la señal, ξ y τ son retrasos respectivamente en la frecuencia y en el tiempo, y $\phi(\xi, \tau)$ es el "kernel" que define la distribución, [1][9]. Posiblemente la clase de distribución de Cohen más conocida sea la distribución de Wigner - Ville[23]. Dicha distribución a sido utilizada para el análisis de señales Doppler de ultrasonido. Hay que mencionar que se puede demostrar que las estimaciones obtenidas con el espectrograma y el periodograma modificado pueden ser miembros de la clase de Cohen, a pesar de que estos fallan en satisfacer muchas de las propiedades de las distribuciones *tiempo - frecuencia*.

3.4.1 Wigner - Ville

El concepto de la distribución de Wigner - Ville (Wigner-Ville Distribution, WVD) fue introducido por Wigner en 1932[24] dentro del contexto de la mecánica cuántica, y desde entonces sé ha convertido en una herramienta muy importante en aplicaciones como el radar, el sonar y el procesamiento del habla. Esta distribución puede ser obtenida a partir de la ecuación (3.13) al hacer que el "kernel" $\phi(\xi, \tau)$ sea igual a la unidad para todos los valores de ξ y τ , el cual nos conduce a la siguiente ecuación:

$$W_x(t, \omega) = \int_{-\infty}^{\infty} x\left(t + \frac{\tau}{2}\right) x^*\left(t - \frac{\tau}{2}\right) e^{-j\omega\tau} d\tau \quad (3.14)$$

Mientras que la distribución de Wigner - Ville con ventana se expresa mediante:

$$W_w(t, \omega) = \int_{-T_v}^{+T_v} x\left(t + \frac{\tau}{2}\right) x^*\left(t - \frac{\tau}{2}\right) W\left(\frac{\tau}{2}\right) W^*\left(-\frac{\tau}{2}\right) e^{-j\omega\tau} d\tau \quad (3.15)$$

Para propósitos computacionales es necesario que la señal $x(t)$ sea dividida en "ventanas" (pedazos de señal), con lo cual obtenemos una función de t y ω que se asemeja, pero en general es diferente a la distribución de Wigner. Claasen y Mecklenbräuker en 1980 introdujeron el término "Distribución Pseudo Wigner" (PWD) para dicha función. Se debe mencionar que la distribución de Wigner - Ville se puede considerar como una generalización del teorema de autocorrelación de Wiener-Khinchine para funciones de auto correlación simétricas y dependientes del tiempo[33].

La PWD tiene una extremadamente buena resolución temporal y espacial, determinada solamente por la frecuencia de muestreo de la señal analizada y la longitud de la transformada de Fourier utilizada para derivar la PWD, pero también tiene un gran defecto que consiste en la generación de *términos cruzados* entre las componentes de la señal [23][25]. Por esta razón, aunque no en el presente trabajo pero sí como una de las líneas de investigación del DISCA, se ha experimentado con otra clase de distribuciones tiempo - frecuencia que reducen los falsos términos cruzados. Tal es el caso de la distribución de Choi - Williams entre otras. Una desventaja de estas otras distribuciones tiempo - frecuencia es que conllevan una mayor carga computacional [33], aproximadamente en el

orden de $O(n^3)$ dependiendo de la distribución utilizada, en comparación con la distribución de Wigner - Ville cuya complejidad computacional es aproximadamente $O(n^2)$.

Es necesario el conocer la forma de la WVD en el tiempo discreto para poderla llevar su implantación computacional, como se muestra en la ecuación (3.16) la cual podemos encontrar en [33]:

$$W_x[n, k] = 2 \sum_{\tau=-N+1}^{N-1} x[n+\tau]x^*[n-\tau]W(\tau)W^*[-\tau]e^{-j\frac{2\pi k\tau}{N}} \quad (3.16)$$

Donde N es el tamaño de la ventana de datos utilizada, $W(\tau)$ es una función de ventana que cumple con la propiedad de $W(\tau) = 0 \quad |\tau| > N/2$. En el presente trabajo realizamos la implementación directa a partir de la ecuación (3.16).

En el capítulo siguiente se explicara como se realizo la implementación de los algoritmos en una plataforma de procesamiento paralelo así como una visión general de la implementación de la interfase para el sistema Doppler de ultrasonido.

IV. Implementación

IV. Implementación

- 4.1 Introducción
- 4.2 Esquema general del sistema de flujometría Doppler
- 4.3 Módulo Adquisición
- 4.4 Módulo Procesamiento
 - 4.4.1 Procesamiento Paralelo utilizando el DSP SHARC
- 4.5 Visualización e Interfaz Gráfica de Usuario

4.1 Introducción

Primero, en este capítulo se presenta un diagrama que describe al sistema de flujometría Doppler de forma general mostrando con como cada uno de los módulos que lo constituyen se comunica con los demás para conformarlo el sistema completo. A continuación, detallamos la implementación de cada módulo así como las partes que lo constituyen y la función que realizan dentro del contexto del sistema.

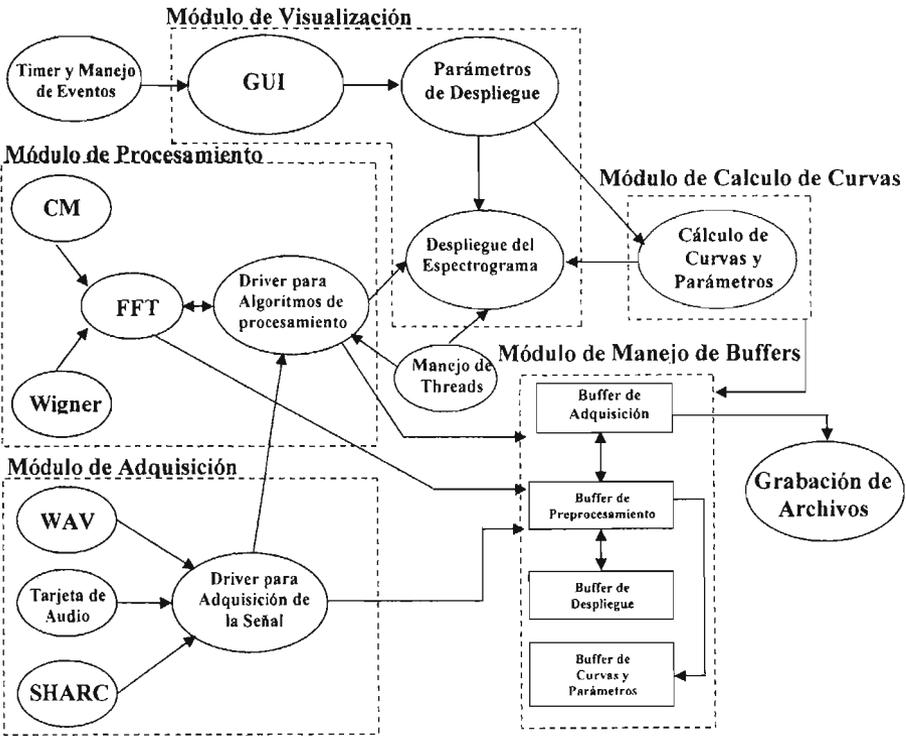
4.2 Esquema general del sistema de flujometría Doppler

El sistema de flujometría Doppler, utilizado para la evaluación de las diferentes implementaciones de los algoritmos de estimación espectral (uno de los objetivos del presente trabajo), consiste de aproximadamente una veintena de módulos que varían en complejidad y tamaño (expresado en dificultad algorítmica y número de líneas de código fuente respectivamente). El diagrama que se muestra en la figura (4.1) representa al sistema y sus módulos así como sus interconexiones. Hay que mencionar que cada módulo es independiente de los demás, desde el punto de vista de su funcionalidad y de su implementación, debido a esto basta con sustituir un módulo o agregar una nueva funcionalidad y no habrá necesidad de modificar las demás partes del sistema. Por ejemplo, si se requiere capturar una señal desde una tarjeta de adquisición o si se desea leer desde archivos tipo MP3.

Los módulos se encuentran agrupados a su vez en cinco componentes principales que bosquejan el sistema de flujometría Doppler. Dichos componentes se enlistan a continuación:

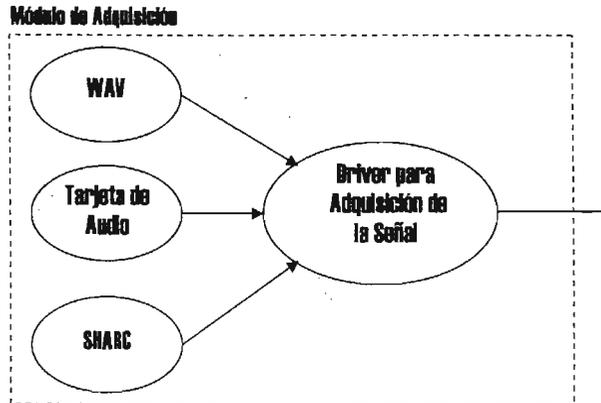
COMPONENTES PRINCIPALES DEL SISTEMA DE FLUJOMETRÍA DOPPLER

1. Módulo de Adquisición
2. Módulo de Procesamiento
3. Módulo de Manejo de "Buffers"
4. Módulo de Visualización
5. Módulo de Calculo de Curvas



Esquema general del sistema de Flujo Doppler
Figura 4.1

4.3 Módulo de Adquisición



Módulo de Adquisición del sistema de flujometría Doppler
Figura 4.2

El módulo de adquisición, mostrado en la figura 4.2, contiene cuatro elementos:

- Adquisición a través de archivos WAV
- Adquisición a través de la Tarjeta de audio de la computadora "Host"
- Adquisición a través de la tarjeta de procesamiento ASP-15 – SHARC
- Driver para manejo de la adquisición de señales

Al igual que el módulo de procesamiento, el módulo de adquisición contiene un elemento que sirve de interfaz para las posibles fuentes de datos y permite una comunicación estándar con el resto del sistema, por lo que agregar una fuente de datos no es un proceso muy complicado desde el punto de vista del sistema en su conjunto y permite que los esfuerzos se enfoquen en los aspectos particulares del manejo de cada fuente de datos.

