

UAM-I
CBI

✓ UN ENFOQUE ESTOCÁSTICO EN EL ANÁLISIS
DE SEÑALES IMPEDANCIMÉTRICAS PARA LA
EVALUACIÓN DEL GASTO CARDIACO.

✓ TOMÁS ALJAMA CORRALES.

✓ TESIS DE MAESTRÍA^{en} ING. BIOMÉDICA
✓ JULIO 1989.

ASESOR:

✓ M.en C. MIGUEL CADENA MENDEZ.

SINODALES:

M.en C. MIGUEL CADENA MENDEZ.

M.en C. CAUPOLICAN MUÑOZ GAMBOA.

ING.DIPL.ENRIQUE HERNANDEZ MATOS.

INDICE

I.- INTRODUCCION.....	1
II.- PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA.....	4
III.- OBJETIVOS.....	7
IV.- ANTECEDENTES.....	8
IV.1.- Impedancimetría transtorácica en la evaluación de variables fisiológicas.....	8
IV.2.- El procesamiento estocástico como una alternati- va en el análisis de señales fisiológicas.....	16
IV.2.1.- Predicción lineal en el análisis de señales electrofisiológicas.....	18
V.- APLICACION DE LOS MODELOS DE PREDICCIÓN LINEAL EN SEÑALES IMPEDANCIMÉTRICAS.....	27
VI.- METODOLOGIA.....	32
VI.1.- Adquisición de señales impedancimétricas y eva- luación del gasto cardiaco (Fick) en sujetos en reposo y sometidos al ejercicio.....	32
VI.2.- Metodología para el modelaje de la señal impe- dancimétrica por predicción lineal.....	38
VII.- PRESENTACION DE RESULTADOS.....	40
VIII.- DISCUSION Y CONCLUSIONES.....	51
IX.- BIBLIOGRAFIA.....	57
X.- APENDICES.	
A.- Técnica de pletismografía impedancimétrica....	61
B.- Identificación de sistemas lineales por pre- dicción lineal.....	64
C.- Método indirecto de Fick.....	74
D.- Programación para el cálculo de los coeficientes de predicción lineal.....	77

I.- INTRODUCCION:

En general el diagnóstico médico se basa en los síntomas que reporta el paciente y en los valores que presentan diversas variables fisiológicas del cuerpo humano. Particularmente las variables relacionadas con la actividad del corazón se han estudiado principalmente en base a los eventos eléctricos que se originan durante el ciclo cardiaco. Como una alternativa en el presente trabajo se evalúa la variable fisiológica conocida como gasto cardiaco, que estudia directamente la actividad mecánica del corazón, mediante la detección y el procesamiento estocástico de la señal impedancimétrica transtorácica.

De entre las variables fisiológicas de interés , en la clínica y en la investigación, se encuentra el gasto cardiaco ya que es uno de los indicadores principales en la valoración funcional del sistema cardiovascular. La medición del gasto cardiaco no es un procedimiento sencillo, actualmente existen varios métodos para su evaluación. Por una parte se tienen los llamados métodos invasivos como el método de Fick y el de dilución y por otra los métodos no-invasivos como el de ultrasonido diagnóstico, los de medicina nuclear y , de especial interés para los propósitos del presente trabajo, el de impedancimetría transtorácica.

Los primeros trabajos realizados con la técnica de impedancimetría transtorácica fueron motivados por los programas de exploración espacial en 1969. Donde la ventaja principal que presentaba el método es que permitía libertad de movimiento para los sujetos en observación (1). Sin embargo, simultáneamente diversos investigadores clínicos hacían notar que esta técnica tenía serias dificultades en su correlación con el método patrón de Fick. Lo cual originó diferentes trabajos que cuestionaron el modelo teórico propuesto y generaron escepticismo para utilizar esta técnica en el campo clínico.

En los trabajos, hasta hoy en día reportados en la literatura, relativos a la utilización de la técnica impedancimétrica en la evaluación del gasto cardíaco se ha efectuado un procesamiento de la señal fundamentalmente del tipo determinístico (2). Contrariamente, en este trabajo se propone realizar la medición del gasto cardíaco a partir de un tratamiento estocástico de las señales impedancimétricas que nos permita involucrar el carácter aleatorio implícito en cualquier evento biológico y en cualquier proceso de medición.

El tratamiento estocástico de la señal impedancimétrica aquí realizado se efectúa utilizando la herramienta matemática conocida como predictor lineal (3). En general, la predicción lineal es una técnica de reducción de datos y en particular, en este trabajo, se desarrolla un modelo autorregresivo de únicamente polos (modelo AR).

La técnica de predicción lineal permite establecer una relación entre los coeficientes que caracterizan a la señal de impedancia con los valores de gasto cardiaco obtenidos a partir de una técnica patrón, como lo es la técnica indirecta de Fick por CO₂.

Los resultados obtenidos reflejan la necesidad de proponer nuevas técnicas de procesamiento, como las técnicas de reconocimiento de patrones, las cuales pueden proporcionar una visión más amplia de las futuras aplicaciones de la técnica de impedancimetría transtoráica en el diagnóstico y pronóstico de enfermedades cardiovasculares.

II.- PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA:

La valoración del gasto cardiaco utilizando la técnica de impedancimetría transtorácica ha generado interés durante varias décadas. Sin embargo, si en este momento analizamos el estado del arte de la técnica de medición del gasto cardiaco por impedancia, encontramos que no ha sido totalmente aceptada como herramienta en el campo clínico y que además no existe una teoría lo suficientemente sólida(4). Lo anterior ha originado, entre otras preguntas, las siguientes:

- a) ¿Porque siendo una técnica de fácil aplicación y bajo costo, no es aceptada en el campo clínico?.
- b) ¿Es la falta de calibración en términos absolutos, debido a la falta de especificidad de la técnica, el mayor obstáculo?.
- c) ¿Se puede utilizar la técnica impedancimétrica con una calibración relativa?.
- d) ¿Es posible obtener un modelo general de impedancia para cualquier volumen biológico?.
- e) ¿Existe en general falta de rigor en la metodología de la técnica impedancimétrica?.
- f) ¿Que papel juega la información de fase?.

Si se analizan los resultados que se reportan en los diferentes trabajos de investigación (5,6,7), se puede decir

que la técnica impedancimétrica no ha sido aceptada clínicamente debido a la inconsistencia de los factores de correlación obtenidos en trabajos comparativos con técnicas patrón. Estos factores se encontraron que variaron desde $r=0.26$, sujetos con diferentes padecimientos cardiológicos (5), hasta $r=0.92$, estudios realizados en sujetos normales (8). Con la particularidad adicional que se requieren factores de corrección, sobre los resultados, en algunos de los estudios realizados.

Probablemente los bajos factores de correlación obtenidos en estudios con sujetos que presentan algún padecimiento cardiaco se deben a alteraciones en la morfología de la señal impedancimétrica.

Un enfoque diferente en el análisis de la morfología, en el presente trabajo, permite proponer una posible clasificación de la señal impedancimétrica para la detección de diferentes cardiopatías.

Dado que en el estado del arte de la técnica de impedancimetría transtorácica no se ha logrado un conocimiento completo del origen y de los eventos fisiológicos involucrados en la señal que se adquiere, no ha sido posible utilizar una calibración absoluta que relacione el valor de gasto cardíaco unívocamente con las características de esta señal. Sin embargo, esto no impide el uso de una calibración en términos relativos, siempre y cuando se cumplan aspectos concernientes a la reproducibilidad y estandarización de las mediciones

efectuadas (4).

El propósito del presente trabajo no es encontrar una solución a cada una de las preguntas aquí planteadas, sino proponer una metodología que nos permita , en base a una calibración relativa y un procesamiento estocástico, evaluar el gasto cardiaco. Los objetivos del presente trabajo son los siguientes:

III.- OBJETIVOS:

-Cambiar el modelo teórico determinístico en la cuantificación de señales impedancimétricas, hasta hoy en día utilizado y reportado en la literatura, por un modelo probabilístico.

-Utilizar la teoría de reducción de datos conocida como predicción lineal. La idea fundamental es transformar la señal de variación de impedancia en un conjunto de números, que permita establecer una relación con los valores de gasto cardiaco obtenidos mediante una técnica patrón.

-Mediante el uso del modelo probabilístico dar las bases para la generación de un "experto computacional" el cual mediante técnicas de reconocimiento de patrones tome decisiones sobre la cuantificación de la señal de variación de impedancia transtorácica.

IV.- ANTECEDENTES:

El tratamiento estocástico de una señal de impedancimetría transtorácica involucra el conocimiento a priori de las características generales de la misma y los criterios de aplicación de la técnica de procesamiento propuesta. A la fecha, la técnica de predicción lineal no se ha aplicado a señales impedancimétricas.

A continuación se resume la experiencia obtenida en el manejo de la señal impedancimétrica (9,13,14,15) y los trabajos realizados con la técnica de predicción lineal.

IV.1.-Impedancimetría transtorácica en la evaluación de variables fisiológicas.

La utilización del principio de detección por impedancia en el estudio del comportamiento del corazón, se origina en 1890 con las investigaciones realizadas por G.N. Stewart (4). Pero habría de transcurrir algún tiempo para que la técnica de detección por impedancia despertara el interés de los investigadores. En 1940, Nyboer (10) en base a una serie de estudios escribe "Electrical impedance plethysmography", que se convierte en un clásico e impulsa fuertemente a la técnica de detección por impedancia.

A partir de 1950 se incrementa notablemente el

interés por aplicar la técnica de impedancimetría en la medición de variables fisiológicas, principalmente del sistema cardiovascular y respiratorio. Los investigadores se sentían atraídos por la facilidad en la aplicación de la técnica, su bajo costo y supuestamente el simple fundamento teórico (8,11).

En particular, la técnica de pletismografía impedancimétrica evalúa el gasto cardiaco considerando a la caja torácica como un cilindro de material homogéneo a través del cual se inyecta una corriente eléctrica. La entrada y salida de sangre en forma simultánea dentro de esta caja producirá cambios en el medio que a su vez producirá cambios de potencial si sus características impedancimétricas se modifican. Esta técnica supone el proceso de valoración del gasto cardiaco como un proceso determinístico. Es decir, en base a la exclusividad morfológica de la señal impedancimétrica se calculan parámetros para determinar el volumen de eyección. Esta variable fisiológica esta relacionada con la frecuencia cardiaca, para el cálculo del gasto cardiaco, de acuerdo a la siguiente relación:

$$\text{Gasto cardiaco} = \text{volumen de eyección} * \text{frecuencia cardiaca}$$

donde por la técnica impedancimétrica transtorácica determinística se obtiene:

$$\text{volumen de eyección} = - \rho L^2 / Z_0^2 (dz/dt) T_e$$

Z_0 =impedancia basal del tórax.

dz/dt =razón de cambio de la señal de impedancia.

T_e =tiempo de eyección del ventrículo izquierdo.

L =longitud entre electrodos de registro.

ρ = resistividad de la sangre.

La técnica de impedancimetría transtorácica se explica en forma más detallada en el apéndice A.

Entre los trabajos más relevantes en la evaluación del gasto cardiaco por la técnica de impedancimetría transtorácica se encuentran los publicados por Nyboer en 1950, Kubicek en 1966, Baker en 1969 y Miyamoto en 1981. Las referencias 4 y 12 presentan una revisión bibliográfica de los trabajos que se han realizado en la evaluación del gasto cardiaco utilizando esta técnica.

En el Area de Ingeniería Biomédica de la Universidad Autónoma Metropolitana-Iztapalapa se han desarrollado trabajos acerca de la técnica de impedancimetría transtorácica, durante los últimos cuatro años (9,13,14,15).

El primer objetivo, fue realizar un análisis cualitativo y cuantitativo de algunos parámetros de la señal impedancimétrica con el propósito de correlacionarlos con un valor de gasto cardiaco obtenido por medio de una técnica patrón. El protocolo de investigación fue desarrollado en el

Instituto Nacional de Cardiología "Ignacio Chavez".

La premisa fundamental fue verificar si a un aumento del volumen de eyección, obtenido por la técnica de medición patrón, se reflejaba un aumento en alguna de las características de la señal impedancimétrica.

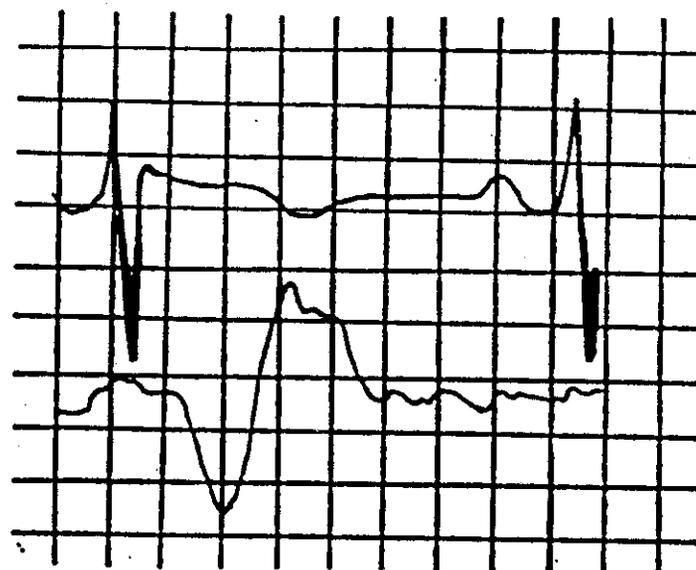
La población bajo observación se dividió en dos grupos, un grupo de control formado por sujetos sanos y otro por sujetos cardiopatas, pacientes del Instituto. El tipo de cardiopatías estudiadas fueron seleccionadas de entre de aquellos padecimientos que provocan el manejo de grandes volúmenes de sangre en las cavidades del corazón. Estas fueron: Comunicación interventricular, comunicación interatrial, la persistencia del conducto arterioso, la insuficiencia mitral y la insuficiencia aórtica.

Los valores de gasto cardíaco de referencia se obtuvieron mediante un equipo comercial efecto doppler. El equipo de impedancimetría utilizado fue diseñado en el Área de Ingeniería Biomédica (12). Este provee de la señal de cambio de impedancia así como de la derivada de la misma. La captura de los datos se sincronizó con la onda R del electrocardiograma.

El protocolo de trabajo establecía obtener simultáneamente la señal impedancimétrica y el valor de gasto cardíaco por ultrasonido. La gráfica de la figura 1 presenta la relación temporal entre la derivada de la señal de cambio de impedancia (señal superior) y el electrocardiograma (señal inferior). En la figura se observa que la señal

impedancimétrica se presenta posterior a la despolarización de los ventriculos (onda R del electrocardiograma), es decir en la fase de eyección ventricular.

Escala horizontal: 0.1 seg./div.



Escala vertical:
0.1 mV/div.

Escala vertical:
1 V/div.

FIGURA 1
Relación temporal entre la señal impedancimétrica y la de electrocardiograma.

Los resultados de este protocolo indicaron que existe una posible relación entre el índice cardíaco y la señal de cambio de impedancia. Otros resultados de tipo cualitativo que se obtuvieron, y que dan un panorama más amplio del probable potencial diagnóstico de la técnica, se muestran en la figura 2 y 3.

La figura 2 presenta las diferentes morfologías que caracterizaron a los grupos estudiados. Nótese la similitud de morfologías dentro de un grupo de sujetos y la diferencia entre grupos.

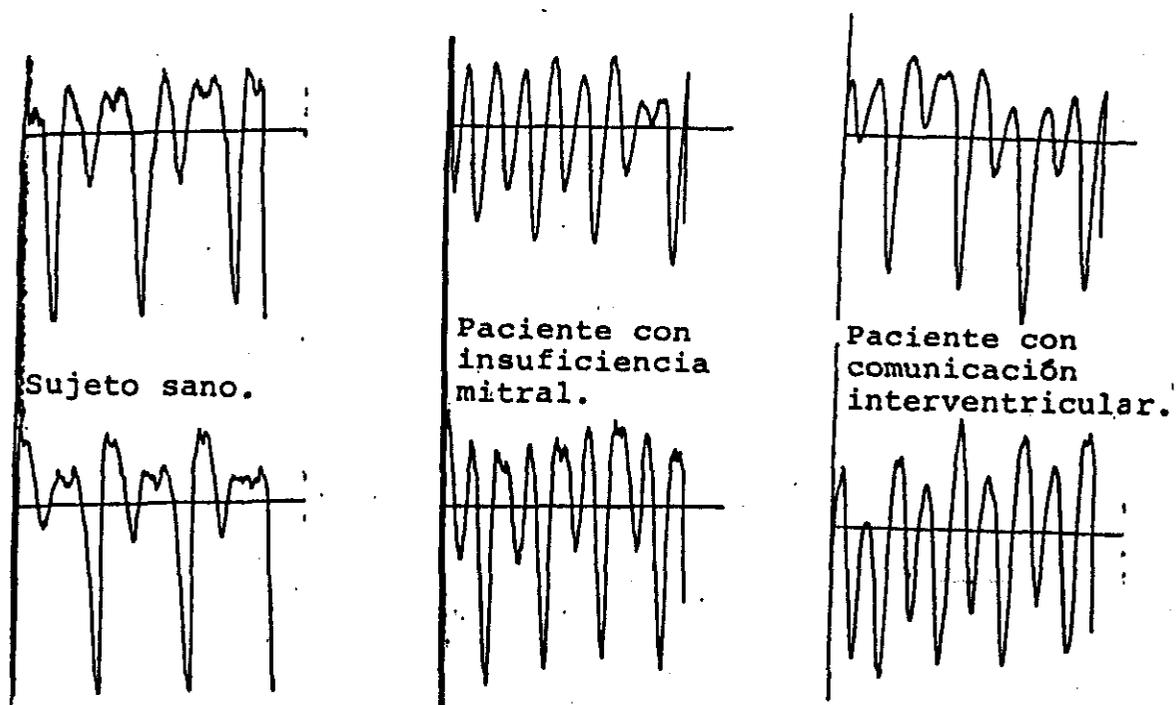
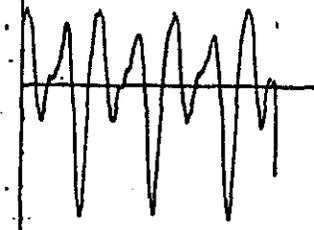


FIGURA 2
Diferentes morfologías de la señal impedancimétrica.

La figura 3 muestra la señal impedancimétrica de un paciente, con insuficiencia mitral, antes y después de un mes de tratamiento médico. Se observa que la señal impedancimétrica posterior al tratamiento médico "tiende" a una morfología característica de un sujeto sano.



a) Antes



b) Después de un mes
de tratamiento médico.

FIGURA 3.
Modificación de la señal de impedancia.

Los trabajos desarrollados y reportados en la literatura mencionan a las alteraciones morfológicas de la señal impedancimétrica, en pacientes cardiopatas, como difíciles de procesar para obtener un valor de gasto cardíaco (5). Sin embargo, lo anterior puede generar una ayuda al diagnóstico médico si se cuantifica adecuadamente.

Los resultados obtenidos en esta primera etapa revelaron la necesidad de establecer otros medios de procesamiento que permitieran obtener una mayor información de la señal impedancimétrica.

Como ya se ha mencionado el tratamiento determinístico de la señal impedancimétrica aún no ha sido completamente aceptado, dado los resultados generados. Además la variabilidad inherente de cualquier señal de origen biológico no ha sido tomada en cuenta en este tipo de procesamiento.

En el presente trabajo, se propuso utilizar un tratamiento estocástico para el procesamiento de la señal impedancimétrica. A continuación se presenta una recopilación de los trabajos que se han realizado utilizando como técnica de procesamiento la técnica de predicción lineal.

IV.2.- El Procesamiento estocástico como una alternativa en el análisis de señales fisiológicas.

Con el propósito de cambiar el tratamiento determinístico de la señal impedancimétrica, utilizado hasta la fecha, por un procesamiento probabilístico se utilizan las técnicas de modelaje de series invariantes en el tiempo. Recientemente el estudio de los diferentes fenómenos o actividades fisiológicas, especialmente aquellas de origen eléctrico, se han tratado de cuantificar utilizando técnicas de reducción de datos. El objetivo principal, de estas técnicas, es obtener la máxima compresión sin sacrificar aquella información clínica que es relevante. Entre las técnicas que se utilizan actualmente se encuentran la de descriptores de Fourier y la técnica de predicción lineal. El presente trabajo se desarrolla en torno a la técnica de predicción lineal. El soporte matemático de esta técnica se anexa en el apéndice B.

En general las técnicas de reducción de datos pueden pensarse como técnicas de procesamiento que eliminan información redundante (16). La información redundante se puede determinar mediante dos criterios. El primero se basa en que muestras vecinas de la señal son estadísticamente dependientes, y el segundo en que las diferentes amplitudes de la señal no tienen la misma probabilidad de ocurrencia.

Entonces el problema de reducción de datos

consiste en eliminar aquellas muestras que presenten alguna correlación, bajo un cierto criterio. Lo anterior se logra utilizando lo que se conoce como teoría de estimación cuadrática media lineal.

Conceptualmente esta técnica representa a la muestra (señal bajo estudio) en dos partes, una de las cuales esta correlacionada con valores pasados de la muestra y que se representa como una suma lineal de parámetros pesados. En la práctica, es importante definir el número de parámetros pesados con los cuales se modela la señal original. La parte que no se encuentra correlacionada con la muestra representa la señal de error.

A partir de los coeficientes (parámetros pesados) es posible reconstruir la señal original.

Existen en la literatura diferentes trabajos referentes a la aplicación de la técnica de predicción lineal como un clasificador de señales fisiológicas (17,18,19). Entre estas se encuentran aplicaciones en electromiografía para el control de la estimulación de la función muscular, en electrocardiografía para la clasificación de las diferentes morfologías y en electroencefalografía, por mencionar algunas.

A continuación se da una revisión de los trabajos que se han realizado utilizando técnicas de reducción de datos, en particular la de predicción lineal.

IV.2.1.- Predicción lineal en el análisis de señales electrofisiológicas.

En el resumen que se ha elaborado no se discute en forma detallada los trabajos presentados, utilizando la técnica de predicción lineal, ya que se tratan diversas líneas de investigación.

Existen diferentes aplicaciones de la técnica de predicción lineal, en su versión autorregresiva, generando buenos resultados en la caracterización de diferentes señales fisiológicas y como parte de un sistema clasificador en donde se utilizan técnicas de reconocimiento de patrones.

En general se manejan dos criterios para evaluar el orden del sistema, uno de ellos consiste en evaluar el error residual teniendo como objetivo lograr una señal de error que tenga características de ruido blanco. El otro criterio se basa en encontrar un orden que permita tener una aplicación confiable.

El resumen se presenta en forma cronológica.

El estudio de la actividad eléctrica del cuerpo humano se ha considerado importante para entender el comportamiento de diferentes órganos y tejidos. La actividad eléctrica del tracto gastrointestinal no ha sido la excepción. En el año de 1979, Kwok H (20), reporta el uso de la técnica autorregresiva en estudios comparativos de

mediciones superficiales y serosas del estómago humano. El objetivo principal fué identificar las diferencias entre los dos métodos de registro.

Se desarrolló un programa basado en el algoritmo de Yule-Walker para el cálculo de los coeficientes del modelo autorregresivo, el predictor fué de orden 20. El criterio que se siguió para establecer el orden consistió en tener todas las frecuencias significativas que aparecieran si el análisis se realizara utilizando la transformada rápida de Fourier.

El creciente uso de la interpretación clínica de señales electrocardiográficas soportado mediante el uso de computadoras ha estimulado el interés de representar en forma comprimida los registros electrocardiográficos.

Las razones principales por las cuales es necesario realizar una compresión eficiente incluyen la necesidad de generar bases de datos electrocardiográficos y transmitir la información en forma digital vía telefónica.

Con este objetivo Ruttimann U., en 1979 (19), utilizó un modelo autorregresivo de segundo orden para el procesamiento de registros de una longitud de 5000 muestras.

En su trabajo demuestra que los coeficientes del predictor son sensibles a la frecuencia de muestreo con la cual se adquiere la señal electrocardiográfica. Se utilizaron tres frecuencias de muestreo: 500, 250 y 200 Hz, obteniéndose los mejores resultados con la frecuencia de 200 Hz.

Durante los últimos 20 años (Cerutti,S,1980 (21)) el estudio de la actividad eléctrica del cerebro relacionada a estímulos bien definidos o asociados a tareas específicas es cada vez más amplio, orientado a un mayor conocimiento del comportamiento humano y de la función del sistema nervioso central. El principal problema en este tipo de análisis consiste en una pobre relación señal a ruido.

La relación señal a ruido puede mejorarse utilizando una promediación sincronizada bajo la hipótesis de que la señal y el ruido son aditivos y no están correlacionados. Sin embargo, lo anterior no toma en cuenta la variabilidad entre los potenciales evocados por el mismo estímulo. Ejemplo de ellos son los potenciales evocados que involucran procesos de memoria, atención y aprendizaje. Las fuentes de ruido en estos estudios son las señales originadas por el movimiento ocular y las señales correspondientes a la actividad cerebral de fondo.

El objetivo de este trabajo fue, mediante un modelo paramétrico, estimar la contribución del ruido provocado por el movimiento ocular. La señal original se descompuso en tres componentes básicos: el potencial evocado, el electroencefalograma (E.E.G) y el electroculograma (E.O.G). Los contenidos en frecuencia en estos tres componentes presentan información en la misma banda, de tal manera que un filtro digital determinístico diseñado para pasar o rechazar un rango de frecuencias es incapaz de extraer las características de cada componente.

Se requiere un modelo estadístico para diseñar un filtro estocástico óptimo para extraer la señal de interés.

Cerutti demuestra que la relación señal a ruido se mejora notablemente con la utilización de la técnica de predicción lineal. Generó tres respuestas a impulso obtenidas a partir de modelos autorregresivos para la señal promedio del potencial evocado el orden del predictor lineal fué de 12, para la señal promedio de EEG y EOG el orden fué de 8.

La fonocardiografía , el análisis de los ruidos cardíacos, es un método de diagnóstico no invasivo para el estudio de la función de las válvulas cardíacas. En 1983 Joo T. (22) propuso un procedimiento, utilizando un modelo paramétrico de polos y ceros, para analizar la señal de fonocardiograma. El análisis del estado funcional de las prótesis valvulares porcinas se realizó en el dominio de la frecuencia a través del modelo de polos y ceros.

Los resultados sugieren que el modelo ARMA puede ser útil en el diagnóstico de disfunciones en las prótesis valvulares.

En la clasificación automática del electrocardiograma se han utilizado ampliamente características convencionales como son amplitud y duración. En 1985 J.P. Marquez de Sá (23) presentó como alternativa la clasificación estadística del ECG. Esta clasificación utiliza los coeficientes de predicción lineal, de un proceso autorregresivo, como un medio para extraer las características totales de la señales mediante un grupo de coeficientes.

La discriminación del ECG se realizó en cuatro clases: normal, infarto al miocardio e hipertrofia del lado derecho e izquierdo del corazón.

Para la clasificación anterior se utilizó la formación de vectores característicos de 14 dimensiones, 12 coeficientes de L.P.C y dos variables correspondientes a la edad y peso/altura.

Los resultados obtenidos en la clasificación son competitivos con aquellos que utilizan características convencionales.

En el año de 1986, Shangkai (17), propone utilizar un método paramétrico para determinar el umbral auditivo, mediante la evaluación de potenciales evocados auditivos. Este método evita la intervención subjetiva del paciente y el operador.

Se utiliza un predictor lineal autorregresivo de orden 5. Sin embargo, solo se utiliza el coeficiente a_1 , la energía de la señal (e_0) y el error normalizado (e_{nor}) para definir el nivel de audición.

Para sujetos con audición normal los parámetros del modelo son muy diferentes cuando no existe estímulo y ante la presencia del estímulo. Para pacientes con pérdida de audición el umbral auditivo estimado a partir de los parámetros del modelo muestran una buena correlación con el pronóstico de los especialistas en el campo.

En 1987 Paiss O. (24) investigó la factibilidad de usar la técnica de predicción lineal en su versión

autorregresiva para describir el proceso de fatiga muscular utilizando señales electromiográficas superficiales.

Para calcular el orden del predictor se utilizó , en primer lugar, el criterio de Akaike reportado en la literatura. En base al criterio anterior se obtuvo un predictor de orden 7, sin embargo al utilizar la representación espectral se encontró que el orden adecuado para discriminar los diferentes estados de la actividad muscular debería ser alrededor de 30.

Para la clasificación se utilizó solamente el coeficiente a_1 del predictor lineal y el coeficiente de reflexión k_1 .

El proceso del habla se encuentra directamente relacionado a fenómenos neurofisiológicos en el sistema nervioso. El habla se inicia por oscilaciones periódicas de los pliegues vocales. Cada apertura envía un pulso de presión que representa la onda de excitación para la cavidad resonante vocal. Esta excitación se ve afectada en forma directa por la tensión de los pliegues vocales, la cual es controlada por el sistema nervioso central. Por lo tanto es razonable asumir que cualquier evento patológico en el sistema nervioso se reflejará en el proceso de voz.

Se han realizado varios intentos por detectar cambios en el tracto vocal y especialmente en los formantes del habla. En 1987 Gath, I. (25) propuso utilizar el espectro de potencia del proceso del habla mediante el uso de un modelo autorregresivo de orden 20. Se demuestra que el modelo paramétrico genera un espectro de potencia de la señal de

"pitch" con un mejor ajuste con el espectro real comparado con el obtenido con otros modelos.

La estimulación neuromuscular es una técnica mediante la cual un músculo paralizado se estimula eléctricamente para generar una contracción muscular y un movimiento funcional. Una consideración importante en esta técnica se relaciona con la naturaleza de la señal "comando" necesaria para originar la estimulación requerida e iniciar el movimiento de la extremidad paralizada.

La contracción muscular se manifiesta mediante una señal mioeléctrica, un cambio en la fuerza ejercida por el miembro o un cambio en la posición del miembro. Cualquiera de las señales anteriores pueden utilizarse como entrada a un procesador electrónico para controlar la estimulación eléctrica al miembro paralizado. De la forma anterior lo planteó Hefftner G en 1988 (18). El objetivo de su trabajo fue proporcionar una señal de control a un sistema de estimulación neuromuscular a partir de la señal mioeléctrica de la porción no afectada del músculo del miembro paralizado.

Las señales mioeléctricas fueron procesadas con un predictor lineal autorregresivo de cuarto orden.

Las características de la señal mioeléctrica que se evaluaron para determinar si podría generar una señal de control adecuada, fueron:

- a) Confiabilidad en la discriminación entre señales.
- b) Versatilidad en el sentido de no limitar a una sola

posición de electrodos.

c) Repetibilidad.

d) Tiempo de computación.

e) Que las señales mioeléctricas de interés se obtengan con un número mínimo de electrodos.

f) Que se requiera de un mínimo entrenamiento del paciente.

Se concluye que los parámetros del modelo autorregresivo reflejan adecuadamente los diferentes patrones originados por la diferentes señales mioeléctricas. La clasificación de las señales mioeléctricas se realizó utilizando los dos primeros coeficientes del modelo autorregresivo.

El control mioeléctrico de las prótesis requiere el reconocimiento de varias funciones del miembro en base a las características de la señal de electromiograma superficial.

Diferentes controladores basados en series de tiempo han utilizado una estructura autorregresiva para modelar el electrocardiograma. En estos trabajos el orden se incrementa hasta que se cumpla algún criterio, tal como el umbral del error residual o el funcionamiento del controlador mismo. Como resultado se han adoptado ordenes entre cuarenta y cincuenta.

Sin embargo, el orden del predictor para señales mioeléctricas se puede ajustar a partir de un análisis de la señal.