La adquisición a través de archivos con formato WAV [30], obviamente requiere que la señal haya sido grabada desde alguna fuente con anterioridad. Este elemento alberga el código que reconoce el formato de dicho tipo de archivos y obtiene los datos de la señal grabada, enviándola hacia la interfaz de Adquisición para posteriormente ser procesada y desplegada.

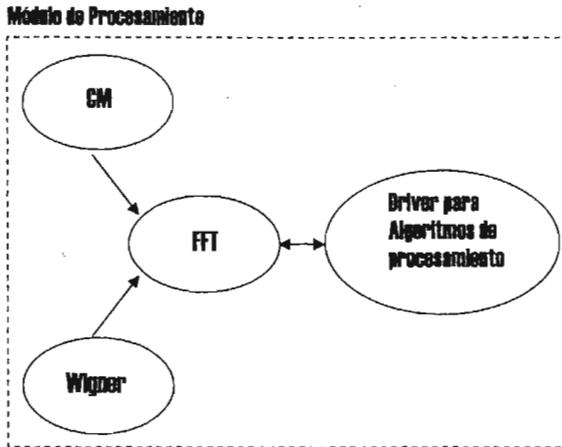
En el caso de la adquisición por medio de la tarjeta de audio del host, la información se recoge por el puerto destinado a la entrada del micrófono estándar de la misma. Las velocidades de adquisición en este caso están limitadas por la frecuencia de muestreo que permite el hardware subyacente de la computadora en cuestión. Las frecuencias comúnmente encontradas en dicho hardware son de 11025, 22050, 48100 y en algunos casos de 96200Hz. En este sentido se tendrían algunos

problemas si se requiere adquirir, procesar y desplegar ventanas de datos en tiempo real, ya que la información no fluye con la suficiente rapidez para lograr este objetivo. Por ejemplo, a una velocidad de muestreo de 11025Hz, se pueden obtener 110 muestras por segundo, pero si se tiene un tamaño de ventana de datos de tamaño de 256 muestras, se observa que aun faltarían 146 datos (considerando únicamente un canal). En este caso, la solución es utilizar una técnica conocida como "overlapping" (traslape) [4][6], la cual consiste en tomar fragmentos de ventanas de datos ya procesadas y estas, en conjunción con las nuevas muestras, utilizarlas como complemento para formar una nueva ventana de datos. Esta técnica, además de servir en la complementación de los datos, ayuda a disminuir la varianza que existe entre los datos[] y por tanto a disminuir el ruido causado por cambios abruptos en la señal de origen. Se debe destacar que la característica de promediación esta disponible en la lectura de archivos WAV.

La última fuente de datos soportada por el sistema (hasta ahora) es a través de la tarjeta multi procesador ASP-15, específicamente por medio de un módulo tipo SHARCPAC-A1 [29], el cual es un módulo de adquisición de datos. El módulo SHARCPAC-A1 tiene las siguientes características:

- Convertidor A/D dual de 8bits
- Velocidad de conversión de 320KHz a 60MHz a través de un PLL
- Ancho de banda de entrada de 120MHz
- Almacenamiento en memoria tipo FIFO de 4Kbytes (2Kbytes por canal)
- Almacenamiento en memoria estática de 262Kbytes
- Ancho de banda de transmisión de 160Mbytes/sec

4.4 Módulo de Procesamiento



Módulo de Procesamiento del sistema de flujometría Doppler

Figura 4.3

El módulo de procesamiento está constituido de cuatro componentes:

- Transformada Rápida de Fourier
- Covarianza Modificada
- Transformada de Wigner – Ville
- Driver para Algoritmos de Procesamiento

La figura 4.3 muestra las partes que forman el módulo de procesamiento. Este se encarga de albergar los algoritmos con los cuales las señales serán procesadas.

En el diagrama anterior se puede observar que la *FFT* sirve como “puente” para los otros algoritmos de procesamiento, esto es por que tanto covarianza modificada y la transformada de Wigner – Ville hacen uso de la *FFT* (y la *FFT* es por si mismo un algoritmo del sistema). Por ahora se han implementado tres diferentes algoritmos (descritos en el capítulo 3) pero en la estructura del sistema existe un componente llamado “Driver para algoritmos de procesamiento”, cuya función es la de proveer una interfaz única para cualquier algoritmo, no solamente los implementados hasta el momento, esto deja abierta la posibilidad para adicionar nuevos algoritmos de una forma relativamente simple sin tener que modificar alguna otra parte del sistema.

4.4.1 PROCESAMIENTO PARALELO UTILIZANDO EL DSP SHARC

A continuación se muestra el proceso de implementación paralela del sistema a través del hardware Inter construido en la tarjeta multiprocesador ASP-15[10].

Se ha utilizado una tarjeta PCI tipo ASP-15 que alberga cuatro procesadores tipo ADSP-21062, que además cuenta con un conector de expansión tipo SHARCPAC en donde se ha colocado un módulo SHARCPAC-A1 como dispositivo de adquisición de señales. La figura 4.4 muestra un diagrama a bloques de esta tarjeta.

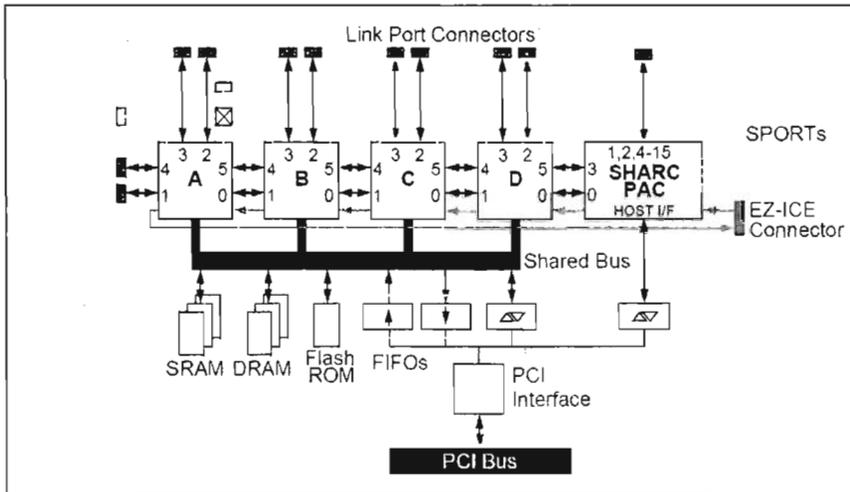


Diagrama general de una tarjeta ASP-15 de Transtech
 Figura 4.4

En la figura 4.4 se puede observar que los procesadores ADSP-21062 están representados por las letras A, B, C y D. También se puede notar que cada procesador SHARC tiene 6 enlaces de comunicación en donde por lo general los etiquetados con los números 1,4,5,0 siempre están conectados a los ADSP-21062 contiguos. En el caso del ADSP-21062 etiquetado con "A", los links de comunicación 1 y 4 están conectados a la computadora host, y en el caso del ADSP-21062 etiquetado con "D", los links de comunicación 0 y 5 están conectados al módulo conector SHARCPAC, en este caso al SHARCPAC-A1.

Se tiene la posibilidad de interconectar los procesadores en una manera conveniente para los fines que la aplicación demande de manera particular, utilizando los links 2 y 3 de cada procesador, ya que estos se encuentran disponibles. Para el presente trabajo se han conectado estos links para formar la siguiente topología[10] de interconexión tipo estrella, la cual se presenta esquemáticamente

en la figura 4.5 Se debe notar que cada cuadro representa a un procesador SHARC con una etiqueta que corresponde exactamente a la etiqueta de la figura 4.4.

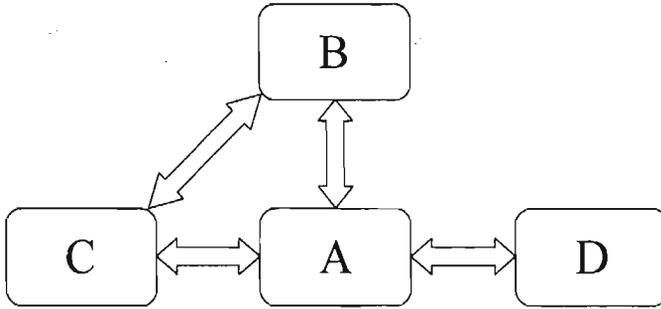


Diagrama de la Topología de la red de interconexión de los procesadores SHARC 2106x
Figura 4.5

Esta topología ha sido elegida debido a que es una de las más adecuada [8] para soportar el modelo de paralelismo considerado en la realización del presente trabajo, SPMD, el cual ha sido definido en el capítulo 2 [8]. A continuación, en la figura 4.6, se presenta la salida del programa "probe21k.exe" [29] el cual esta diseñado para presentar de manera gráfica cual es la interconexión actual de los procesadores SHARC en la tarjeta ASP-15. Si se ha realizado alguna interconexión adicional, esta se vera reflejada en la salida proporcionada por el programa "probe21k.exe".

Node	Type	Link 0	Link 1	Link 2	Link 3	Link 4	Link 5
1A	ASP-P15	1B-1	-----	1C-3	1D-3	-----	1B-4
1B	ASP-P15	1C-1	1A-0	-----	-----	1A-5	1C-4
1C	ASP-P15	1D-1	1B-0	1D-2	1A-2	1B-5	1D-4
1D	ASP-P15	-----	1C-0	1C-2	1A-3	1C-5	-----

Diagrama de la Topología de la red de interconexión de los procesadores SHARC 2106x
Figura 4.6

Se puede observar de forma esquemática, en la figura 4.7, como están interconectados los procesadores SHARC en un diagrama a bloques que representa los componentes principales de la tarjeta ASP-15..

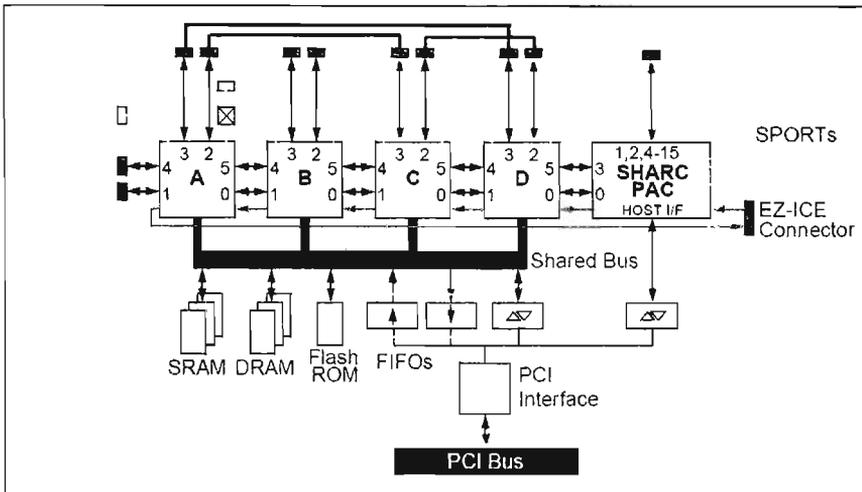


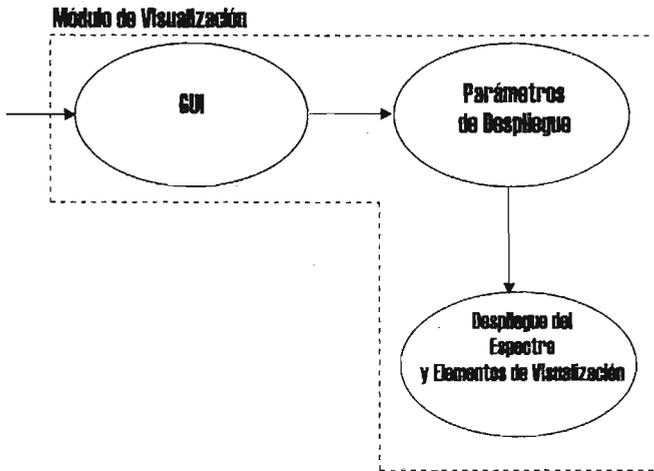
Diagrama general de una tarjeta ASP-15 de Transtech con interconexiones adicionales entre los procesadores para construir la topología del sistema de Flujiometría Doppler
Figura 4.7

Podemos observar que los links 2 y 3 del SHARC "A" están ahora conectados a los links 3 del SHARC "C" y 3 del SHARC "D" respectivamente. Además, el link 2 del SHARC "C" esta conectado al link 2 del SHARC "D".

Esta configuración a sido adoptada debido al modelo de paralelismo que ha sido utilizado en este trabajo, conocido como SPMD, el cual fue definido en el capítulo 2 de este trabajo. Para ser específicos, todos los procesadores esta ejecutando un mismo algoritmo (por ejemplo el de *FFT*) pero cada procesador ejecuta dicho algoritmo sobre una ventana de datos diferente, de tal manera que el resultado que obtenemos es el de haber procesado 4 ventanas de datos diferentes pero en un mismo ciclo del algoritmo. El comportamiento de este modelo no es totalmente lineal: Si se aumenta el número de procesadores a n y cada procesador tarda un tiempo t en procesar una ventana de datos, entonces al final de un ciclo del algoritmo tenderemos n ventanas de datos procesadas en nt unidades de tiempo. Esta afirmación no es exacta pues hay que considerar el tiempo de comunicación que es empleado para transmitir los datos y los resultados entre los diferentes procesadores, [8][40].

4.5 Visualización e Interfaz Gráfica de Usuario

La figura siguiente, Fig. 4.8, muestra las partes que constituyen el módulo de visualización.



Módulo de Visualización del sistema de flujometría Doppler
Figura 4.8

El módulo de visualización está compuesto de tres componentes principales:

- Interfaz Gráfica de usuario (GUI, Graphic User Interface, Interfaz Gráfica de Usuario)
- Parámetros de Despliegue
- Despliegue del Espectro y Elementos de Visualización

El componente GUI se encarga del control de todos los elementos gráficos (Widgets, representaciones gráficas tales como botones, ventanas, iconos, etc.) del sistema y de proporcionar una respuesta adecuada en caso de ser seleccionado alguno en particular.

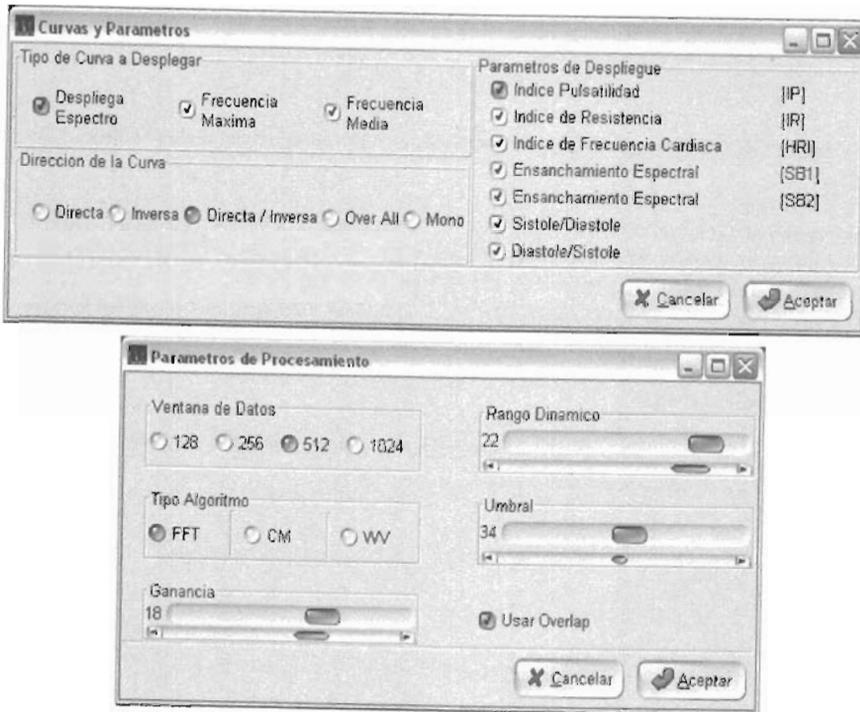
Otro de los componentes del módulo de visualización es el de Parámetros de Despliegue, el cual se encarga de la adquisición y el control de los diversos parámetros que pueden ser configurados en el sistema e inciden en un comportamiento particular en el despliegue del espectrograma.

Finalmente se encuentra el componente correspondiente al módulo de visualización que es el encargado del despliegue del espectrograma (descrito en el capítulo 2), el cual muestra de forma gráfica la evolución de la distribución de velocidades con respecto al tiempo y a la frecuencia, en donde la frecuencia se presenta en el eje de las ordenadas y el tiempo en el eje de las abscisas. Esto es realizado al desplegar el espectro de derecha a izquierda, y donde la intensidad en un punto

determinado del monitor indica la amplitud del espectro que es, por consecuencia, proporcional al número de dispersores sanguíneos moviéndose a una velocidad específica.

Se requiere que el sistema tenga la capacidad de adquirir, desplegar y procesar una ventana de datos en un tiempo aproximado a 10ms, que es el tiempo en que se considera que una señal Doppler puede comportarse como una señal WSS. Debe hacerse notar que el intervalo de tiempo de 10ms donde se considera a la señal casi estacionaria, depende también de la vena o arteria que es sujeto de estudio, [1][2].

El módulo de visualización también engloba a la interfaz gráfica de usuario, en donde se encuentran los diferentes parámetros que pueden ser definidos y los cuales generan un comportamiento específico reflejado en el sistema. La figura 4.9 presenta una imagen que muestra algunos de los parámetros utilizados.



Interfaz de captura de parámetros para el sistema de flujometría Doppler
Figura 4.9

Dentro de dichos parámetros se encuentra la fuente desde la cual los datos serán adquiridos, estos serán descritos en la siguiente sección. Otro parámetro configurable es el tamaño de la ventana de datos, la cual varía entre 256, 512, 1024 y 2048. Hay que remarcar que entre mayor sea el tamaño de la ventana, mejor será la información espectral obtenida ya que estaremos utilizando una mayor cantidad de información en la obtención del espectro para cada "línea" de tiempo de despliegue, sin embargo, la resolución en el tiempo será verdadera disminuida por la misma razón. La ganancia obtenida es otro factor que podemos variar. El ajuste de dicha ganancia es realizado particularmente a través de software y varía entre los 18 y los 36db. Si la señal contiene amplitudes muy pequeñas, podemos compensar su ganancia con este parámetro. Otro parámetro importante contenido en el sistema es el rango dinámico, el cual será tratado posteriormente en la sección de adquisición. Es posible desde la interfaz gráfica, elegir el tipo de algoritmo que deseamos utilizar para procesar la señal. A este respecto se han propuesto los siguientes métodos:

- Transformada Rápida de Fourier
- Covarianza Modificada
- Transformada de Wigner - Ville

Existen tres parámetros cuyo efecto incide exclusivamente en el despliegue del espectrograma, los cuales son:

- Número de ventanas de datos a procesar (1,2, etc.) que se procesarán y se desplegarán a un mismo tiempo: Esta opción permite aumentar el número de líneas a desplegar en un ciclo de despliegue obteniéndose un mejor desempeño gráfico
- Coordenadas del origen del espectrograma: Donde será colocado el espectrograma de acuerdo a la ubicación con respecto a la ventana
- Dimensiones del Espectrograma: Medido en número de píxeles, que tan alto y ancho puede ser el espectrograma

En la figura 4.10 se presenta un ejemplo de un espectrograma correspondiente a una arteria femoral muestreada a 22KHz y con una duración de 3.54 sec.