Triolo R. propuso en 1988 (16) utilizar un modelo autorregresivo de orden 5 para caracterizar contracciones

isométricas clasificadas entre 25 y 50% de la flexión y extensión máxima voluntaria de la rodilla. El objetivo fue clasificar adecuadamente, mediante el espectro del EMG la función del miembro mediante un modelo autorregresivo de orden mínimo y no necesariamente una reconstrucción perfecta de la señal de EMG.

La exactitud, el orden mínimo y la eficiencia computacional son requisitos de todo proceso de modelado si la aplicación primordial es el control en tiempo real de algún dispositivo mecánico.

Se han propuesto varios esquemas para detectar los cambios espectrales en el EMG superficial, manifestados en los parámetros del modelo autorregresivo. Uno de estos esquemas utiliza a los parámetros mismos como características de un clasificador para propósito de generar un reconocimiento de patrones.

De los trabajos mencionados anteriormente se puede concluir que la técnica de predicción lineal, en su versión autorregresiva, modela de forma adecuada mediante sus primeros coeficientes a la mayoría de las señales fisiológicas.

V.- Aplicación de los modelos de predicción lineal en señales impedancimétricas.

Como se mencionó en la sección de antecedentes no existen trabajos relativos a la aplicación de técnicas estocásticas en el procesamiento de la señal impedancimétrica para el cálculo del gasto cardiaco. En esta sección se presentan las características de la señal impedancimétrica adquirida y las generalidades de la técnica de modelaje, en particular la de predicción lineal.

La figura 4 muestra una señal impedancimétrica adquirida por medio de un convertidor de 12 bits. La señal esta compuesta por:

- a) La señal correspondiente a la impedancia basal del sujeto cuya contribución es un voltaje de corriente directa.
- b) Señal de respiración.
- c) Señal correspondiente a los cambios de impedancia durante el ciclo cardíaco.

Las características eléctricas promedio de la señal impedancimétrica adquirida, utilizando la infraestructura

debido a la impedancia basal y a la respiración, con el propósito de procesar únicamente la señal correspondiente a los cambios de impedancia.

De las características eléctricas mencionadas se observa que los espectros en frecuencia de la señal impedancimétrica y de la señal de respiración se traslapan, lo cual es una limitante para pensar en utilizar filtros digitales convencionales.

La variabilidad biológica de la señal impedancimétrica y la variabilidad entre sujetos no puede ser considerada en modelos determinísticos. Por lo cual, se propone utilizar técnicas de procesamiento probabilísticas que permitan englobar todas las características de la señal. Estas técnicas, entre otras cosas, resolverán el problema de traslape de espectros.

El presente trabajo utiliza lo que se conoce como análisis de series invariantes en el tiempo. Este análisis lo enfocaremos a las técnicas de reducción de datos y en particular a las técnicas de predicción lineal. En el apéndice B se detalla el fundamento teórico de la técnica de modelaje que se utiliza en este trabajo.

En general la técnica de predicción lineal tienen como objetivo extraer las características, representadas en un grupo de coeficientes, de la señal bajo estudio (3,26).

El modelo matemático de la técnica de predicción lineal se representa como una ecuación de diferencias:

$$s_n = - \sum_{k=1}^p a_k s_{n-k} + G \sum_{l=0}^q b_l u_{n-l}$$

donde $a_k, 1 < k < p, b_l, 1 < l < q$ y G son los parámetros del sistema hipotetizado. s_n es la señal de salida modelada del sistema y u_n es la señal de entrada.

El error entre la señal original y la señal modelada es:

$$e_n = s_n - \hat{s}_n$$

El objetivo de esta técnica es obtener los coeficientes a_k y b_l que minimicen el error e_n .

A partir del modelo general descrito por la ecuación de diferencias se originan los siguientes casos :

- 1.- Modelo de solamente polos: $b_l=0$ Modelo Autorregresivo (AR).
- 2.- Modelo de solamente ceros : $a_k = 0$ Modelo Promedio Móvil (MA).
- 3.- Modelo de polos y ceros: Modelo Autorregresivo Promedio Móvil (ARMA).

En nuestro caso particular, tomando en cuenta las características de la señal impedancimétrica y partiendo de la hipótesis de que representa un proceso estacionario, se utiliza el modelo autorregresivo (AR). En este modelo los coeficientes a_k 's son los parámetros a calcular del sistema. El diagrama a bloques del sistema propuesto para el procesamiento estocástico de la señal impedancimétrica se muestra en la figura 5. En el diagrama se observa que la caracterización de la señal impedancimétrica por medio de sus coeficientes a_k 's genera un banco de datos (patrones almacenados), el cual permite identificar la señal que se adquiere y relacionarla con un valor de gasto cardiaco.

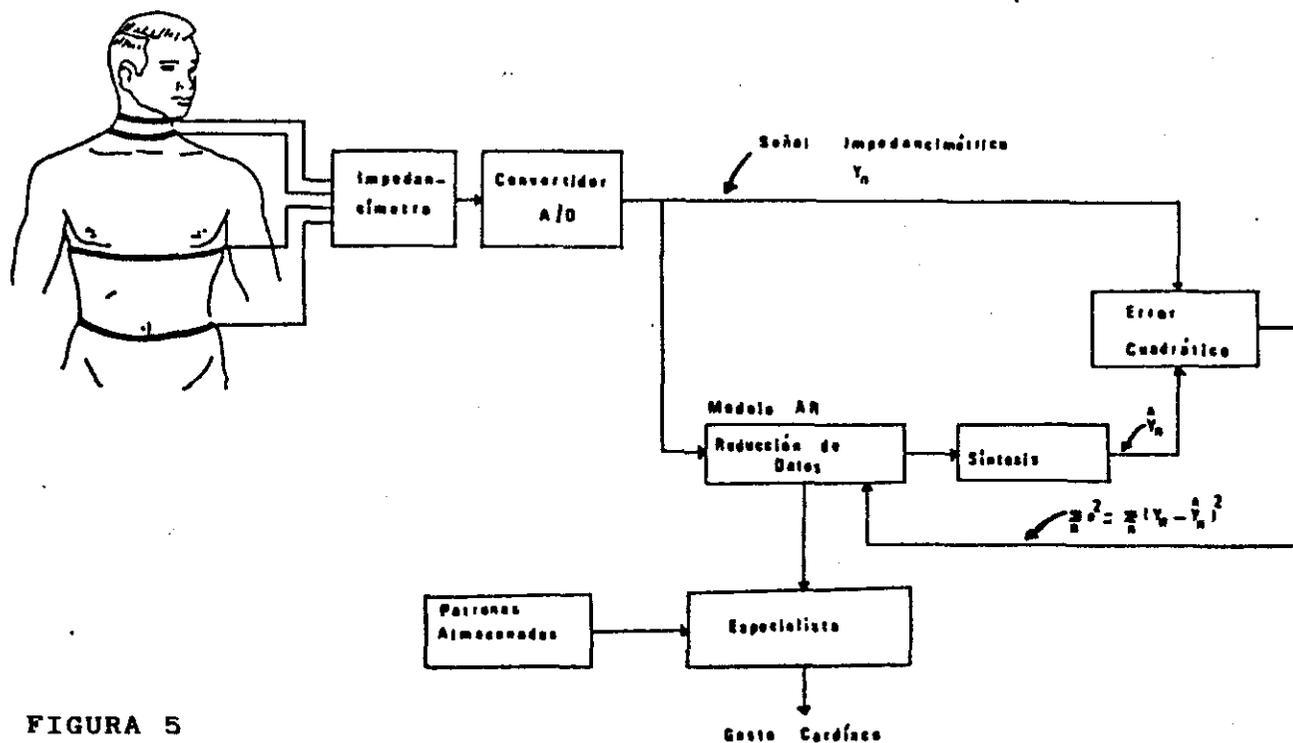


FIGURA 5

Sistema propuesto para el procesamiento estocástico de la señal impedancimétrica.

VI.- METODOLOGIA.

En esta sección se comenta la metodología para el cálculo del gasto cardiaco por medio de la técnica indirecta de Fick así como la metodología para la aplicación de la técnica de predicción lineal.

VI.1.- Adquisición de señales impedancimétricas y evaluación del gasto cardiaco (Fick) en sujetos en reposos y sometidos al ejercicio.

Con el propósito de formar un banco de datos, de señales impedancimétricas y valores de gasto cardiaco obtenidos por la técnicas indirecta de Fick, se estableció un protocolo de trabajo en coordinación con el Laboratorio de Fisiología del Ejercicio del Departamento de Ciencias de la Salud de la Universidad Autónoma Metropolitana-Iztapalapa.

La población bajo estudio consistió de 15 sujetos sanos, cinco de los cuales se encontraban habituados a realizar ejercicio de manera rutinaria. El resto se conformó con personas sedentarias. Ambos grupos se valoraron clínicamente mediante estudios como el electrocardiograma en reposo y en ejercicio, espirometría y examen médico general.

El protocolo se dividió en dos partes, la primera consistió en someter a los dos grupos a ejercicio en un ergómetro de bicicleta, bajo el ritmo dado por un marcador de tiempos,

para cuantificar el consumo de oxígeno máximo en base al análisis de la ventilación pulmonar y la fracción espirada de oxígeno.

Inicialmente, se permitía durante un período de cuatro minutos el "lavado" del sistema de tuberías hacia los analizadores de O_2 y CO_2 . Se registraban los datos de la fracción espirada de O_2 y CO_2 a los 30,45 y 60 segundos posteriores al procedimiento de "lavado". Al mismo tiempo se cuantificaba y registraba la frecuencia respiratoria y el volumen minuto espirado por el sujeto durante ese período. El volumen minuto, se obtiene vía la integración de la señal que proviene del neumotacómetro localizado a la salida de la boquilla. Posteriormente se somete al sujeto a cargas graduales continuas de ejercicio, por un período de dos minutos, durante los cuales al 1:30, 1:45 y 2:00 se registraron nuevamente los datos mencionados.

Los criterios para cuantificar la carga de trabajo máxima de un sujeto, y para dar por terminada esta primera etapa, son: un aumento de la frecuencia cardíaca más allá de los 190 latidos/min, una disminución en el consumo de oxígeno/kilogramo de peso o un aumento ligero de este valor con respecto a la carga anterior de ejercicio.

Los datos de consumo de oxígeno/kilogramo permiten entrar a la segunda parte del protocolo estandarizando las cargas de ejercicio para cada sujeto al 25,50 y 75% del consumo de oxígeno máximo del sujeto.

La segunda etapa del protocolo consistió en determinar el gasto cardiaco durante el ejercicio, aplicando simultáneamente la técnica indirecta de Fick (apéndice C) y la técnica de plestismografía impedancimétrica transtorácica.

En la técnica indirecta de Fick se requiere que el sujeto respire un volumen conocido de bióxido de carbono en un sistema cerrado. El volumen se calcula a partir de los datos obtenidos en la primera etapa del protocolo. Para determinar el gasto cardiaco se requiere obtener el equilibrio entre la concentración de CO_2 de la bolsa de la cual respira el sujeto y la concentración del mismo gas en sangre. La fracción espirada de CO_2 se registra desde el inicio de la maniobra de re-respiración y se concluye una vez que la fracción espirada de CO_2 no cambia por más de 1 mm Hg durante seis segundos. Las diferentes cargas de ejercicio comprenden un período de cinco minutos.

Con respecto de la técnica de impedancimetría, utilizando el arreglo tetrapolar, se obtuvieron los registros de la derivada del cambio de impedancia posteriores a los tres minutos de ejercicio en cada carga de trabajo para permitir la estabilidad del sistema cardiovascular.

Los problemas de artefactos de movimiento y en general la relación señal a ruido se mejoró mediante el uso de bandas inflables, que mantienen al electrodo adherido a la superficie torácica aún en cargas elevadas de ejercicio. Lo

anterior no sucede con las bandas que tradicionalmente se utilizan. El arreglo utilizado se ilustra en la figura 6.

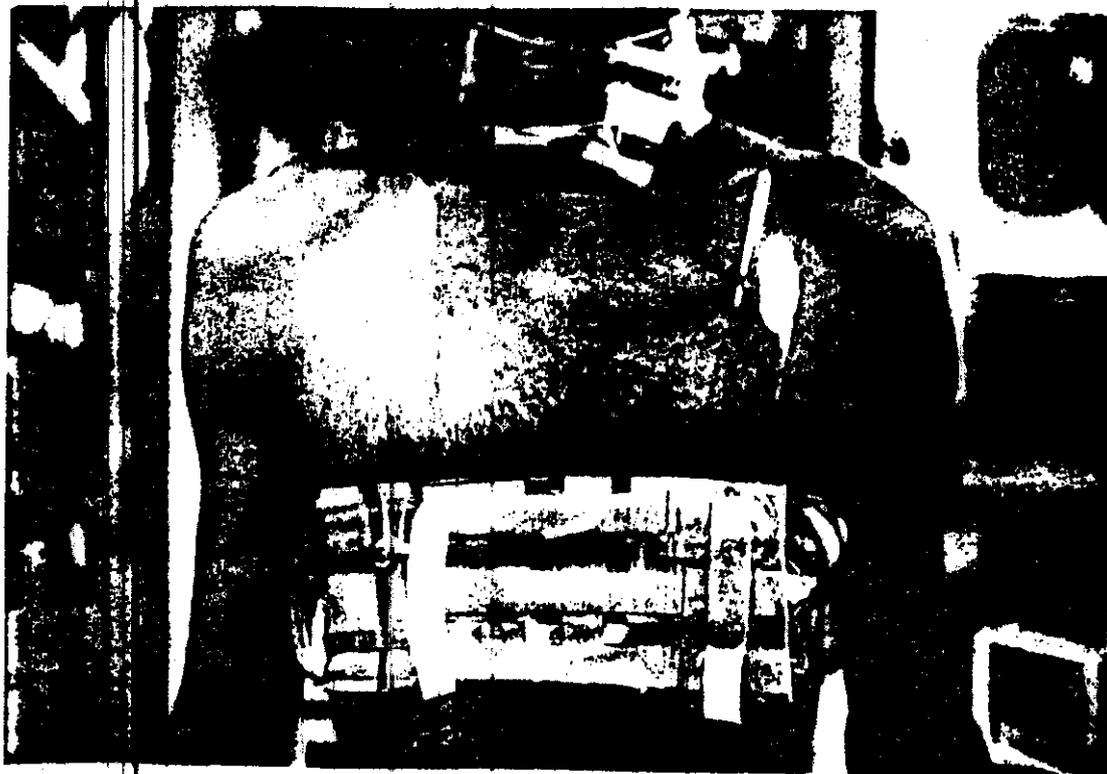


FIGURA 6
Arreglo tetrapolar para la detección de
señales impedancimétricas.

Los registros se adquirieron con una frecuencia de 80 Hz y una longitud de 512 puntos. La adquisición se llevó a cabo con un convertidor de 12 bits.

En cada carga de ejercicio se registraron de cuatro a cinco señales con el propósito de cuantificar la reproducibilidad de las señales de interés.

Además de las señales impedancimétricas se registró el electrocardiograma para realizar una comprobación temporal de los eventos mecánicos y eléctricos respectivos. La infraestructura utilizada en la aplicación de las dos técnicas se muestra en la figura 7.

El cálculo del gasto cardiaco por la técnica indirecta de Fick y de los coeficientes de predicción lineal se realizan fuera de línea.