Ejemplo de despliegue del sistema de flujometría Doppler para una arteria Femoral
 Figura 4.10

V. Análisis de Resultados

V. Análisis de Resultados

- 5.1 Introducción
- 5.2 Análisis de Rendimiento
- 5.3 Espectrograma e Interfaz Gráfica de Usuario

5.1 Introducción

En este capítulo se muestran los diversos resultados de los experimentos realizados así como gráficas representativas del desempeño computacional de los algoritmos evaluados como una comparación entre ellos. Además, se presenta el despliegue tipo espectrograma junto con su interfaz gráfica de usuario mostrando las características que lo hace un sistema de procesamiento de señales Doppler en tiempo real.

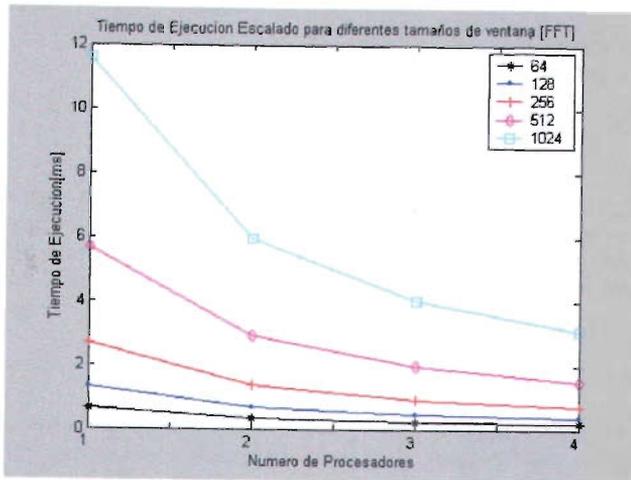
5.2 Análisis de Rendimiento

Debido a la naturaleza propia de este estudio, se ha podido observar el comportamiento de los diferentes algoritmos utilizados desde el punto de vista del desempeño computacional logrado en esta particular implementación

Como ya se mencionó en los capítulos anteriores y para presentar los resultados en perspectiva, se han realizado experimentos en una plataforma ASP-15, con cuatro procesadores tipo SHARC 21062 que cuentan con seis links de comunicación y 4Mbits de memoria cada uno. Los experimentos se han realizado al variar el tamaño de la ventana de datos y el número de procesadores con respecto a los diferentes algoritmos, además de presentar diversas medidas de desempeño en cada caso. En gran parte de las gráficas de desempeño en donde se presentan resultados de acuerdo al tiempo de ejecución, estos se muestran utilizando el tiempo de manera relativa de acuerdo al número de procesadores utilizados, a lo cual denominamos "tiempo escalado" para diferenciarlo del tiempo de ejecución "de pared" que corresponde a una medida de rendimiento de acuerdo al tiempo transcurrido desde que se inicia el procesamiento con un algoritmo hasta que termina, [40]. De cualquier forma, siempre se hará hincapié en el caso específico.

Se debe mencionar que para el caso específico del algoritmo de Covarianza Modificada, el orden del modelo con el cual se realizaron los diferentes experimentos se definió con un valor igual a 8, aunque de acuerdo a la literatura, [19], el orden experimental más adecuado se ha establecido con un valor igual a 6, sin embargo, también de acuerdo a [19], una subestimación del orden del modelo puede ocultar detalles importantes en la PSD, mientras que una sobreestimación en el orden del modelo no afecta de forma significativa a la PSD y sin embargo produce resultados muy cercanos a los valores reales teóricos. También se debe notar que el desempeño computacional del algoritmo de CM se ve incrementado de forma directa con respecto al incremento del orden del modelo.

En la figura 5.1 y la tabla 5.1, se presentan la gráfica y la tabla con los valores correspondiente al tiempo de ejecución escalado para el algoritmo basado en *Transformada Rápida de Fourier(FFT)*, [41] para diferentes tamaños de ventanas de datos, variando además el número de procesadores utilizados.



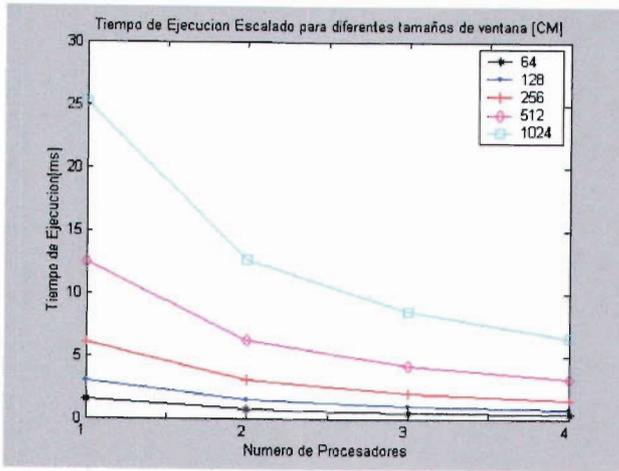
Tiempo de Ejecución Escalados para el Algoritmo basado en FFT para diferentes tamaños de ventanas
Figura 5.1

N	64	128	256	512	1024
1	0.6496	1.3255	2.6695	5.6628	11.5714
2	0.3421	0.6905	1.3833	2.9215	5.9591
3	0.2349	0.4698	0.9370	1.9731	4.0195
4	0.1816	0.3598	0.7148	1.5021	3.0572

Tiempos de Ejecución Escalados para el algoritmo basado en FFT
Tabla 5.1

De la figura 5.1, podemos inducir que conforme incrementamos el tamaño de la ventana de datos el tiempo de procesamiento se incrementa, lo cual es de esperarse, además podemos notar que al incrementar el número de procesadores utilizados, el tiempo de ejecución relativo se ve amortiguado aunque no de una manera lineal, ya que ningún algoritmo es factible de ser escalado a un cierto número de procesadores en donde se obtenga una respuesta ideal, esto debido a que otros factores influyen en el desempeño del algoritmo conforme vamos agregando más procesadores, de manera particular el tiempo de comunicación de datos entre los diferentes procesadores influye de forma directa y esto se ve reflejado en la gráfica. Por ejemplo, si tomamos el tiempo utilizado para procesar una ventana de datos de 64 datos en un procesador, el tiempo obtenido es de 0.6496 ms, si el escalamiento en el aumento del número de procesadores fuera lineal, para cuatro procesadores obtendríamos un tiempo de $0.6496 / 4 = 0.1624$ ms, el cual difiere con el tiempo mostrado en la tabla que corresponde a 0.1816 ms.

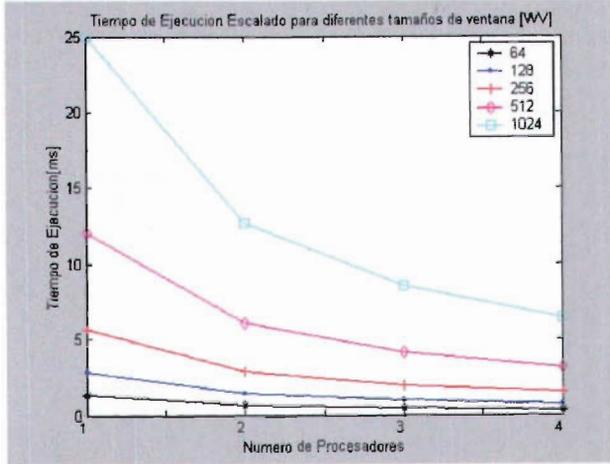
En la figura 5.2 y 5.3 y en las tablas 5.2 y 5.3, tenemos gráficas similares a la anterior pero para los algoritmos de *Covarianza Modificada(CM)* y *Wigner Ville(WV)* respectivamente. Se pueden enunciar comentarios similares para estas gráficas a los que fueron enunciados con respecto a los de la figura 5.1 y a la tabla 5.1. Hay que resaltar que los tiempos de ejecución para los algoritmos de *CM* y *WV* son mayores con respecto a los obtenidos por el algoritmo *FFT*, esto es debido a que la complejidad computacional del algoritmo de la *FFT* es de orden $O(n) = 2N \log_2(N)$, [6], mientras que los algoritmos de *CW* y *WV* tienen una complejidad d equivalente a $O(n) = N^2$, [4][33].



Tiempo de Ejecución Escalados para el Algoritmo basado en *CM* para diferentes tamaños de ventanas
Figura 5.2

N	64	128	256	512	1024
1	1.5012	3.0299	6.0794	12.4840	25.2150
2	0.7636	1.5344	3.0719	6.2998	12.7166
3	0.5160	1.0324	2.0628	4.2254	8.5246
4	0.3923	0.7817	1.5596	3.1913	6.4359

Tiempos de Ejecución Escaldos para el algoritmo basado en *CM*
Tabla 5.2

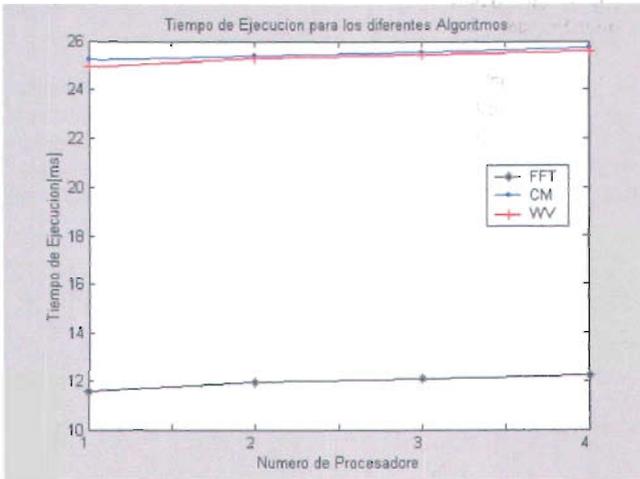


Tiempo de Ejecución Escalados para el Algoritmo basado en WV para diferentes tamaños de ventanas
 Figura 5.3

N	64	128	256	512	1024
1	1.3706	2.7922	5.6792	12.0563	24.9597
2	0.7024	1.4236	2.8879	6.1180	12.6529
3	0.4750	0.9586	1.9401	4.1042	8.4821
4	0.3617	0.7263	1.4675	3.1003	6.4040

Tiempos de Ejecución Escalados para el algoritmo basado en WV
 Tabla 5.3

En la figura 5.4 y la tabla 5.4 presentamos una gráfica que compara el tiempo de ejecución no escalado para los algoritmos FFT, CM y WV, para una ventana de datos de 1024 elementos.



Tiempo de Ejecución No escalados para los algoritmos basados en *FFT*, *CM* y *WV* para una ventana de datos de 1024 elementos
 Figura 5.4

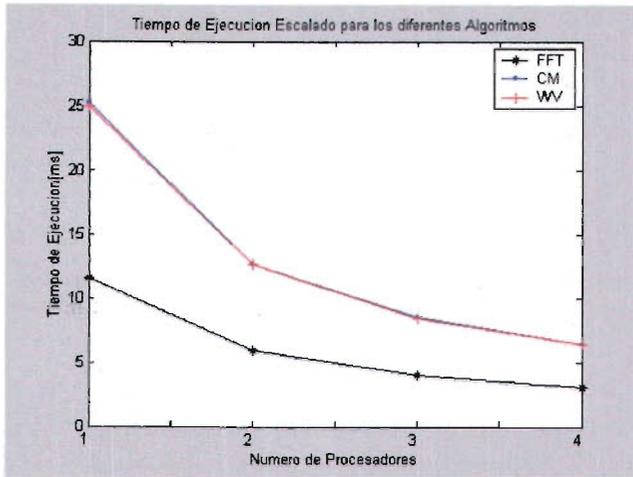
N	FFT	CM	WV
1	11.5714	25.215	24.9597
2	11.9182	25.4331	25.3057
3	12.0586	25.5738	25.4462
4	12.2286	25.7437	25.6161

Tiempos de Ejecución No Escaldos para los algoritmos basados en *FFT*, *CM* y *WV* para una ventana de datos de 1024 elementos
 Tabla 5.4

Se puede observar de acuerdo a la gráfica de la figura 5.4 y la tabla 5.4, que en la medida que se adicionan más procesadores al sistema, el tiempo de ejecución no escalado por ventana de datos procesada es reducido en un factor de aproximadamente $\frac{1}{n}$ donde n es el número de procesadores utilizados para procesar n ventanas de datos. Dicho de otra forma, con el modelo que se ha elegido para el presente trabajo (SPMD), si un procesador es agregado al sistema para procesar una nueva ventana de datos, entonces se incrementara la capacidad de procesamiento del sistema por unidad de tiempo. En teoría, si el tiempo requerido para procesar una ventana de datos en un

procesador es T , el tiempo requerido para procesar 2 ventanas de datos en dos procesadores sería T . A partir de las gráficas podemos ver que los datos experimentales difieren de la última proposición ya que en la gráfica 5.4 se muestran una tendencia “casi lineal”, esto es debido a que se debe tomar en cuenta el tiempo de comunicación invertido en comunicar los datos entre los diferentes procesadores y también entre la computadora “host”.

En la figura 5.5 y en la tabla 5.5, se presenta una gráfica similar pero utilizando los tiempos escalados. Esta versión proporciona otra visión de cómo influye el incremento de acuerdo al número de procesadores para un problema particular. Podemos inferir que conforme se aumenta el número de elementos de proceso, se reduce el tiempo de procesamiento relativo al número de ventanas de datos procesadas, y en consecuencia, obteniendo una mejora en el desempeño del sistema.



Tiempo de Ejecución Escalados para los algoritmos basados en *FFT*, *CM* y *WV* para una ventana de datos de 1024 elementos

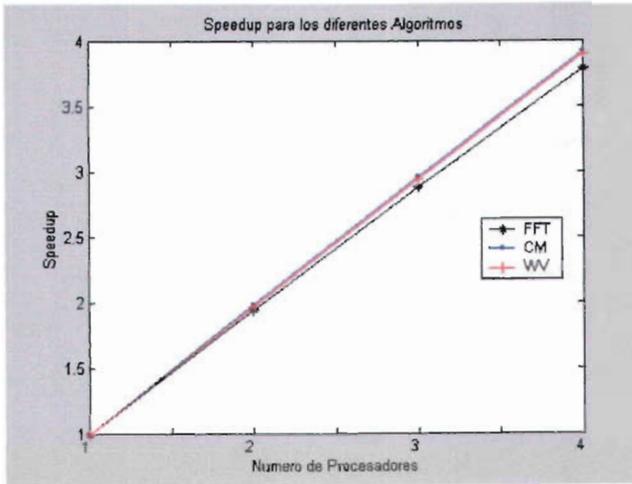
Figura 5.5

N	FFT	CM	WV
1	11.5714	25.2150	24.9597
2	5.9591	12.7166	12.6529
3	4.0195	8.5246	8.4821
4	3.0572	6.4359	6.4040

Tiempos de Ejecución Escaldos para los algoritmos basados en *FFT*, *CM* y *WV* para una ventana de datos de 1024 elementos

Tabla 5.5

En la figura 5.6 y la tabla 5.6 tenemos los valores correspondientes al Speed Up ($S_p = T_s / T_p$) como una medida comparativa del desempeño de los algoritmos basados en *FFT*, *CM* y *WV* con respecto al incremento en el número de procesadores manteniendo la ventana de datos fija en 1024 elementos. Esta gráfica nos muestra como se comporta el desempeño de cada algoritmo conforme se aumenta el número de procesadores. Se puede observar que el incremento del speed up para cada algoritmo es lineal, lo cual nos indica que el escalamiento debido a la adición de un mayor número de procesadores es muy alto. Se debe mencionar a partir de la tabla 5.6, que el incremento del speed up para los tres algoritmos es muy parecido (pero no igual). La razón de este comportamiento lo podemos deducir primero, de la misma definición del speed up, ya que lo que representa es la relación que existe entre el tiempo de ejecución de un algoritmo específico en un solo procesador con respecto al tiempo de ejecución del mismo para un número mayor de procesadores. En este caso y debido al esquema de paralelismo elegido (SPMD) esto se hace más patente. Segundo, del hecho que el speed up para los tres algoritmos esa siendo medido en la misma plataforma de hardware y con el mismo incremento en el número de procesadores.



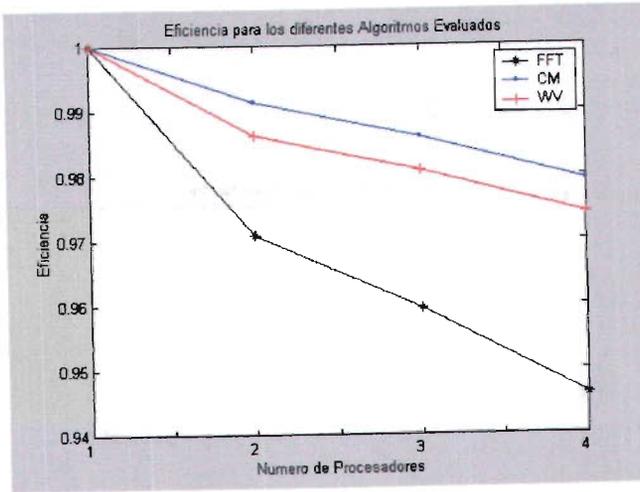
Comparación del Speed Up entre los Algoritmos basados en *FFT*, *CM* y *WV* considerando una ventana de datos de 1024 elementos

Figura 5.6

N	FFT	CM	WV
1	1.0000	1.0000	1.0000
2	1.9418	1.9828	1.9727
3	2.8788	2.9579	2.9426
4	3.7850	3.9179	3.8975

Speed Up para los algoritmo basados en *FFT*, *CM* y *WV*
Tabla 5.6

En la figura 5.7 y la tabla 5.7 se presentan las figuras comparativas de la eficiencia ($E_p = S_p / N$) con respecto a los tiempos de ejecución para los algoritmos *FFT*, *CM* y *WV*. Con motivos de comparación, se ha utilizado una ventana de tamaño de 1024 elementos. Se puede observar que el algoritmo *FFT* tiene una mayor eficiencia que *CM* y *WV*. También podemos notar que la eficiencia entre los algoritmos *CM* y *WV* es muy similar; algorítmicamente ambos algoritmos son muy diferentes aunque su complejidad computacional es muy similar ($O(n) = N^2$).