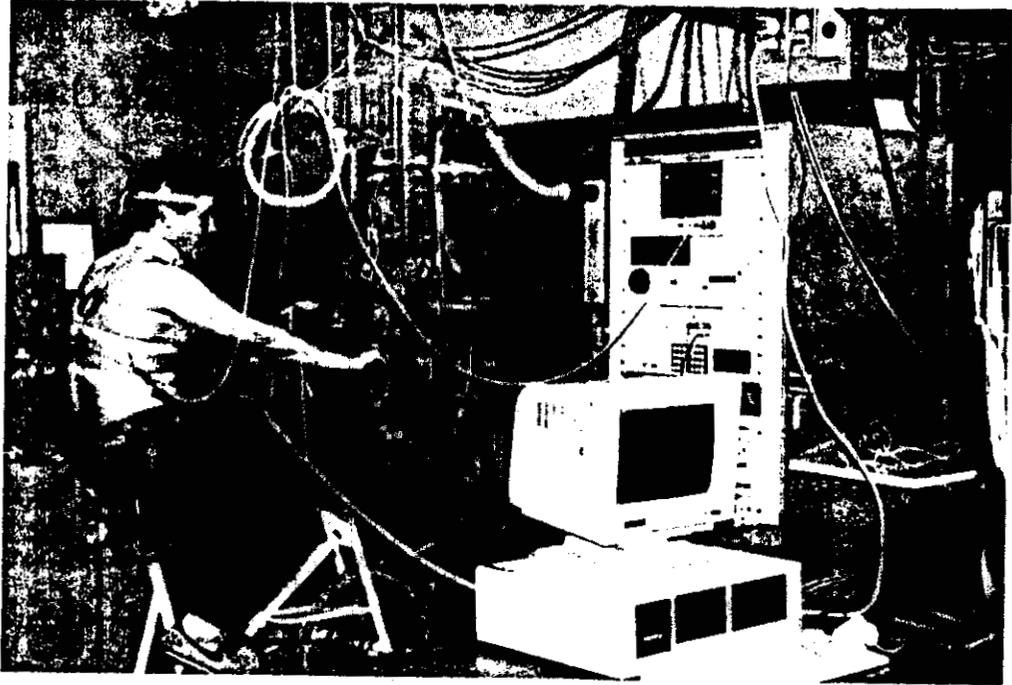


FIGURA 7
Infraestructura para la evaluación del
gasto cardiaco y la adquisición de señales
impedancimétricas.

VI.2.- METODOLOGIA PARA EL MODELADO DE LA SEÑAL IMPEDANCIMETRICA POR PREDICCIÓN LINEAL.

Los valores de gasto cardiaco obtenidos a partir de la técnica indirecta de Fick, utilizada como técnica patrón, deberán correlacionarse con los coeficientes a_k 's generados en la caracterización, utilizando un modelo autorregresivo (AR), de la señal impedancimétrica.

Los coeficientes a_k 's se obtienen minimizando el error cuadrático entre la señal original y la modelada, lo cual conduce a obtener la matriz de autocorrelación (3). Esta matriz es de tipo Toeplitz la cual tiene la característica de que sus elementos a lo largo de sus diagonales son iguales.

En la figura 8, R_i para $0 < i < p$, representa la función de autocorrelación de la señal bajo estudio. R_0 representa la energía de la señal y a_1, \dots, a_p son los coeficientes a calcular del modelo autorregresivo. La relación de los coeficientes a_k 's con los valores de gasto cardiaco se realiza mediante análisis de regresión lineal. En el apéndice D se proporciona la programación requerida para el cálculo de los coeficientes a_k 's del modelo autorregresivo.

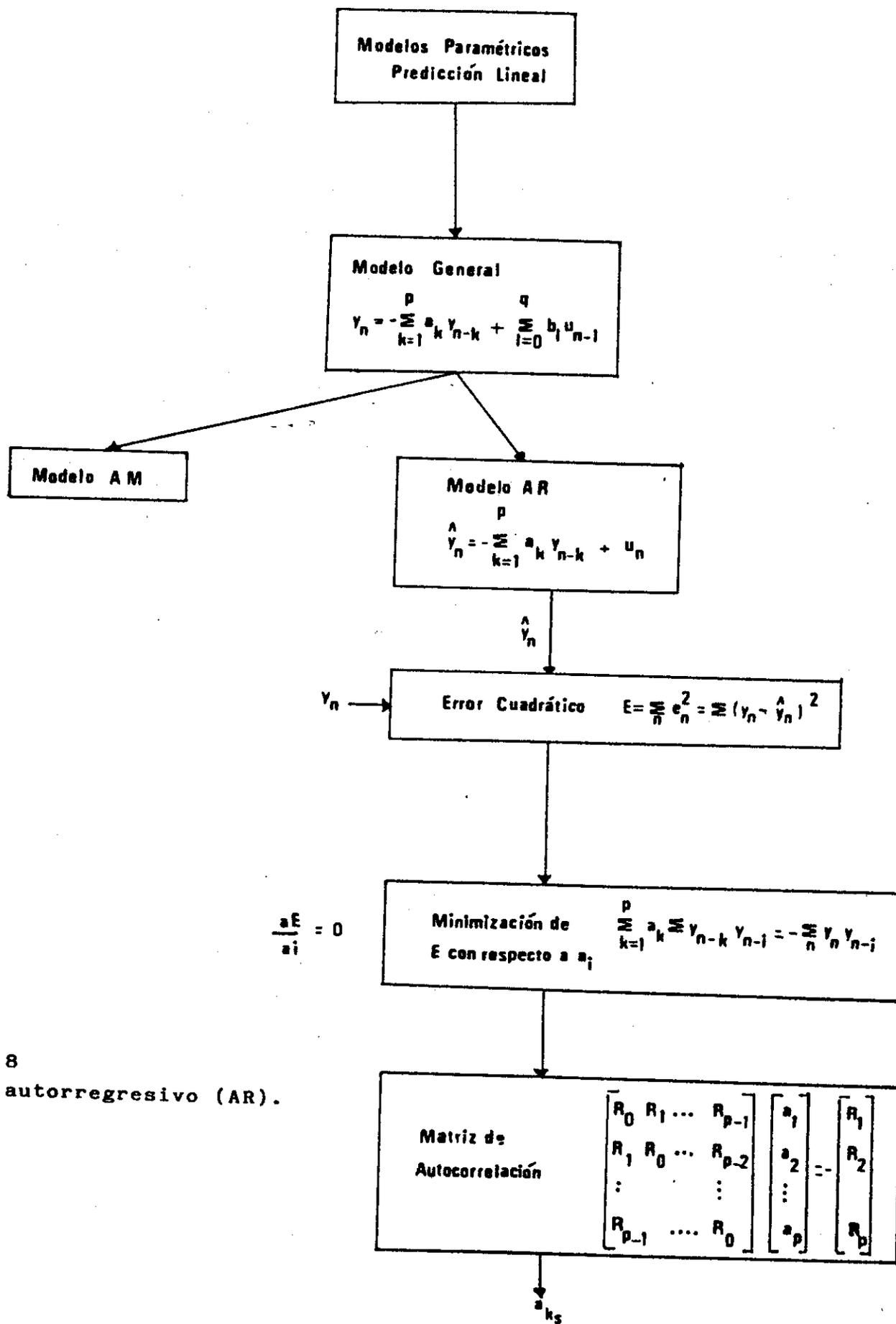


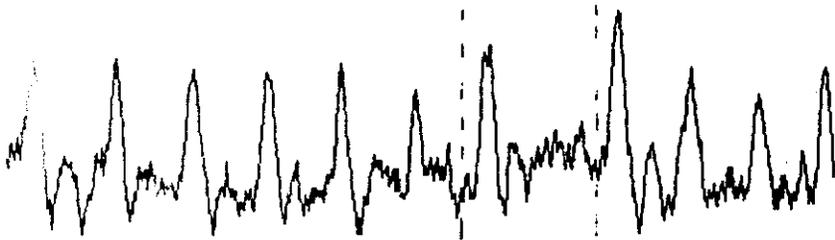
FIGURA 8
Modelo autorregresivo (AR).

VII.- PRESENTACION DE RESULTADOS:

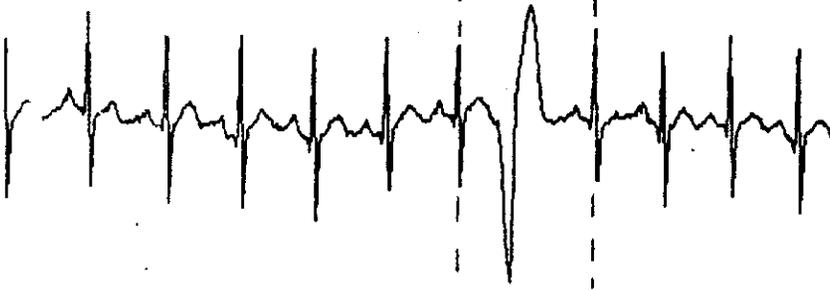
Una de las principales preocupaciones al inicio del trabajo fue corroborar si la señal adquirida correspondía a la señal impedancimétrica. Una forma práctica de realizarlo consiste en analizar la relación temporal de la señal adquirida con diferentes eventos cardíacos, como lo son la presencia de extrasístoles y arritmias cardíacas. En la figura 9 se muestran los eventos mecánicos y eléctricos representados por la señal de impedancia y el electrocardiograma. En la parte superior de la figura se observa que cuando se origina una extrasístole no existe una contracción ventricular asociada y por lo tanto no se presenta una señal impedancimétrica. En la parte (b) se observa como la señal correspondiente a la actividad mecánica "sigue" a la señal electrocardiográfica con características de un proceso de arritmia.

Los dos ejemplos anteriores demuestran que la señal que se adquiere efectivamente refleja principalmente la actividad mecánica del corazón.

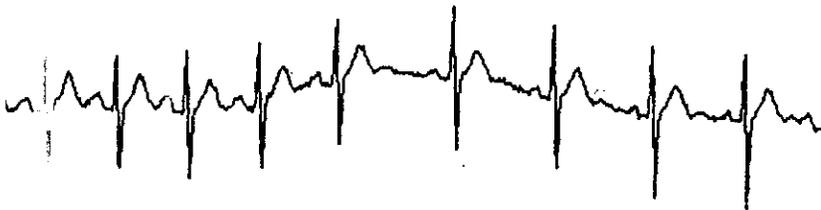
En la figura 10 se presentan las señales del ciclo cardíaco, correspondientes a la señal impedancimétrica y el electrocardiograma, y los coeficientes de predicción lineal de la señal impedancimétrica.



a) Presencia de una extrasístole en el trazo electrocardiográfico y ausencia de actividad mecánica del corazón.



Extrasístole.



b) Señal electrocardiográfica arrítmica asociada temporalmente con la actividad mecánica.

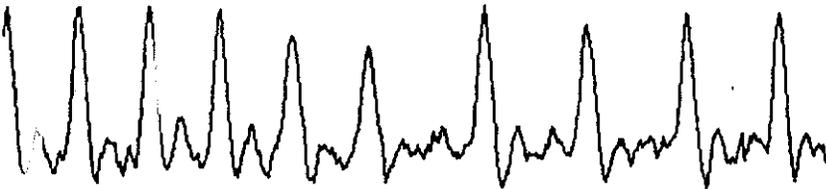


FIGURA 9
Relación temporal entre eventos
mecánicos y eléctricos.
(a) En presencia de extrasístole.
(b) Con arritmia.

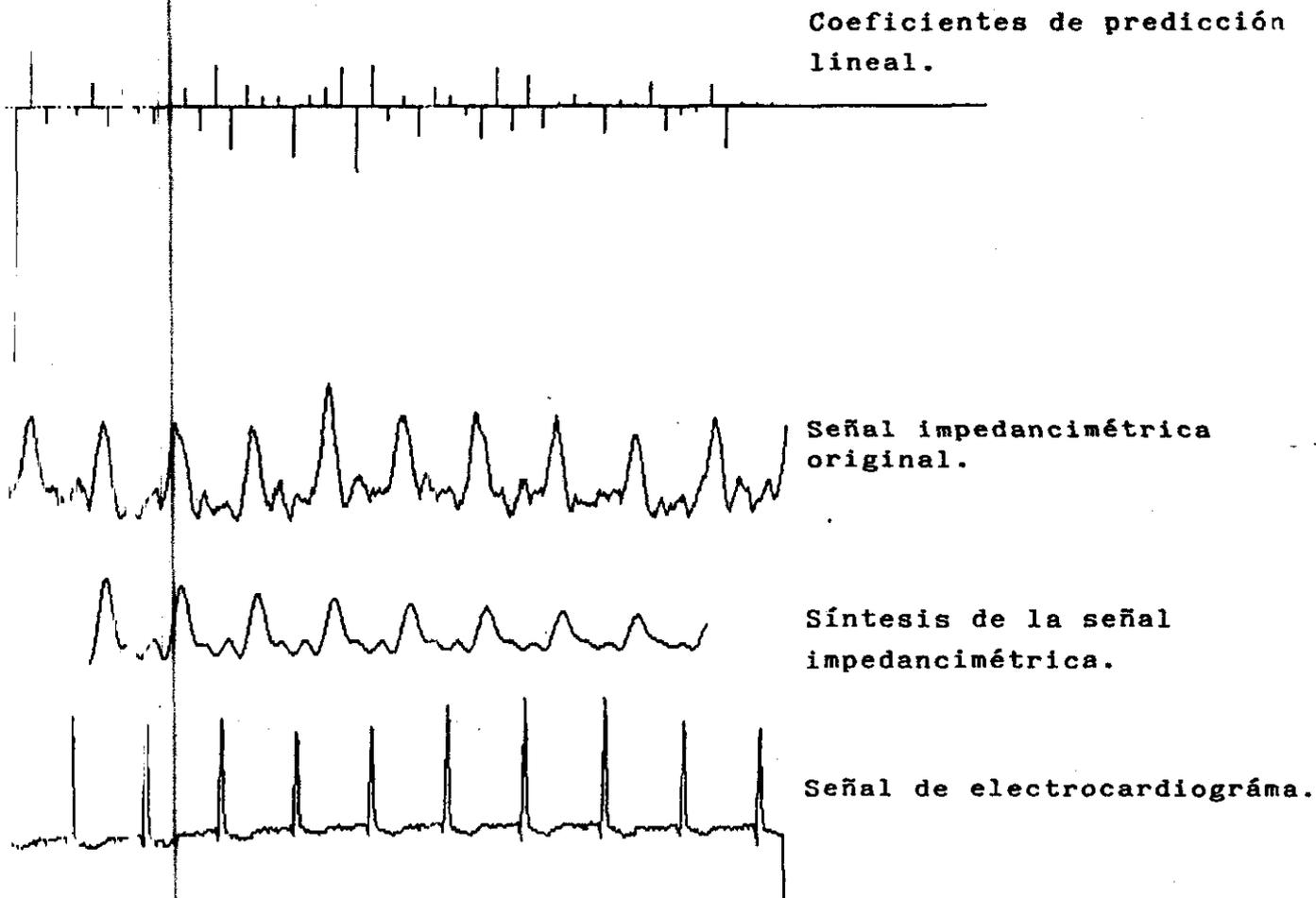


FIGURA 10
 Predicción lineal, señales impedancimétricas
 y señal electrocardiográfica.

En la figura 11 se muestra una secuencia del tipo de señales adquiridas durante el desarrollo de la etapa experimental del trabajo. Cada inciso está compuesto de las gráficas de los coeficientes del modelo de predicción, la señal impedancimétrica original, la señal impedancimétrica sintetizada y la señal de electrocardiograma. En el inciso (a) se presenta la etapa de reposo, en el (b) la etapa del 25% de la carga de trabajo, en (c) la del 50% y en (d) la del 75%.