Eficiencia comparativa entre los Algoritmos basados en *FFT*, *CM* y *WV* considerando una ventana de datos de 1024 elementos
Figura 5.7

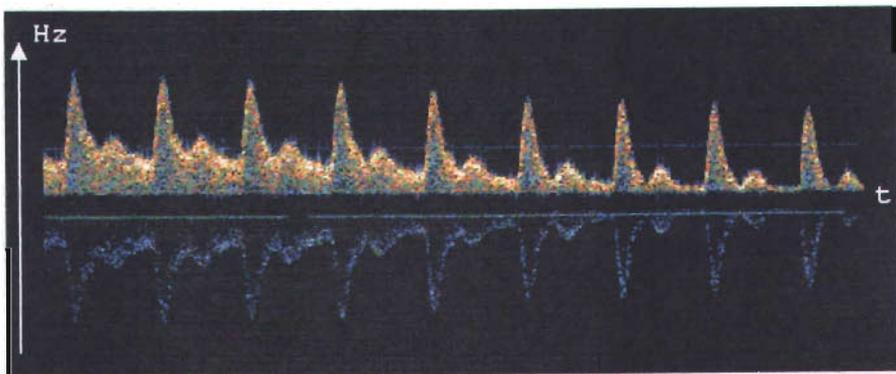
N	FFT	CM	WV
1	1.0000	1.0000	1.0000
2	0.9709	0.9914	0.9863
3	0.9596	0.9860	0.9809
4	0.9463	0.9795	0.9744

Eficiencia para los algoritmos basados en *FFT*, *CM* y *WV*
Tabla 5.7

5.3 Espectrograma e Interfaz Gráfica de Usuario

En esta sección se presentan algunos resultados correspondientes a ejemplos de espectrogramas obtenidos por medio de la interfaz gráfica de usuario construida para el presente trabajo. Se han utilizado los diversos algoritmos ya mencionados en capítulos anteriores y estos se han conjuntado a través de una interfaz gráfica de usuario.

En la figura 5.8 se muestra el espectrograma para una arteria carótida.



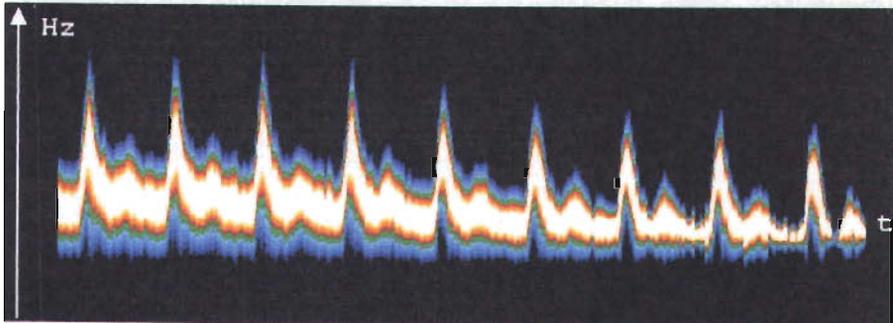
Espectrograma que muestra la señal de una arteria carótida
Utilizando un método basado en *FFT*
Figura 5.8

La señal presentada en la figura 5.8 corresponde a una señal compuesta de dos canales, cada uno con una resolución de 16 bits. La frecuencia a la que la señal se ha muestreado es de 22050Hz y tiene una duración de 5.47seg. El tamaño de la ventana de datos utilizada es de 512 elementos. Para obtener el espectrograma de esta señal se utilizó un algoritmo basado en *FFT*. Para suavizar la curva y reducir la varianza del espectrograma, se ha realizado una superposición al momento de calcular el espectrograma de la señal (ver sección 3.2.2 y [6]). Se puede observar en la figura 5.8 varios ciclos de la señal así como un "fantasma" en la parte inferior de la figura, esto debido al método de cómo la señal fue adquirida y al método utilizado para procesarla.

Es motivo de investigación el uso de nuevos algoritmos utilizados en la detección temprana no invasiva de padecimientos vasculares, [1][2], esto debido a que los equipos comerciales implementan el análisis en frecuencia de las señales de flujo sanguíneo únicamente con métodos basados en Transformada de Fourier.

Los espectrogramas presentados a partir de la Transformada de Fourier de las señales ultrasónicas están limitados en su resolución en frecuencia y en la precisión de sus amplitudes debido al limitado tiempo de observación. El tiempo de observación debe ser limitado debido a que la velocidad de observación puede ser considerada como estacionaria en el intervalo de 5 a 20ms [1][2][3]. Esto hace aun más impreciso la estimación del espectro calculado ya que una ventana con esta duración es multiplicada por los datos. La transformada de Fourier es realizada asumiendo que los datos fuera de la ventana son ceros (una señal limitada en energía) o periódicas (limitada en potencia). Los "lóbulos" laterales de la ventana (componentes de alta frecuencia y sus armónicas que ocurren en los límites de la venta de datos, [11]) dejan "filtrar" parte de la energía de la señal a otras partes del espectro, lo cual puede ocultar detalles importantes del mismo. Esto se debe a que la señal es adquirida en fragmentos de datos consecutivos, y en consecuencia es como si se estuviera multiplicando a la señal por una ventana rectangular.

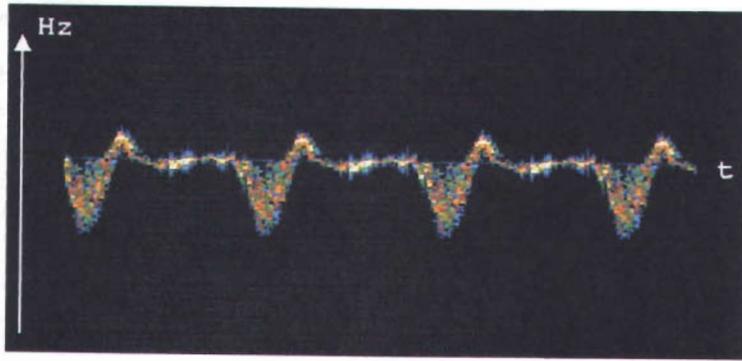
En la figura 5.9 tenemos la misma señal de la figura 5.8, a la cual se le a calculado su espectrograma con un método basado en *CM*.



Espectrograma que muestra la señal de una arteria carótida
Utilizando un método basado en *CM*
Figura 5.9

Al igual que en la figura 5.8, se a utilizado un algoritmo de promediación a momento de calcular el espectro de la señal. De la figura 5.9, podemos observar, desde un punto de vista cualitativo, como los colores del espectrograma (que representan una cantidad de potencia determinada) con respecto a las diferentes frecuencias son más homogéneas en comparación al espectro presentado en la figura 5.8. También se puede observar que el "fantasma" de la parte inferior de la figura 5.8 no se presenta en la figura 5.9.

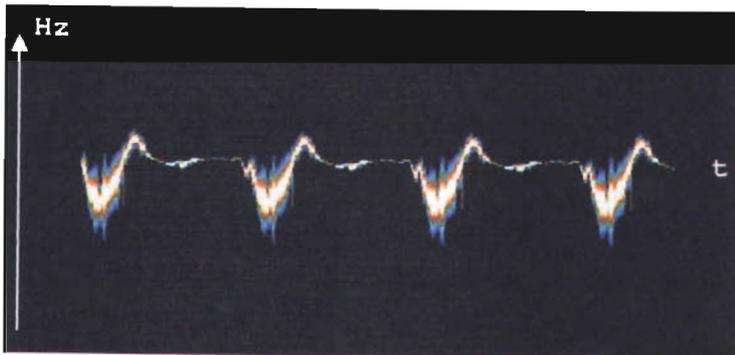
En la figura 5.10 y 5.11 se muestran otros ejemplo comparativos de señales Doppler procesadas con los algoritmos basados en *FFT* y en *CM*, para una arteria femoral.



Espectrograma que muestra la señal de una arteria femoral
Utilizando un método basado en *FFT*
Figura 5.10

La señal presentada en la figura 5.10 es una señal obtenida de una arteria femoral compuesta de dos canales con una resolución de 16bits por cada canal y una duración de 3.54seg muestreada a una frecuencia de 22050Hz.

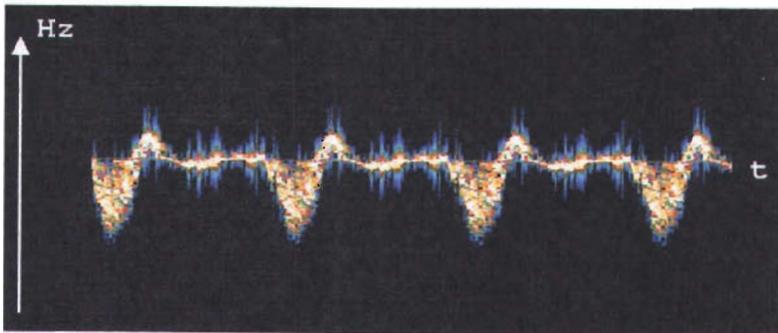
Se puede observar que en la arteria femoral el flujo sanguíneo ocurre en ambas direcciones, esto debido a que existe un reflujo cuando ocurre la sístole en cada intervalo del pulso cardiaco. En la figura 5.11 se muestra la misma señal utilizando un algoritmo basado en *CM*.



Espectrograma que muestra la señal de una arteria femoral
Utilizando un método basado en *CM*
Figura 5.11

Podemos observar en la figura 5.11 que la distribución de potencias (colores) con respecto a las diferentes frecuencias, son más homogéneos a diferencia del espectrograma presentado por el método basado en *FFT*, mostrado en la figura 5.10. La interpretación que podemos enunciar con base a estos resultados es que con el método de *CM* se obtiene una menor variabilidad de la distribución de potencia con respecto a la frecuencia y al tiempo. Dichos tópicos han sido discutidos en el presente trabajo (ver secciones 2.2.4, 3.3, 3.4).

Otro de los métodos estudiados en este trabajo es el de las distribuciones tiempo frecuencia, en específico en método basado en la distribución de *WV*. En la figura 5.12 se presenta la misma señal femoral utilizada en las figuras 5.10 y 5.11 ahora utilizando este método.



Espectrograma que muestra la señal de una arteria femoral
Utilizando un método basado en *WV*
Figura 5.12

De la figura 5.12 se puede observar que la distribución de potencias con respecto a las frecuencias es más homogénea en comparación con el método basado en *FFT* pero más dispersa que en el basado en *CM*. Debemos hacer notar que los comentarios comparativos con respecto a los diferentes algoritmos, están basados únicamente en la apreciación de los resultados y por lo mismo no se puede realizar ninguna afirmación desde el punto de vista médico en la comparación cualitativa de los diversos métodos utilizados para estimar el espectro de una señal, en todo caso, esta es una labor que deberá ser realizada en conjunción con especialistas médicos.

VI. Conclusiones

VI. Conclusiones

- 6.1 Conclusiones
- 6.2 Trabajo Futuro

6.1 Conclusiones

A partir del trabajo desarrollado se desprenden las siguientes conclusiones:

- Se estudiaron y desarrollaron en una plataforma de cómputo paralelo, tres tipos de algoritmos de estimación espectral. Estos algoritmos están basados en:
 - Transformada de Fourier
 - Un método paramétrico Auto-Regresivo: Covarianza Modificada
 - Una distribución Tiempo-Frecuencia: Wigner-Ville

- Se llevó a cabo la implementación de los algoritmos de estimación espectral desarrollados en una arquitectura de alto desempeño basada en procesadores tipo DSP, evaluándose diferentes métricas de desempeño para un número variable de longitudes de ventanas de datos y procesadores. Desde el punto de vista del tiempo de ejecución, de los tres algoritmos evaluados, el que obtuvo un mejor desempeño fue el algoritmo basado en transformada rápida de Fourier. A continuación se encuentran el algoritmo basado en tiempo frecuencia (Wigner-Ville) y después el basado en un método paramétrico (Covarianza Modificada). Esto se muestra a partir de las gráficas de las figuras 5.4 y 5.5 y de las tablas 5.4 y 5.5. Debemos recordar que el orden del modelo elegido para el algoritmo CM influye en el desempeño del algoritmo. Desde el punto de vista del Speed Up, podemos observar que los tres algoritmos tienen un comportamiento muy similar y su desempeño se escala de manera lineal con respecto al incremento en el número de procesadores; en este caso podemos ver que para los experimentos realizados, el tiempo de comunicación entre los diversos procesadores no representa un parámetro que influya de forma preponderante en las curvas de desempeño.

- Se ha podido observar que al utilizar los algoritmos de estimación espectral para diferentes tipos de señales Doppler de ultrasonido, se ha obtenido una mejora significativa en la resolución en frecuencia para los casos de covarianza modificada y Wigner-Ville con respecto al método clásico de Transformada de Fourier. En el DISCA se han comenzado a realizar ciertos estudios con el objetivo de comparar la influencia que tendrían estos métodos, en alternativa al de Transformada de Fourier, en la obtención de ciertos índices y curvas que ayudan al médico en la emisión de un diagnóstico. Como consecuencia se puede prever que dicho diagnóstico médico basado en estos resultados, podría ser más confiable en la detección temprana de alguna clase de padecimiento.

- Se han desarrollado todos los componentes de software que comprende un sistema de Flujoimetría Doppler, que permite adquirir, procesar y desplegar en tiempo real el contenido espectral de un conjunto de señales Doppler de ultrasonido; desde los algoritmos de procesamiento hasta la interfase gráfica de usuario, así como diversos componentes como los que corresponden a la adquisición de señales, manipulación de archivos, estructuras de datos para apoyo de los diversos módulos, diseño de interfases que permiten el acoplamiento transparente de los módulos existentes y de otros que se planean adicionar en el futuro. El sistema fue desarrollado en lenguaje C++/C, OpenGL y GTK, lo cual brinda una muy alta portabilidad, permitiendo su implementación en otros ambientes con un mínimo de esfuerzo. Este sistema se considera como una piedra angular para un sistema completo (Hardware/Software) utilizado tanto con fines de investigación así como en pruebas de campo en un hospital de especialidades, esto con el fin de validar los resultados obtenidos contra datos reales generados directamente de pacientes con una problemática particular. Como una estadística muy básica con fines de realizar una estimación de la complejidad y tamaño del sistema, podemos mencionar que este sistema es comprendido por 247 archivos de código que suman un total de 23,625 líneas de código.

**ESTA TESIS NO SALE
DE LA BIBLIOTECA**

6.2 Trabajo Futuro

El trabajo realizado en esta tesis constituye la base para continuar una serie de acciones en la línea de investigación de flujometría Doppler ultrasónica. A continuación se presentan algunas de las directrices que comprenden el trabajo futuro.

- Explorar algoritmos de estimación espectral alternativos que puedan brindar mejoras en la resolución en frecuencia, tales como los basados en distribuciones Tiempo -Frecuencia (Born-Jordan, Bessel, etc.) y algoritmos basados en wavelets (Haar, etc.).
- Explorar otras arquitecturas computacionales de alto desempeño para la implementación de los algoritmos desarrollados, tales como: Plataformas SMP (Symmetric Multi Processing, Multiprocesamiento Simétrico).
- Extender la funcionalidad de la Interfaz gráfica para que sea capaz de manejar un mayor número de parámetros asociados con el procesamiento de la señal y el despliegue de su espectrograma, tales como índice de pulsatilidad, índice de resistencia, curva de velocidad máxima, curva de velocidad media, entre otros.
- Extender la funcionalidad del sistema Doppler continuo, para que sea capaz de manejar un sistema Doppler ultrasónico pulsado, el cual se encuentra en desarrollo.

Bibliografía

- [1] David H. Evans, W. Norman McDicken, Doppler Ultrasound, Physics, Instrumentation and Signal Processing, 2ed., John Wiley & Sons, LTD
- [2] Jørgen Arendt Jensen, Estimation of Blood Velocities Using Ultrasound, A signal Processing Approach, Cambridge
- [3] Fish, Peter, Physics and instrumentation of Diagnostic Medical Ultrasound, John Wiley & Sons, 1990
- [4] Steven M. Kay, Modern Spectral Estimation, Theory and Application, Prentice Hall, 1988
- [5] Henry Stark, John W. Woods, Probability and Random Process with Applications to Signal Processing, 3ed, Prentice Hall
- [6] John G. Proakis, Dimitris G. Manolakis, Digital Signal Processing, Principles, Algorithms & Applications, 3ed, Prentice Hall
- [7] Dimitris G. Manolakis, Vinay K. Ingle, Stephen M. Kogon, Statistical & Adaptive Signal Processing, Spectral Estimation, Signal Modeling, Adaptive Filtering and Array Processing, McGraw Hill
- [8] David E. Culler, Jaswinder Pal Singh, with Anoop Gupta, Parallel Computer Architecture, A Hardware/Software Approach, Morgan Kaufmann
- [9] Time Frequency Analysis, Leon Cohen, Prentice Hall
- [10] ASP-15, User Manual, Document reference M93 M901, Transtech DSP, 1999
- [11]. Discrete Time Signal Processing, 2ed. Oppenheim, Alan V., Schaffer, Ronald W, Prentice Hall, 1999
- [12] Signals and Systems 2ed. Oppenheim, Alan V, Willsky S. Alan, Hamid Nawab S., Prentice Hall, 1997
- [13] Leon Cohen, Time-Frequency Distribution – A Review, Proceedings of the IEEE, vol. 77, No. 7, July 1989
- [14] Coghlan BA, Taylor MG. Directional Doppler Techniques for detection of blood velocities. Ultrasound in Medicine and Biology, 2:381 – 386, 1976
- [15] P.J. Vaitukus, R.S.C. Cobbold, A comparative study and assessment of Doppler ultrasound spectral estimation techniques Part I: Estimation methods. Ultrasound in Medicine and Biology, vol 14, No. 8, pp 661 – 672, March 1988
- [16] P.J. Vaitukus, R.S.C. Cobbold, A comparative study and assessment of Doppler ultrasound spectral estimation techniques Part II: Methods and Results. Ultrasound in Medicine and Biology, vol 14, No. 8, pp 673 – 688, March 1988

- [17] Larry Y. L. Mo, Richard S.C. Cobbold, A Nonstationary Signal Simulation Model for Continuous Wave and Pulsed Doppler Ultrasound. IEEE Transactions on ultrasonics, ferroelectrics and frequency control, vol. 36, No. 5, September 1989
- [18] Larry Y. L. Mo, Richard S.C. Cobbold, A Unified Approach to modeling the backscattered Doppler ultrasound from blood, IEEE Transaction in Biomedical Engineering vol. 39, pp 450 – 461, 1992
- [19] David H. Evans, F. S. Schlindwein, Selection of the order of Autoregressive Models for Spectral Analysis of Doppler Ultrasound Signals. Ultrasound in Medicine and Biology, vol. 16, No. 1, pp 81 - 91, 1990
- [20] Kay Steve M., Marple Steve. L., Spectrum Analysis – a modern perspective, Proceedings of the IEEE vol. 69, p 1380 – 1419, 1981
- [21] Ruano M. G., Nocetti D. F. G., Fish P. J., Fleming P. J., Alternative parallel implementation of an AR-modified covariance spectral estimator for diagnostic ultrasonic blood flow studies. Parallel Computing vol 19, pp 463 – 476, 1993
- [22] Willink Robin, David H. Evans, Statistical Bias and Variance in Blood Flow Estimation by Spectral Analysis of Doppler Signals, Ultrasound in Medicine and Biology, vol. 21, No. 1, pp 919 - 935, 1995
- [23] Cohen Leon, Time – Frequency Distributions – A Review, Proceedings of the IEEE, vol. 77, No 7, July 1989
- [24] Wigner E. P., On the Quantum Correction for Thermodynamic Equilibrium. Physics Review, vol 40, pp 749 – 759, 1932
http://prola.aps.org/abstract/PR/v40/i5/p749_1
- [25] Fan Lingke, Evans H. David, Extracting Instantaneous Mean Frequency Information from Doppler Signals using the Wigner Distribution Function, Ultrasound in Medicine and Biology, vol 20, No. 5, pp 429 – 443, 1994
- [26] F. Garcia Nocetti F., J. Solano Gonzalez, E. Rubio Acosta, E. Moreno Hernandez, High Performance Computing of Time Frequency Distributions for Doppler Ultrasound Signal Analysis, IFAC, 15th Triennial World Congress, Barcelona Spain, July 21 – 26, 2002
- [27] Flynn M. J., Some Computer organization and Their Effectiveness, IEEE Transactions on Computing C-21, September, pp: 948-960, 1972
- [28] Madeira, M.M; Bellis, S. J., Beltran, L. A., Solano, I.; Garcia Nocetti, D.F.; Marnane, W. P.; Tokhi, M.O.; Ruano, M.G.
 "High Performance Computing for Real Time Spectral Estimation", IFAC Journal Control Engineering Practice, Año 1999, Volume 7, pages. 679-686