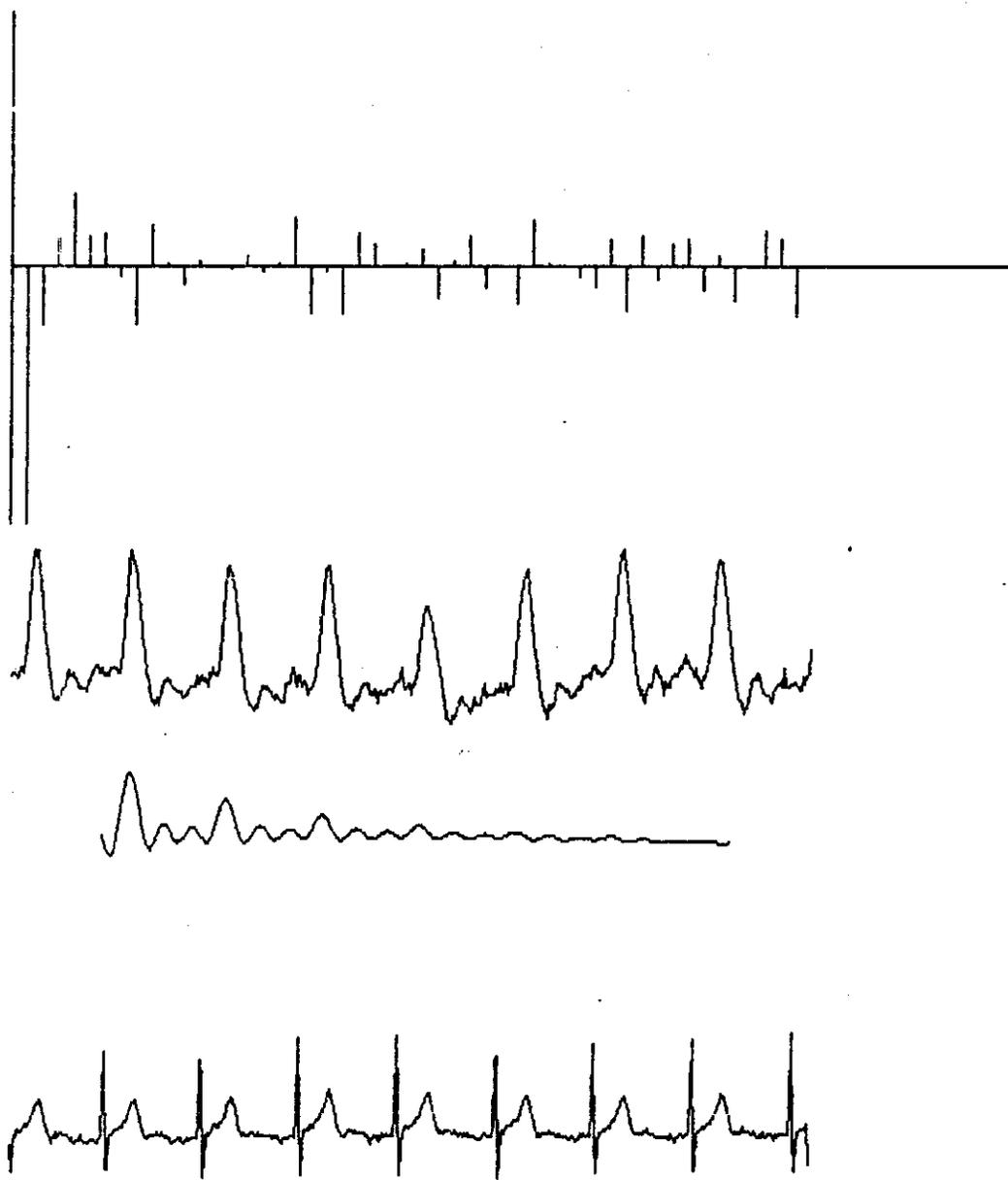


FIGURA 11.a)
La adquisición en la etapa de reposo muestra a los trazos de impedancia y ECG libres de artefactos de movimiento y señal de respiración.

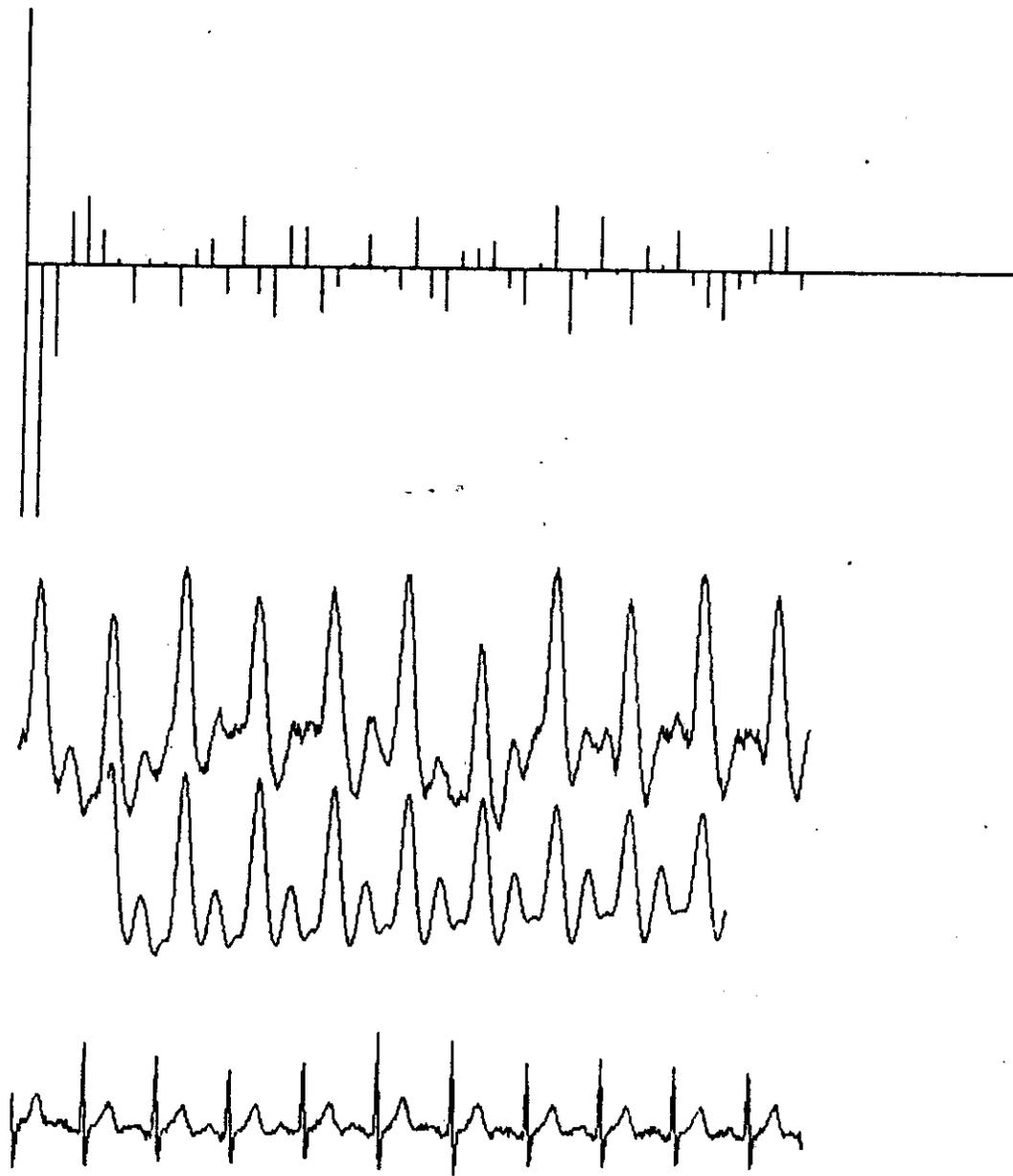


FIGURA 11.b)
Adquisición en la etapa del 25% de la
carga máxima de ejercicio del sujeto.

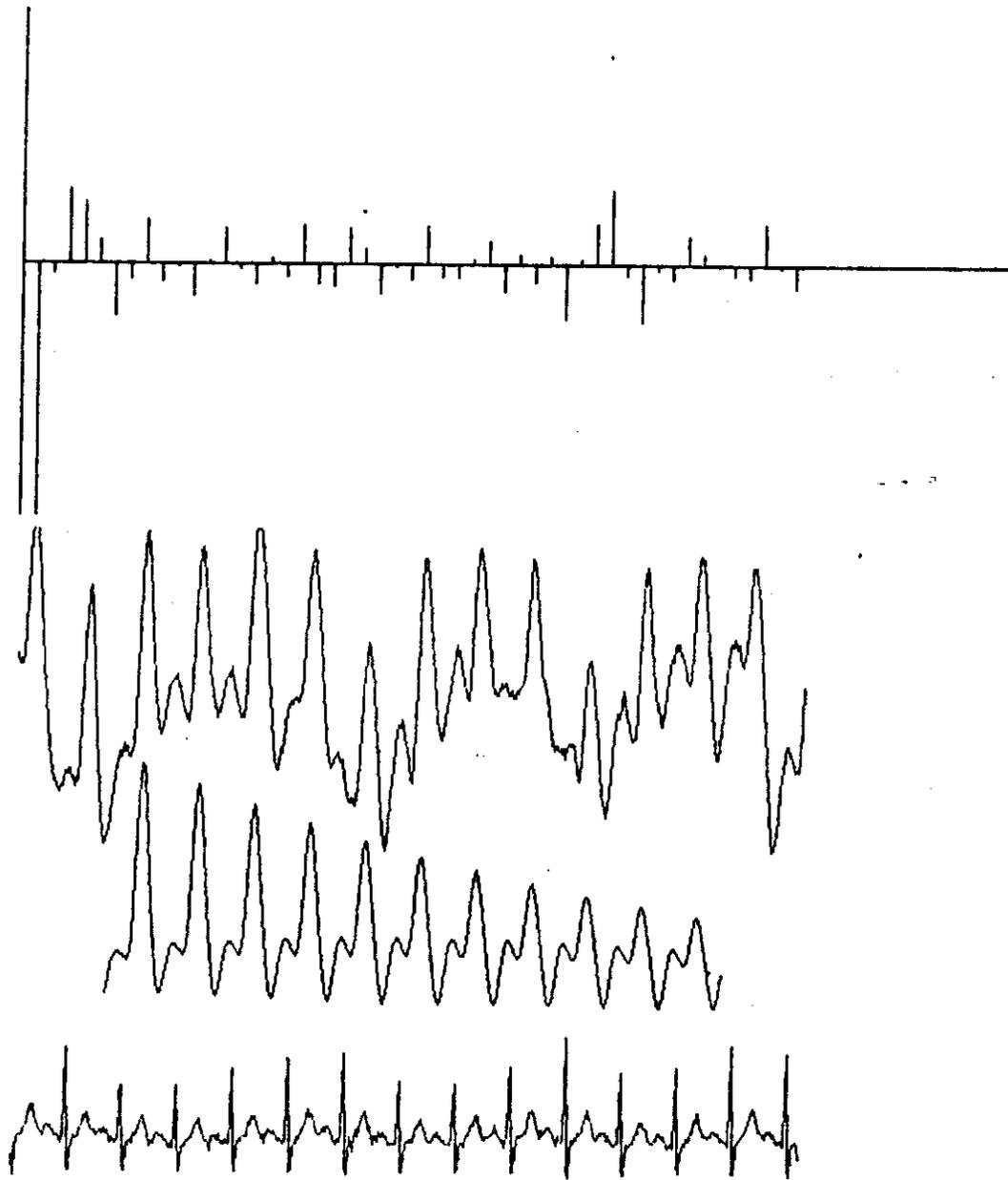


FIGURA 11.c)
Etapa del 50% de ejercicio. Se observa
la influencia de la señal de respiración
sobre el trazo impedancimétrico.

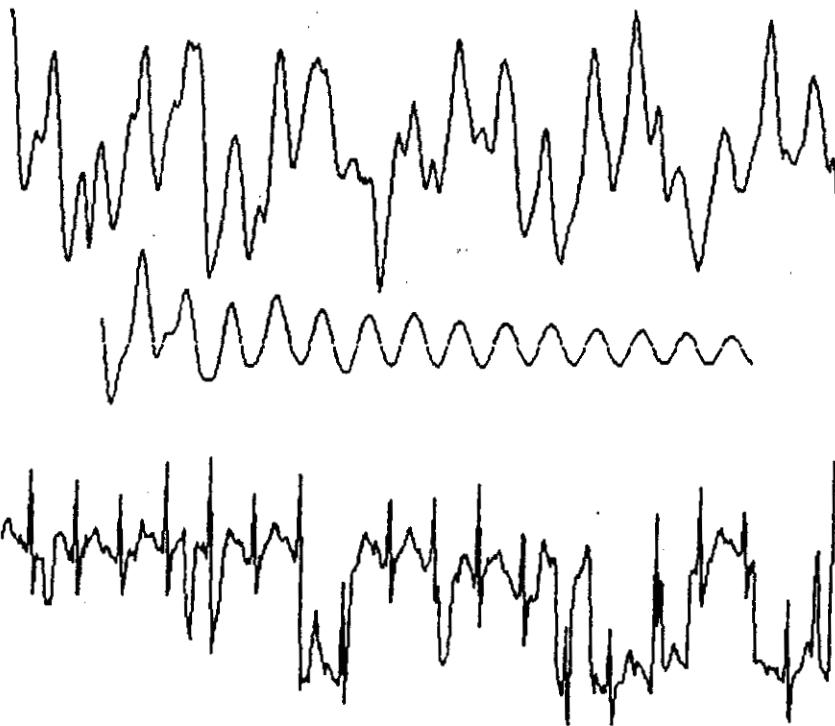
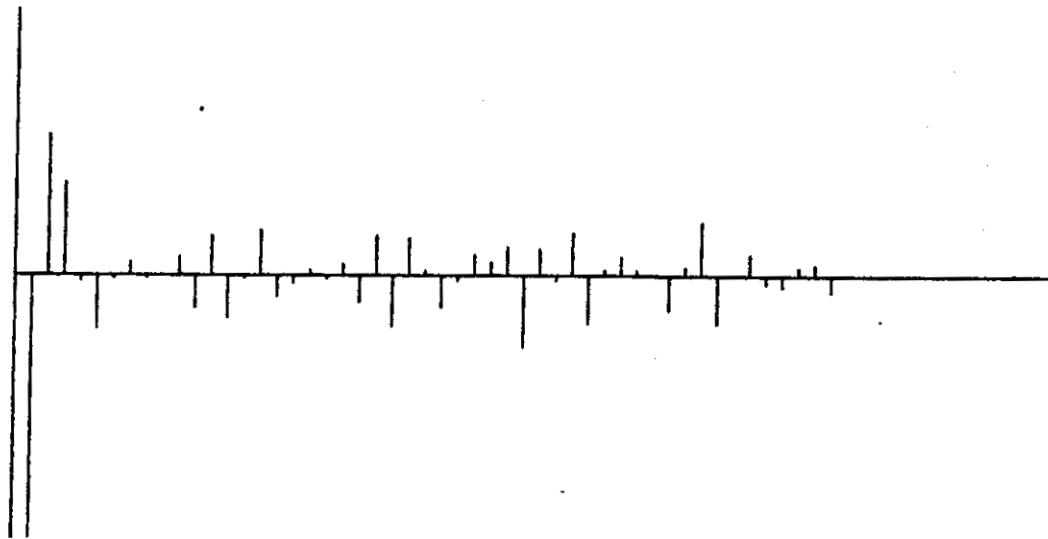


FIGURA 11.d)
En la etapa del 75% de ejercicio se observa el efecto de los artefactos de movimiento y señal de respiración sobre el electrocardiograma y señal impedancimétrica.

En la siguiente tabla se presentan en forma condensada el banco de datos obtenido. En total se estudiaron 15 sujetos, cinco atletas y el resto sujetos sedentarios. Se presentan únicamente los datos de 9 sujetos, debido a que existieron problemas en la adquisición de la señal impedancimétrica (problemas de electrodos) o en la aplicación de la técnica indirecta de Fick.

En el protocolo se consideró conveniente, para efectos de análisis de reproducibilidad, obtener cinco registros en cada una de las cargas de ejercicio.

TABLA DE RESULTADOS.