- [29] Madeira, M.M; Beltran, L. A., Solano, I.; Garcia Nocetti, D.F.; Tokhi, M.O.; Ruano, M.G. "HighPerformance Real-Time Implementacion of a Spectral Estimator", 5th. IFAC Workshop on Algorithms and Architectures for Real-Time Control. AARTC'98, Cancún, Mexico, Abrii 1998, pags. 215-219
- [30] <http://www.borg.com/~jglatt/tech/wave.htm>
- [31] SHARCPAC-A1 User manual, document number 5000-00420, revision 1.10, june 1998
- [32] ASP SHARC Handbook. Document reference M7 13b,Transtech DSP, 1998
- [33] Ernesto Rubio Acosta, Diseño e implementación de Algoritmos Paralelos para Métodos de Estimación Espectral, Tesis, Noviembre 2000
- [34] Digital Signal Processing. A Computer Based Approach 2ed, Sanjit K. Mitra, McGraw Hill, 2001
- [35] Advanced Digital Signal Processing and Noise Reduction, 2ed, Saeed V. Vaseghi, Jhon Wiley & Sons, 2000
- [36] García Nocetti, D.F.; Solano González, I.; Rubio Acosta, E.; Moreno Hernández E. "Parallel Processing in Time-Frequency Distributions for Signal Analysis ", 6th Conference on Biomedical Engineering, BioEng'2001, Faro, Portugal, Junio 2001.
- [37] F. García, E. Moreno, I. Solano, M. Barragán, A. Sotomayor, M. Fuentes "Sistema Doppler Bidireccional para Medición de Flujo Sanguíneo basado en una Arquitectura Abierta". Revista Mexicana de Ingeniería Biomédica. Vol. XXIV, Num 2, Septiembre 2003.
- [38] Operating Systems, Internals and Design Principles, Stallings, William, 3ed, 1999., Prentice Hall
- [39] Computer Organization And Design, the Hardware / Software Interface, 2ed, David. A. Patterson, Jhon L. Henessy, Morgan Kaufman, 1998
- [40] Parallel Processing Course,, Department of Computer Science, University of Cardiff, www.cs.cf.ac.uk/Parallel/Year2
- [41] FFTPACK, Paul N. Swarztrauber at the National Center for Atmospheric Research in Boulder, CO USA. Project sponsored by the national science foundation. www.netlib.org/fftpack

Glosario

Autocorrelación: La función de correlación y su transformada de Fourier, la PSD, son usadas en la modelación e identificación de patrones y estructuras en el procesamiento de señales. La función de autocorrelación de un proceso aleatorio $X(m)$, denotada por $r_{xx}(m_1, m_2)$ esta definida como:

$$r_{xx}(m_1, m_2) = E[x(m_1)x(m_2)] = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} x(m_1)x(m_2) f_{X(m_1), X(m_2)}(x(m_1), x(m_2)) dx(m_1) d(m_2)$$

La función de autocorrelación: $r_{xx}(m_1, m_2)$ es una medida de la similaridad, o de la relación mutua, de los resultados del proceso X en los instantes de tiempo m_1 y m_2 . Si los resultados del proceso aleatorio en el tiempo m_1 no tienen relación alguna al mismo en el tiempo m_2 , entonces $X(m_1)$ y $X(m_2)$ se dice que son procesos independientes o no relacionados y por tanto $r_{xx}(m_1, m_2) = 0$. Para un proceso WSS, la función de autocorrelación es invariante en el tiempo y depende de la diferencia $m = m_1 - m_2$.

CW (Continuous Wave Doppler, Doppler de Onda Continua) : La señal Doppler es emitida de forma continua.

Densidad Espectral de potencia (Power Spectral Density, PSD): En la literatura en inglés también se le conoce como "Power Spectrum" o como "Power Density Spectrum" [6][11] La PSD nos indica como la potencia de una señal es distribuida entre sus diferentes componentes de frecuencia.

DSP (Digital Signal Processing, Procesador Digital de Señales): Procesador de propósito específico optimizado para el procesamiento de Señales digitales

MSE (Mean Square Error, Error Medio Cuadrático): Una forma de medir la calidad de un estimador de parámetros escalares es a través de MSE definido como:

$$MSE = E\{[\hat{\theta} - \theta]^2\}$$

MSE a su vez puede ser descompuesto en la suma del estimador "Varianza" y el estimador "Bias":

$$MSE = E\{[\hat{\theta} - E\{\hat{\theta}\}]^2\} + \{E\{\hat{\theta}\} - \theta\}^2$$

Operador de Expectación o valor medio: Es una de las operaciones más importantes en la teoría de variables aleatorias. Este es generalmente usado para describir varios promedios estadísticos y también es requerido en la teoría de estimación. Este está definido por:

$$E\{x(\xi)\} = \xi(x) = \mu_x = \begin{cases} \sum_k x_k p_k \\ \int_{-\infty}^{\infty} x f_x(x) dx \end{cases}$$

donde $f_x(x)$ es la función de densidad de probabilidad (pdf, probability density function).

Orden de Perfil: El orden del perfil es representado por p_0 y representa la forma que tiene el perfil de velocidad media para un determinado flujo. Este parámetro es utilizado en la siguiente fórmula: $v(r) = v_0 \left(1 - \left(\frac{r}{R}\right)^{p_0}\right)$, la cual modela la forma de dicho perfil.

PE (Processing Element, Elemento de Procesamiento): Procesador, microprocesador o computadora que constituye un elemento de procesamiento (o Nodo de procesamiento) en un sistema de cómputo paralelo

Planificación de Procesos (Scheduling): Asignación de los Procesos a los diferentes procesadores, ya sea de manera automática (por medio del sistema operativo) o de forma manual (el usuario / programador / diseñador decide como asignar las distintas tareas a los procesadores disponibles así como la tarea del balance de cargas).

Proceso Estacionario (No Estacionario): Un proceso es estacionario si los parámetros de probabilidad del modelo del proceso son invariantes en el tiempo. La propiedad estacionariedad implica que todos los parámetros, tales como la media, la varianza, la composición espectral de potencia y los momentos de alto orden del proceso son invariantes en el tiempo. De otra manera el proceso es considerado como No Estacionario.

Proceso Estacionario en el Sentido Estricto (Strict Sense Stationary Process, SSS): Un proceso aleatorio es SSS si todas sus distribuciones y parámetros estadísticos no varían con el tiempo.

Proceso Casi Estacionario en el Sentido Amplio (Wide-Sense Stationary Process, WSS): Una forma menos restrictiva para un proceso estacionario es el conocido como WSS. Un proceso se dice que es WSS si su media y su función de autocorrelación varían con el tiempo.

PW (Pulse Wave Doppler, Doppler de Onda Pulsada): La señal Doppler es emitida mediante pulsos de una duración determinada, siendo posible conocer la profundidad a la cual se puede encontrar un objetivo determinado.

Ruido Blanco: (WN, White Noise). El termino ruido blanco es utilizado para enfatizar que todas la frecuencias contribuyen en la misma proporción de potencia, como es el caso de la luz blanca. la cual es obtenida al mezclar todos los posibles colores en la misma cantidad. Si adicionalmente a esto la PDF de $X(n)$ es Gaussiana, entonces el proceso es llamado (de segundo orden) proceso ruido gaussiano blanco.

SHARC (Super Harvard Architecture, Arquietectura Super Harvard): Procesador cuya características particulares es que puede acceder a dos bancos de memoria diferentes en un mismo ciclo de reloj y contiene varias unidades de ejecución paralela (unidad de punto fijo, unidad de punto flotante, dos generadores de direcciones independientes, una para cada banco de memoria).

Varianza y Bias (Sesgo): En la segunda ecuación de la definición de MSE, el primer término es la varianza, la cual mide la variabilidad que existe en los datos con respecto a la media estadística, mientras que el segundo es el cuadrado del estimador bias, el cual está definido como:

$$B(\theta) = \hat{\xi}(\theta) - \theta$$

Bias mide la desviación promedio del estimador del valor real. El estimador se dice que es "unbiased" si $B(\theta) = 0$ para toda θ . En tal caso, MSE se reduce a la varianza realizando pequeñas modificaciones al estimador (usualmente un escalamiento) pero solo un incremento de N permitirá que ambos estimadores sean reducidos simultáneamente.

Wigner-Ville Distribution (WVD): Distribución Tiempo frecuencia de Wigner-Ville