Etapa de reposo:

sujeto	coef1	coef2	cons.O2/kg	frecuencia cardiaca	gasto cardiaco (Fick).
# 1	-1.45	1.08	4.6	63	5.5
# 2	-1.52	4.5	4.79	65	6
# 3	-1.18	1.3	6.21	75	5
# 4	-1.26	1.44	5.01	75	5
# 5	-1.27	2.6	4.87	85	6.8
# 6	-1.20	1.22	4.66	95	4.5
# 7	-1.31	1.64	4.93	77	7
# 8	-1.31	2.9	5.2	80	6
# 9	-1.13	2.3	5.14	105	5.5

Etapa del 25%:

sujeto	coef1	coef2	cons.O2/kg	frecuencia cardiaca	gasto cardiaco (Fick).
# 1	-1.47	1.3	19.75	85	11.5
# 2	-1.66	6.3	16.39	82	10
# 3	-1.25	1.91	18.06	100	9.5
# 4	-1.36	2.8	16.12	90	10
# 5	-1.5	4.5	14.05	100	12.5
# 6	-1.21	3.39	14.13	110	8.8
# 7	-1.43	2.23	13	98	10
# 8	-1.42	2.8	12	100	13
# 9	-1.26	2.92	15.38	125	9

Etapa del 50%:

sujeto	coef1	coef2	cons.O2/kg	frecuencia cardiaca	gasto cardiaco (Fick).
# 1	-1.56	3.43	34.93	112	16
# 2	-1.57	5.1	33	110	16
# 3	-1.32	2.8	32.49	138	13
# 4	-	-	30.01	132	15.5
# 5	-1.65	6.4	22.65	136	15.5
# 6	-1.48	7.12	20.56	133	11.8
# 7	-1.52	2.7	22.88	124	17
# 8	-1.59	5.9	18.28	115	18
# 9	-	-	25.20	155	12

Etapa del 75%:

sujeeto	coef1	coef2	cons.O2/kg	frecuencia cardiaca	gasto cardiaco (Fick).
# 1	-1.82	6	53.25	143	20
# 2	-	-	48.7	155	-
# 3	-1.38	3.3	46.87	165	15.8
# 4	-	-	44.43	173	-
# 5	-1.72	6	32.78	175	17
# 6	-1.59	7.21	32.16	170	15.5
# 7	-	-	34.86	166	-
# 8	-	-	25.58	150	22
# 9	-1.49	4.59	37.18	172	15.9

En la figura 12 se muestra la relación entre el primer coeficiente del predictor lineal y el volumen de eyección obtenido por la técnica patrón de re-respiración por CO₂. El factor de correlación fue de $r = 0.8$ con una desviación de la recta de regresión lineal de 0.09.

El parámetro de la frecuencia cardiaca presenta una cierta relación con el segundo coeficiente de predicción lineal. Sin embargo, en este trabajo no se utilizó esa relación debido a la dispersión del segundo coeficiente, la cual es originada por la cantidad de "experiencia" que se da al predictor en 512 muestras.

PRIMER COEFICIENTE DE EYECCION (LITROS)

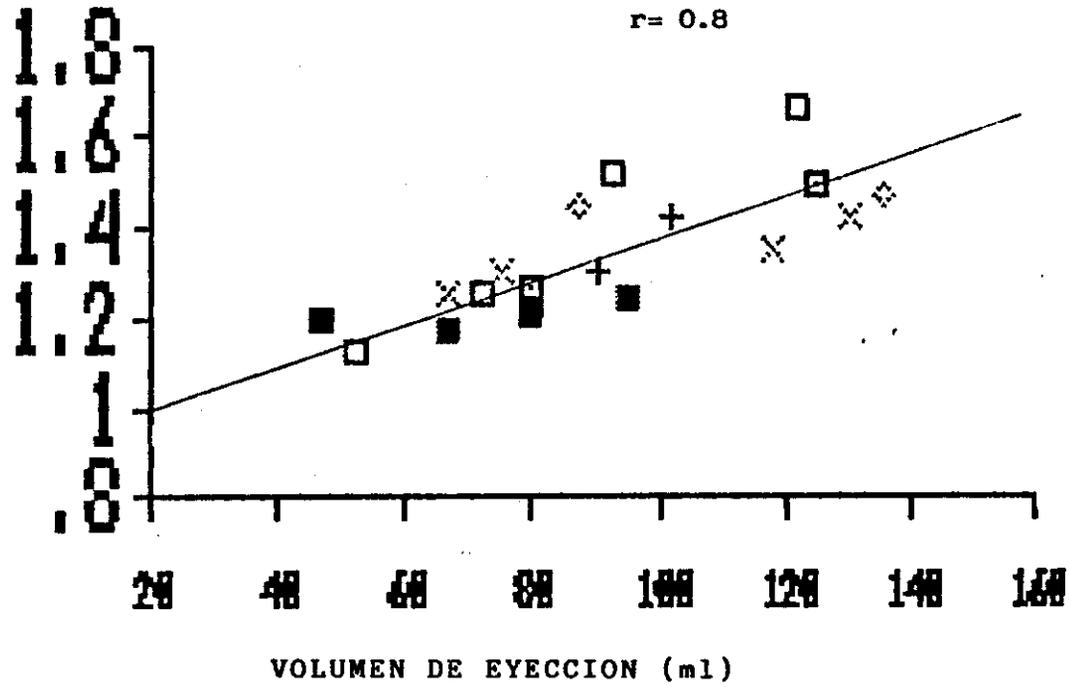


FIGURA 12
Primer coeficiente vs volumen de eyección.

VIII.- DISCUSION Y CONCLUSIONES:

La caracterización de señales de origen fisiológico mediante el uso de modelos de predicción lineal se ha desarrollado fuertemente en los últimos años con resultados aceptables en campos tales como el control de sistemas, el proceso de reconocimiento de patrones y en la compresión de datos. Parte de este esfuerzo se ha resumido en la sección de antecedentes.

Uno de los puntos principales en estos procesos es la selección del tipo de modelo de predicción lineal que represente adecuadamente a la señal de interés. El criterio para la selección se basa en las características del comportamiento de la señal bajo estudio.

En el caso de la señal impedancimétrica se parte de la hipótesis de que representa un proceso estocástico estacionario o cuasi-estacionario. Se ha demostrado que un proceso de este tipo es modelado adecuadamente por un predictor de únicamente polos (AR).

En varios de los trabajos que se han realizado se cuestiona el concepto de estacionaridad de las señales. Por ejemplo, Sherif cuestiona la no-estacionaridad de la señal de electromiografía. Sin embargo, Makhoul ha demostrado que un modelo autorregresivo también puede ser usado para estimar un proceso no estacionario si este proceso puede ser clasificado como localmente estacionario (3,16,26).

Como puede observarse en la sección de presentación de resultados se utilizó únicamente el primer coeficiente del predictor lineal para establecer la relación con el gasto cardíaco obtenido por la técnica patrón. Sin embargo, el predictor lineal generado fue de orden 50. El criterio para establecer el orden anterior consistió en involucrar únicamente a la señal de interés y filtrar aquellas señales aditivas tales como la respiración y los artefactos de movimiento. Por otra parte era necesario obtener un orden que asegurara que el rango de cambio del coeficiente o los coeficientes involucrados en la caracterización de la señal fuera lo más estrecho posible.

Otro de los aspectos importantes que afectan el orden del modelo de predicción es la cantidad de información la cual es dependiente de la longitud de los registros y la frecuencia de muestreo con la que se adquieren las señales. En nuestro caso se adquirieron registros de 512 puntos a una frecuencia de muestreo de 80 Hz obteniéndose 6 segundos de información. La razón por la que se adquirieron las señales con los parámetros antes mencionados se debió a que no se tenía experiencia en la aplicación de las técnicas de modelaje en el procesamiento de la señal impedancimétrica.

Con los registros de 512 muestras y frecuencia de muestreo de 80 Hz el orden máximo que se pudo generar fue de 50 dado que se ocupa la memoria total disponible de la computadora debido al compilador del lenguaje utilizado (turbo 3). Para

futuros trabajos es necesario utilizar registros con un tiempo total de adquisición mayor a 20 segundos, lo anterior permitirá trabajar con órdenes menores (de cinco a diez coeficientes), en donde los primeros coeficientes además de al reflejarán información que ayudará a complementar la caracterización de la señal impedancimétrica.

Antes de comentar los resultados discutiremos brevemente la experiencia obtenida tanto en la aplicación de la técnica de predicción lineal como en la aplicación de la técnica indirecta de Fick por CO₂, utilizada como patrón para calibrar en forma relativa el valor de gasto cardíaco a partir de la señal impedancimétrica.

Con respecto de la técnica de modelaje, por predicción lineal, es necesario mencionar que el procesamiento no es posible realizarlo en línea, es decir no es un procesamiento en tiempo real. En nuestro caso el tiempo de procesamiento, para un orden 50, utilizando una computadora personal del tipo IBM-AT es de cuatro minutos.

Las bondades de esta técnica permiten efectuar un proceso de filtrado estocástico de tal forma que los coeficientes de la respuesta a impulso del filtro generado permiten caracterizar a la señal impedancimétrica. En este trabajo, la relación entre los coeficientes y el gasto cardíaco se planteó como un análisis de regresión lineal, sin embargo se piensa que el factor de correlación puede aumentarse si se utiliza una técnica más poderosa de clasificación, como lo es el reconocimiento de patrones.

La síntesis de la señal impedancimétrica permite el cálculo de parámetros, tal como la frecuencia cardíaca en cargas elevadas de ejercicio, de una manera más confiable que a partir de la señal original la cual se encuentra contaminada por la señal de respiración y artefactos de movimiento.

En las técnicas de procesamiento determinísticas la amplitud de la señal es un factor importante para su caracterización debiéndose tener cuidado en mantener el voltaje de alimentación y el factor de ganancia del equipo de medición en valores lo más constantes posibles. Utilizando la técnica de modelaje por predicción los conceptos anteriores pasan a un segundo término siempre y cuando la morfología de la señal se mantenga constante, ya que la amplitud representa en un proceso estocástico la varianza de la señal la cual puede no considerarse.

Por lo que toca a la técnica patrón se presentaron problemas en la evaluación del gasto cardíaco en las cargas elevadas de ejercicio correspondientes al 50 y 75%. Por lo que se decidió descartar estos registros.

Es importante resaltar, que la técnica indirecta de Fick de medición del gasto cardíaco por primera vez se realizaba en el Laboratorio de Fisiología del Ejercicio de la Universidad Autónoma Metropolitana-Iztapalapa, lo que significó un esfuerzo adicional para ponerla a punto en sujetos sometidos al ejercicio.

A pesar de los problemas que se presentaron en la aplicación de las técnicas utilizadas se pudo comprobar que la señal adquirida refleja principalmente la actividad mecánica del corazón. También se comprobó que la técnica de predicción lineal es capaz de proporcionar los elementos necesarios para realizar la clasificación de las señales impedancimétricas y relacionarlas con valores de técnicas de medición patrón del gasto cardíaco. Como puede observarse de la tabla de datos el coeficiente a_1 refleja los cambios en la señal impedancimétrica al pasar de una carga de ejercicio a otra.

En la sección de resultados se presenta una señal de electrocardiografía en la cual se observa una extrasístole que a su vez se ve reflejada en una no actividad mecánica del corazón. Con este tipo de señales, correspondientes a sujetos que padecen alguna anomalía cardíaca, la aplicación de la técnica de predicción lineal permitirá formar un banco de datos que mediante técnicas de reconocimiento de patrones puede llevar a estructurar un sistema capaz de evaluar y generar un diagnóstico del estado cardíaco del sujeto.

La caracterización de las señales impedancimétricas por un modelo autorregresivo (AR) permitirá, en trabajos posteriores, formar vectores característicos los cuales identificarán a las diferentes clases de patrones originadas por las diversas cardiopatías en el campo clínico. Si es posible encontrar una regla de decisión que

permita separar a las clases, se puede pensar en generar lo que se conoce como un sistema experto.

IX. -BIBLIOGRAFIA:

- 1) Kubicek, W: "The Minnesota impedance cardiograph-theory and applications".
Bio.Med.Eng.410-417, Septiembre 1974.
- 2) Miyamoto Y: "Continuos determination of cardiac output during exercise by the use of impedance pletismography".
Med.&Biol.Eng.&Comput.19:638-644,1981.
- 3) Makhoul J: "Linear prediction:A tutorial review".
Proceeding of the IEEE,Vol 63,No 4,Abril 1975.
- 4) "Impedance Techniques".
IEEE Engineering in Medicine and Biology.
Vol VIII,No 1,Marzo 1989.
- 5) A.Harley: "Determination of cardiac output in man by means of impedance pletismography".
Aerospace Medicine,Marzo 1968.
- 5) W.Judy: "Comparative evaluation of the thoracic impedance and isotope dilution methods for measuring cardiac output".
Aerospace Medicine,40:532-536,1969.
- 7) W.Cooley: "The calculation of cardiac stroke volume from variations in transthoracic electrical impedance".
Bio-Medical Eng.,Agosto 1972.
- 8) L.E.Baker: "The measurement of cardiac output by means of electrical impedance".
Cardiovasc.Res.Center Bull 9:135-145,1971.

- 9) Charleston S, Cadena M, Aljama T: "Valoración de un medidor de gasto cardiaco durante el ejercicio".
Revista Mexicana de Ingeniería Biomédica. Vol VI, No 2,
14-17, Octubre 1985.
- 10) Nyboer J: "Electrical impedance pletismography".
Circulation, Vol II, Diciembre 1950.
- 11) J. C. Denniston: "Measurement of cardiac output by electrical impedance at rest and during exercise".
J. Applied. Physiol. 40(1):91-95, 1976.
- 12) Charleston, S: Diseño, construcción y evaluación de un medidor de gasto cardíaco basado en la impedancimetría transtorácica.
Tesis de Maestría en Ingeniería Biomédica.
Universidad Autónoma Metropolitana, 1987.
- 13) Charleston S, Cadena M, Aljama T: "Evaluación del gasto cardiaco durante el ejercicio por el método de impedancimetría transtorácica".
Revista Mexicana de Ingeniería Biomédica. Vol VIII, No 1,
Octubre 1987.
- 14) Charleston S, Aljama T, Cadena M: "Personal computer based cardiac output impedance cardiographer".
Proceeding of the World Congress on Medical Physics and Biomedical Engineering, Vol 33, Supplement 1, 1988.
- 15) Cadena M, Aljama T, Charleston S: "Data reduction and Modeling of impedance cardiograms by linear prediction".
Proceeding of the World Congress on Medical Physics and Biomedical Engineering, Vol 33, Supplement 1, 1988.

- 16) Triolo R: "The identification of time series models of lower extremity EMG for the control of prostheses using Box-Jenkins criteria".
IEEE Transaction on Biomedical Engineering Vol 35, No8, Agosto 1988.
- 17) Shangkai, G: "An autoregressive model of the BAEP signal for hearing-threshold testing".
IEEE Transaction on Biomedical Engineering, vol. BME-33, No6, Junio 1986.
- 18) Hefftner G: "The electromyogram (EMG) as a control signal for functional neuromuscular stimulation-part I: autoregressive modeling as a means of EMG signature discrimination".
IEEE Transaction on Biomedical Engineering, Vol 35, No4, Abril 1988.
- 19) Ruttimann U: "Compression of the ECG by prediction or interpolation and entropy encoding".
IEEE Transaction on Biomedical Engineering, Vol BME-26, No11, Noviembre 1979.
- 20) Kwok H: "Autoregressive analysis applied to surface and serosal measurements of the human stomach".
IEEE Transaction on Biomedical Engineering, Vol BME-26, No7, Julio 1979.
- 21) Cerutti, S: "A parametric method of identification of single-trial event-related potentials in the brain.
IEEE transactions on Biomedical Engineering, Vol 35, No9, Sep. 1988.

- 22) T.H. Joo: "Pole-zero modeling and classification of phonocardiograms".
IEEE transactions on Biomedical Engineering,
Vol BME-30, No 2, Febrero 1983.
- 23) J.P. Marques de Sá: "A new ECG classifier based on linear prediction techniques".
Computers and biomedical research 19, 213-223, 1986.
- 24) Paiss, O: "Autoregressive modeling of surface EMG and its spectrum with application to fatigue".
IEEE Transaction on Biomedical Engineering
Vol BME-34, No 10, Octubre 1987.
- 25) Gath I: "Comparative evaluation of several pitch process models in the detection of vocal tremor".
IEEE Transaction on Biomedical Engineering
Vol BME-34, No 7, Julio 1987.
- 26) Box and Jenkins: Time series analysis: forecasting and control.
Holden Day, 1976.

APENDICE A.

TECNICA DE PLETISMOGRAFIA IMPEDANCIMETRICA.

FUNDAMENTO TEORICO:

El desarrollo teórico que aquí se presenta fué propuesto por Nyboer en 1950 para su aplicación en extremidades del cuerpo humano. Kubicek la aplicó al tórax para el cálculo del gasto cardiaco en 1960.

El desarrollo supone a la extremidad como un cilindro homogéneo de sección transversal A_0 , longitud L y resistividad uniforme ρ .

El volumen de este cilindro se incrementa uniformemente (ΔV) cambiando su área de sección transversal de A_0 a A_1 , sin cambio en su longitud. Obsérvese la figura 1A.

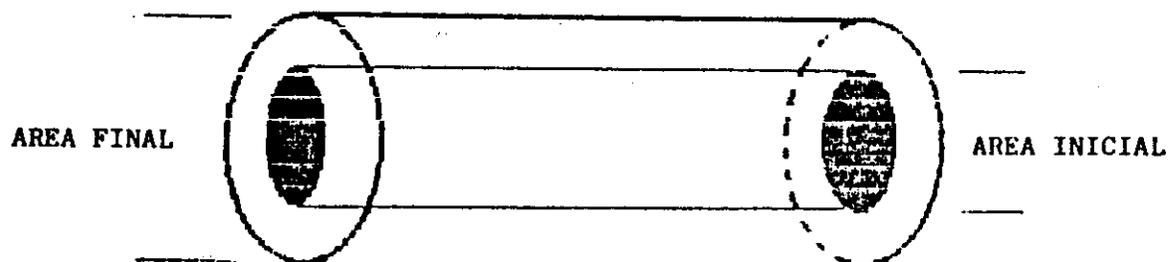


FIGURA 1A
Cilindro de material homogéneo.

La resistencia del cilindro con dimensiones originales es:

$$R_0 = \rho L/A \quad (1)$$

El cambio de volumen (ΔV) en el cilindro provoca cambios en su área de sección transversal y en su resistencia:

$$R_1 = \rho L/A_1 \quad (2)$$

El cambio en la resistencia es:

$$\Delta R = R_1 - R_0 = \rho L/A_0 - \rho L/A_1 = \rho L(1/A_0 - 1/A_1) \quad (3)$$

Ahora bien, si se quiere introducir la variable volumen (variable de interés), se presenta la siguiente relación:

$$V_0 = LA_0 \quad ; \quad V_1 = LA_1 \quad (4)$$

Sustituyendo (4) en (3) se tiene :

$$\Delta R = \rho L^2 (1/V_1 - 1/V_0) = -\rho L^2 (V_1 - V_0 / V_1 V_0)$$

Si el volumen agregado $\Delta V = V_1 - V_0$ es pequeño, entonces:

$$\Delta R = -\rho L^2 \Delta V / V_0 \quad (5)$$

Ahora bien, si la expresión (1) la multiplicamos por L se obtiene:

$$R_0 = \rho L^2 / A_0 L = \rho L^2 / V_0 \quad (6)$$

$$V_0 = \rho L^2 / R_0 \quad (7)$$

sustituyendo (7) en (5)

$$\Delta R = -R_0^2 \Delta V / \rho L^2 \quad (8)$$

despejando la variable de interés:

$$\Delta V = -\rho L^2 \Delta R / R_0^2 \quad (9)$$

Sustituyendo ΔR por un término general como lo es la impedancia ΔZ se obtiene:

$$\Delta V = -\rho L^2 \Delta Z / Z_0^2 \quad (10)$$

Se hace notar el hecho de manejar corrientes con densidad uniforme a través del cilindro de material homogéneo.

El sistema básico de medición en esta técnica es el mostrado en la figura 2A.

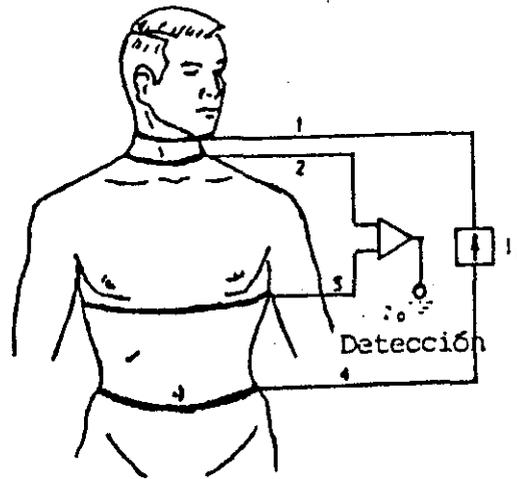


FIGURA 2A
Sistema básico de medición por impedancimetría

Se colocan cuatro electrodos metálicos, dos en el cuello y dos en el tórax, uno a nivel del apéndice xifóides y otro a cuatro centímetros abajo el primero. A través de los electrodos externos se hace circular una corriente sinusoidal constante, y por medio de los electrodos internos se detectan las variaciones de voltaje originados por los cambios de impedancia.

En la figura 3A se muestra la relación temporal entre el cambio de impedancia ΔZ , la derivada del cambio de impedancia (dZ/dt), los ruidos cardíacos y el electrocardiograma.

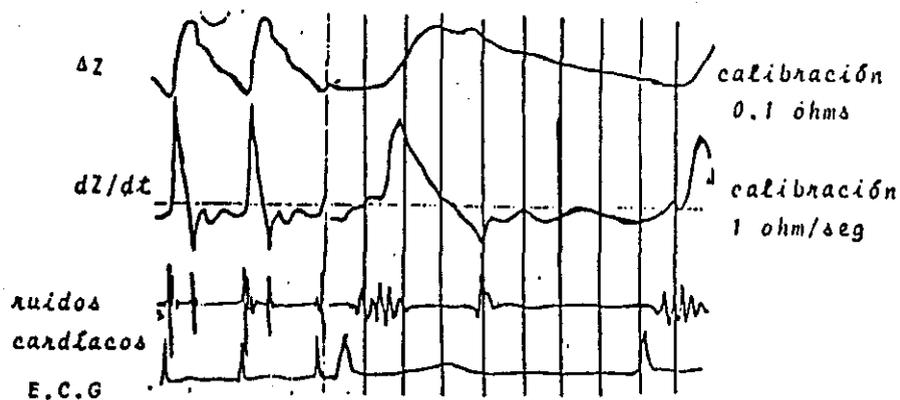


FIGURA 3A
Relación temporal entre la señal de cambio de impedancia y diversas señales del ciclo cardíaco.

APENDICE B.

IDENTIFICACION DE SISTEMAS LINEALES POR PREDICCIÓN LINEAL.

FUNDAMENTO TEORICO.

El problema de modelar o identificar una serie de tiempo se reduce a encontrar la "ecuación óptima" del sistema que genera la serie. Se entiende como ecuación óptima aquella ecuación que permite calcular la acción futura en base a estados presentes y pasados del sistema. La acción futura debe obtenerse con el menor error cuadrático medio a la salida.

La ecuación óptima nos representa a un sistema equivalente, bajo un cierto criterio dado.

Para obtener el sistema equivalente es necesario especificar:

- La clase de sistema = (s)
- La clase de la señal de entrada = V
- El criterio de equivalencia.

El criterio de equivalencia se define en términos de la función de error (e_n) el cual depende de la señal de salida original (y_n) y la salida del modelo (y_m):

$$e_n = f(y_n , y_m)$$

Frecuentemente el criterio de equivalencia consiste en minimizar la función de error. En este caso el problema de identificación se convierte en un problema de optimización.

Identificación de Sistemas Lineales .- Predicción Lineal.

En la representación de sistemas lineales existe un modelo general el cual esta basado sobre la idea (Yule-Walker) de que una serie de tiempo ,en la cual los valores sucesivos son altamente dependientes, se puede generar a partir de una serie de impulsos independientes a_t . Los impulsos se consideran que tienen una distribución normal, promedio cero y una varianza σ_a^2 .Tal secuencia de números aleatorios a_t , a_{t-1} , a_{t-2} , ... es llamado ruido blanco.

Se puede pensar que el ruido blanco a_t es transformado a la secuencia z_t por medio de un operador que se conoce como filtro lineal. Esta idea se representa de forma gráfica en la siguiente figura.

Ruido Blanco	Filtro Lineal	Z_t
a_t	$\psi(B)$	

La operación de filtrado lineal puede representarse como una suma ponderada de observaciones pasadas:

$$Z_t = \mu + a_t + \psi_1 a_{t-1} + \psi_2 a_{t-2} + \dots \quad (a)$$

En general μ es un parámetro que determina el "nivel" del proceso. La ecuación anterior puede escribirse de la siguiente forma:

$$Z_t = \mu + \psi(B)a_t \quad (b)$$

Donde B representa un factor de corrimiento, de tal forma que:

$$BZ_t = Z_{t-1} \quad ; \quad B^m Z_t = Z_{t-m}$$

$$\psi(B) = 1 + \psi_1 B + \psi_2 B^2 + \dots$$

El parámetro μ es el promedio alrededor del cual el proceso varía.

Modelo autorregresivo.— Un modelo estocástico, el cual se usa ampliamente, para representar series de tiempo es el modelo autorregresivo. En este modelo, el valor actual del proceso es expresado como una suma lineal finita de valores pasados del proceso y un impulso a_t . El modelo puede expresarse de la siguiente forma:

Si $z_t, z_{t-1}, z_{t-2}, \dots$ son las muestras del proceso y $\tilde{z}_t, \tilde{z}_{t-1}, \tilde{z}_{t-2}, \dots$ son las muestras en las cuales se considera el parámetro. Es decir, \tilde{z}_t es igual a $z_t - \mu$, entonces:

$$\tilde{z}_t = \phi_1 \tilde{z}_{t-1} + \phi_2 \tilde{z}_{t-2} + \dots + \phi_p \tilde{z}_{t-p} + a_t \quad (c)$$

La ecuación anterior representa el proceso autorregresivo (AR) de orden p .

A partir de la ecuación (c) se puede obtener:

$$\tilde{z}_t = \phi_1 \tilde{z}_{t-1} + \phi_2 \tilde{z}_{t-2} + \dots + \phi_p \tilde{z}_{t-p} + a_t$$

$$\tilde{z}_t - \phi_1 \tilde{z}_{t-1} - \phi_2 \tilde{z}_{t-2} - \dots - \phi_p \tilde{z}_{t-p} = a_t$$

$$\tilde{z}_t (1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p) = a_t$$

Si $\phi(B) = 1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p$
entonces:

$$z_t \phi(B) = a_t$$

Este modelo contiene $p+2$ incógnitas que son: $\mu, \phi_1, \phi_2, \dots$ de las cuales en la práctica son estimados a partir de datos de la señal original. El parámetro σ^2 es la varianza del proceso.

4. Modelo de promedio móvil (MA).-Este modelo expresa z_t como una combinación de a_t^q , es decir:

$$\begin{aligned} \tilde{z}_t &= a_t - \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2} - \dots - \theta_q a_{t-q} \\ \theta(B) &= 1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q \end{aligned}$$

Este modelo de promedio móvil puede ser escrito como:

$$\tilde{z}_t = \theta(B) a_t$$

Este modelo contiene $q+2$ parámetros desconocidos $\mu, \theta_1, \dots, \theta_q, \sigma^2$.

5. Modelo autorregresivo-promedio móvil (ARMA).-Con el fin de tener mayor flexibilidad en la representación de series de tiempo es ventajoso incluir los dos modelos anteriores en uno solo, lo cual da origen al modelo ARMA:

$$\tilde{z}_t = \phi_1 \tilde{z}_{t-1} + \dots + \phi_p \tilde{z}_{t-p} + a_t - \theta_1 a_{t-1} - \dots - \theta_q a_{t-q}$$

$$\phi(B) \tilde{z}_t = \theta(B) a_t$$

Este modelo tiene $p+q+2$ parámetros desconocidos $\mu, \sigma^2, \phi_1, \dots, \phi_p, \theta_1, \dots, \theta_q$.

La forma más conocida del modelo ARMA es:

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

$$y(n) = \tilde{z}_t ; \quad a_k = \theta_k ; \quad b_k = \phi_k$$

Cálculo de los coeficientes característicos del modelo.-El siguiente desarrollo matemático tiene como objetivo encontrar un sistema $S \varepsilon (s)$, tal que la función de error sea mínima. Se calculan los coeficientes para el modelo general ARMA a partir del cual se pueden obtener los coeficientes del modelo autorregresivo (AR) de interés para el presente trabajo.

A partir de la ecuación general del modelo ARMA:

$$Y_m(n) = - \sum_{k=1}^p a_k Y_m(n-k) + \sum_{k=0}^p b_k U(n-k) \quad (e)$$

donde n representa el tiempo discreto, $u(n)$ es la entrada y $Y_m(n)$ la salida del modelo. Tomando la transformada Z de (e) se tiene:

$$Y_m(z) = - \sum_{k=1}^p a_k Y_m(z) z^{-k} + \sum_{k=0}^p b_k U(z) z^{-k}$$

de esta forma la función de transferencia del modelo esta dada por:

$$H_m(z) = \frac{Y_m(z)}{U(z)} = \frac{\sum_{k=0}^p b_k z^{-k}}{\sum_{k=1}^p a_k z^{-k}}$$

El modelo es un sistema discreto lineal con respuesta impulsiva de duración finita. Los ceros del modelo estan determinados por los coeficientes b_k y los polos por los coeficientes a_k .

Utilizando la notación con operadores de retardo se tiene:

$$A(z^{-1})Y_m(n) = B(z^{-1})U(n)$$

donde:

$$A(z^{-1}) = 1 + a_1 z^{-1} + a_2 z^{-2} + \dots + a_p z^{-p} = 1 + \sum_{k=1}^p a_k z^{-k}$$

y

$$B(z^{-1}) = b_0 + b_1 z^{-1} + b_2 z^{-2} + \dots + b_p z^{-p} = \sum_{k=0}^p b_k z^{-k}$$

Si definimos la función de error como la suma del error cuadrático en un intervalo de tiempo dado, esto es:

$$\text{función de error} = \sum_n e^2(n)$$

donde el error $e(n)$ esta dado por:

$$e(n) = A(z^{-1})(y(n) - y_m(n))$$

$$e(n) = y(n) - y_m(n) + \sum_{k=1}^p a_k y(n-k) - \sum_{k=1}^p a_k y_m(n-k)$$

$$e(n) = y(n) - y_m(n) + \sum_{k=1}^p a_k [y(n-k) - y_m(n-k)]$$

La ecuación anterior se conoce como error generalizado. Este error también puede escribirse como:

$$e(n) = A(z^{-1})y(n) - B(z^{-1})U(n)$$

De la ecuación anterior se observa que la función de error es una función lineal de los parámetros a_k y b_k .

Para establecer las ecuaciones que permitan evaluar los parámetros del sistema, se asume que el criterio de equivalencia exige la minimización de la función de error. Este método se conoce como el método de mínimos cuadrados.

Como:

$$y_m(n) = - \sum_{k=1}^p a_k y_m(n-k) + \sum_{k=0}^p b_k u(n-k)$$

$$e(n) = y(n) + \sum_{k=1}^p a_k y_m(n-k) - \sum_{k=0}^p b_k u(n-k)$$

$$+ \sum_{k=1}^p a_k y(n-k) - \sum_{k=0}^p a_k y_m(n-k)$$

$$e(n) = y(n) - \sum_{k=0}^p b_k u(n-k) + \sum_{k=1}^p a_k y(n-k)$$

La expresión anterior se conoce como la función residual.

En el método de mínimos cuadrados los parámetros a_k y b_k se obtienen como un resultado de la minimización del error cuadrático promedio o total con respecto a cada parámetro. Asumiendo que E es el error cuadrático total se tiene:

$$E = \sum_n e^2(n) = \sum_n \left[y(n) + \sum_{k=1}^p a_k y(n-k) - \sum_{k=0}^p b_k u(n-k) \right]^2$$

Para minimizar el valor de E con respecto a los parámetros a_k y b_k , se deriva parcialmente a E con respecto de dichos parámetros y se iguala a cero. El sistema de ecuaciones resultante, con $2p+1$ ecuaciones, presenta p incógnitas a_k y $p+1$ incógnitas b_k . Donde p es el orden del modelo. Esto es:

$$a E / a a_i = 2 \sum_n \left[y(n) + \sum_{k=1}^p a_k y(n-k) - \sum_{k=0}^p b_k u(n-k) \right] y(n-i)$$

$$\text{para } 1 < i < p$$

Igualando a cero la expresión anterior y reorganizando términos se tiene:

$$\sum_{k=1}^p a_k \sum_n y(n-i)y(n-k) - \sum_{k=0}^p b_k \sum_n y(n-i)u(n-k) = - \sum_n y(n-i)y(n)$$

$$\text{para } 1 < i < p \quad (f)$$

En forma similar para los parámetros b_k 's se obtiene:

$$\sum_{k=1}^p a_k \sum_n y(n-k)u(n-i) - \sum_{k=0}^p b_k u(n-i)u(n-k) = - \sum_n y(n)u(n-i)$$

$$\text{para } 0 < i < p \quad (g)$$

$$\text{Sea } \phi_{ik} = \sum_n y(n-i)y(n-k)$$

$$\theta_{ik} = \sum_n y(n-i)u(n-k)$$

$$\text{y } \lambda_{ik} = \sum_n u(n-i)u(n-k)$$

Dado lo anterior las expresiones (f) y (g) pueden describirse como:

$$\sum_{k=1}^p \phi_{ik} a_k - \sum_{k=0}^p \theta_{ik} b_k = -\phi_{0k} \quad \text{para } 1 < i < p \quad (h)$$

$$\sum_{k=1}^p \theta_{ki} a_k - \sum_{k=0}^p \lambda_{ik} b_k = -\theta_{0i} \quad \text{para } 0 < i < p \quad (i)$$

En forma matricial (h) y (i) se representan como:

$$\phi a - \theta b = -\phi_0$$

$$\theta^T a - \lambda b = -\theta_0$$

$$\phi' = -\phi'_0$$

donde

$$\phi = [\phi_{ik}]_{p \times p} = \begin{bmatrix} \phi_{11} & \phi_{12} & \dots & \phi_{1p} \\ \phi_{21} & \phi_{22} & \dots & \phi_{2p} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \phi_{p1} & \phi_{p2} & \dots & \phi_{pp} \end{bmatrix}$$

$$\theta^T = [\theta_{ik}]_{p \times (p+1)} = \begin{bmatrix} \theta_{10} & \theta_{11} & \dots & \theta_{1p} \\ \theta_{20} & \theta_{21} & \dots & \theta_{2p} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \theta_{p0} & \theta_{p1} & \dots & \theta_{pp} \end{bmatrix}$$

donde

$$\theta^T = [\theta_{kil}]_{(p+1) \times p} \quad \begin{matrix} \text{para } 1 < i < p \\ 0 < k < p \end{matrix}$$

$$\zeta = [\lambda_{ikl}]_{(p+1) \times (p+1)} \quad \begin{matrix} \text{para } 0 < i < p \\ 0 < k < p \end{matrix}$$

Estas ecuaciones permiten obtener los coeficientes de la ecuación que define a $y_m(n)$, la salida del sistema de interés. Hay que observar que las matrices para el cálculo de los coeficientes son de tipo Toeplitz, es decir son matrices triangulares cuyos elementos a lo largo de cada diagonal son iguales.

Estas matrices Toeplitz, en este trabajo, se resuelven mediante el método numérico Cholesky.

En el caso particular del modelo autorregresivo, donde b_k es igual a cero, se obtiene la siguiente relación:

$$\sum_{k=1}^p a_k \sum_n y(n-k)y(n-i) = - \sum_n y(n)y(n-i) \quad (j)$$

para $1 < i < p$.

Como la autocorrelación de una señal se define como:

$$R(i) = \sum_{-\infty}^{\infty} y(n)y(n+i)$$

entonces $R(-j) = R(j)$ la ecuación (j) queda expresada en función de la autocorrelación como:

$$\sum_{k=1}^p a_k R(i-k) = -R(i) \quad \text{para } 1 < i < p$$

En forma matricial:

$$\begin{pmatrix} R_0 & R_1 & R_2 & \dots & R_{p-1} & a_1 & R_1 \\ R_1 & R_0 & R_1 & \dots & R_{p-2} & a_2 & R_2 \\ \cdot & \cdot & \cdot & & \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & & \cdot & \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot & \cdot & & \cdot & \cdot & \cdot \\ R_{p-1} & R_{p-2} & R_{p-3} & \dots & R_0 & a_p & R_p \end{pmatrix} = - \begin{pmatrix} R_1 \\ R_2 \\ \cdot \\ \cdot \\ \cdot \\ R_p \end{pmatrix}$$

El procedimiento para el cálculo de los coeficientes del modelo autorregresivo consiste en resolver la matriz de autocorrelación de la señal de interés.

En particular, en el trabajo desarrollado, el orden del predictor no es un parámetro decisivo ya que el objetivo no es sintetizar la señal, sino a partir de unos cuantos

coeficientes obtener una relación con el gasto cardiaco. El criterio para establecer el orden del predictor es que los coeficientes de interés fueran lo menos sensibles, por lo cual se decidió utilizar un orden 50.

APENDICE C

Metodo indirecto de Fick.

La determinación del gasto cardiaco es, esencialmente, la determinación de un flujo promedio. El método más usado para medir el flujo sanguíneo promedio emplea la infusión de un indicador: si una cantidad m_i de indicador se diluye en un volumen v_i de plasma, se tiene una concentración m_i/v_i ; si se incrementa la cantidad de indicador de manera continua (dm/dt), y además el volumen v se reemplaza constantemente (dv/dt), como sucede con el plasma en una sección vascular cualquiera, el cambio de concentración del indicador (ΔC), es:

$$\Delta C = \frac{dm/dt}{dv/dt}$$

De donde el flujo corresponde a:

$$\dot{V} = \frac{dm/dt}{\Delta C}$$

La interpretación fisiológica más clara del resultado anterior puede apreciarse en el método de Fick (directo) para la determinación del gasto cardiaco. En éste, se usa

como indicador al oxígeno sanguíneo, pues en la circulación pulmonar se genera un gradiente de concentración de O₂; la introducción del indicador al plasma, se realiza mediante el intercambio de gases a nivel alveolo-capilar y es igual al consumo de oxígeno. Según lo anterior, el gasto cardiaco (Q) puede determinarse a partir de la siguiente relación:

$$Q = \frac{\dot{V}O_2}{C_aO_2 - C_vO_2}$$

donde $\dot{V}O_2$ es el consumo de oxígeno,

C_aO_2 concentración arterial de oxígeno y

C_vO_2 concentración venosa mixta de oxígeno.

La relación anterior se conoce como ecuación de Fick. Para aplicar el método de Fick en forma directa se requiere conocer las concentraciones venosas mixtas y arterial de oxígeno, lo cual implica la toma de muestras sanguíneas en la arteria pulmonar y sistémica. Como este procedimiento es invasivo, e impráctico durante el ejercicio, se ha intentado un método no invasivo denominado Fick indirecto, que permite determinar el gasto cardiaco a partir de variables respiratorias. La ecuación que describe este método no es sino la interpretación de la ecuación de flujo expuesta

anteriormente, en función de transporte de CO₂:

$$Q = \frac{\dot{V}CO_2}{C_VCO_2 - C_aCO_2}$$

donde $\dot{V}CO_2$ es la producción de CO₂,

C_VCO_2 concentración venosa mixta de CO₂ y

C_aCO_2 concentración arterial de CO₂.

La correlación entre los métodos directo e indirecto de Fick es superior a 0.9 durante el ejercicio.

APENDICE D.
PROGRAMA DE PREDICCIÓN LINEAL.

var

```
fi,fir:array[0..50,0..50] of real;  
z:array[0..1024] of real;  
u,y,ymp,ym:array[0..512] of real;  
a,b,dato,ap:array[0..50] of real;  
nomu,nomy:string [20];  
nomfu,nomfy:TEXT;  
i,j,k,p,pl,np,pp,opcion,numprom,  
answer,l,n,m,h,nn,d,r,max1,th,max2:integer;  
x,max,may:REAL;  
q:array[0..50] of real;  
c:array[0..20] of integer;  
x1,v,v1,f,gc,ve:real;  
resp:string[2];  
nombresearch:string[20];  
arch,archorig:text;  
OK:boolean;  
o,listo:char;  
arreglo:file of real;
```

procedure inicio;

begin

```
  writeln('orden del sistema?');  
  readln(p);                (Pregunta por el orden y  
  writeln('numero de puntos?');  número de puntos)  
  readln(np);
```

end;

```

procedure archivo;
begin
repeat
write('nombre del archivo ?'); (Verifica la existencia del
readln(nomu);                    archivo)
assign(nomfu,nomu);
{$I-} reset(nomfu) {$I+} ;
OK := (IOresult = 0);
if not OK then
writeln('no existe el archivo ',nomu);
until OK;
end;

```

```

procedure lectu;
begin
  writeln(arch,'archivo de entrada u:',nomu);
  assign(nomfu,nomu);
  reset(nomfu);
  for i:=0 to 1023 do          (Lectura de archivos de
    begin                    1024 puntos (señal de
      if not(eof(nomfu)) then (ECG e Impedancia))
        begin
          read(nomfu,x);
          u[i]:=x;
        end;
      end;
    close(nomfu);
  end;
end;

```

```
procedure lecty;
```

```
begin
```

```
  assign(nomfy,nomu);
```

```
  reset(nomfy);
```

```
  for i:=0 to 1023 do
```

```
    begin
```

```
      if not(eof(nomfy)) then
```

```
        begin
```

```
          read(nomfy,x);
```

```
          z[i]:=x;
```

```
        end;
```

```
      end;
```

```
    close(nomfy);
```

```
  end;
```

```
procedure separa;
```

```
begin
```

```
  for i:=0 to 511 do
```

```
    y[i]:=2.4*z[2*i];
```

```
  for i:=0 to 511 do
```

```
    y[i]:=y[i]-2.0470000000E+03;
```

```
  end;
```

```
{Lectura de archivos de  
1024 puntos para el mo-  
delo AR.}
```

```
{Separa las señales de  
ECG e Impedancia.}
```

```

procedure coefs;
begin
  if (opcion=1) or (opcion=2) then
    writeln('que espaciamento entre muestras');
  read(h);
  nn:=np div h;
  begin
    for i:=0 to p do (coefs fi)
      begin
        for j:=i to p do
          begin
            fi[i,j]:=0.0;
            for k:=p to nn-1 do
              if ((k-i)>=0) and ((k-j)>=0) then
                fi[i,j]:=fi[i,j]+y[h*(k-i)]*y[h*(k-j)];
            fi[j,i]:=fi[i,j];
          end;
        end;
      for i:=1 to p do
        fi[0,i]:=-fi[0,i];
      end;
    end;
  end;

begin
  for i:= p downto 0 do
    for j:=p downto 0 do
      begin
        fi[i,j]:=fi[i,j]/ABS(fi[0,0]);
        writeln('fi['',i,',',',j,'] =',fi[i,j]);
      end;
    end;
  end;
end;

```

```
proc corr_cholesky;
```

```
begin
```

```
  if n=2 then p=p-1;
```

```
  if n=3 then p=2*p+1;
```

```
  for i=1 to p do
```

```
    begin
```

```
      for j=i to p do
```

```
        begin
```

```
          x1:=fi[i,j];
```

```
          for k=i-1 downto 1 do
```

```
            if k>=0 then
```

```
              x1:=x1-fi[j,k]*fi[i,k];
```

```
            if j=i then begin
```

```
              if x1<=0.0 then
```

```
                write('falla') else
```

```
                  q[i]:=1.0/sqrt(x1);
```

```
              end
```

```
            else
```

```
              fi[i,i]:=x1*q[i];
```

```
            end
```

```
          end
```

```
        end j do
```

```
      end i do
```

```
      fi[n,i]:=1/q[i];
```

```
      for j=i+1 to p do
```

```
        fi[j,i]:=fi[j,i];
```

```
      end j do
```

```
    end i do
```

(Resuelve la matriz de autocorrelación utilizando el método numérico Cholesky)

```

procedure eliminacion;
begin
  a[1]:=fi[0,1]/fi[1,1];
  for i:=2 to p do
    begin
      a[i]:=fi[0,i];
      for j:=1 to i-1 do
        a[i]:=a[i]-fi[i,j]*a[j];
      a[i]:=a[i]/fi[i,i];
    end;
  end;
end;

```

(Los procedimientos de sustitución y eliminación obtienen los coeficientes a_k 's)

```

procedure sustitucion;
begin
  a[p]:=a[p]/fi[p,p];
  for i:=p-1 downto 1 do
    begin
      for j:=i+1 to p do
        a[i]:=a[i]-fi[i,j]*a[j];
      a[i]:=a[i]/fi[i,i];
    end;
  if opcion=0 then p:=p-1;
  if opcion=2 then p:=(p-1) div 2;
end;

```

```

procedure error;
begin
  case option of
    0: begin
      v:=0.0;
      for i:=0 to p do
        v:=v+2.0*a[i+1]*fi[0,i+1]+a[i+1]*a[i+1]*fi[i+1,i+1];
        fi[0,0]:=0.0;
      for i:=0 to np-1 do
        fi[0,0]:=fi[0,0]+y[i]*y[i];
      v:=v+fi[0,0];
      for i:=p to np-1 do
        begin
          ym[i]:=a[1]*u[i];
          for j:=2 to p+1 do
            if (i-j+1)>=0 then
              ym[i]:=ym[i]+a[j]*u[i-j+1];
          v:=v+sqr(y[i]-ym[i]);
        end;
      end;
    1: begin
      v:=0.0;
      for i:=p-1 to np-1 do
        v:=v+y[i]*y[i];
      for i:=1 to p do
        v:=v-a[i]*fi[0,i];
        for i:=1 to m-1 do
          ym[i]:=y[i];
        for i:=m to m+n do
          begin
            ym[i]:=0.0;
            for j:=1 to p do
              if (i-j)>=0 then
                ym[i]:=ym[i]-a[j]*ym[i-j];
            v:=v+sqr(y[i]-ym[i]);
          end;
        end;
      end;
  end;
end;

```

(Este procedimiento calcula el error entre la señal -- original y la señal sintetizada.)

```

        end;
    end;
2:begin
    v:=0.0;
    for i:=0 to p-1 do
        ym[i]:=y[i];
    for i:=p to np-1 do
        begin
            ym[i]:=a[p+1]*u[i];
            for j:=1 to p do
                if (i-j)>=0 then
                    ym[i]:=ym[i]-a[j]*ym[i-j]+a[j+p+1]*u[i-j];
                v:=v+sqr(y[i]-ym[i]);
            end;
        end;
    end;
end;
end;
end;

```

```

procedure norm1;
begin
    for i:=p downto 1 do
        begin
            a[i]:=a[i]/abs(a[1]);
            writeln(a[i]);
        end;
    end;
end;

```

{División de cada coeficiente a_k por el valor absoluto del coeficiente a_1 .}

```

procedure ran;
begin
  if ((-1.89<=a[1]) and (a[1] <=-1.40)) then c[1]:=1
  else
    c[1]:=0;
  if ((0.0851<=a[2]) and (a[2] <=0.981)) then c[2]:=1
  else
    c[2]:=0;
  if ((-0.345<=a[3]) and (a[3] <=0.310)) then c[3]:=1
  else
    c[3]:=0;
  if ((-0.265<=a[4]) and (a[4] <=0.253)) then c[4]:=1
  else
    c[4]:=0;
  if ((-0.212<=a[5]) and (a[5] <=0.429)) then c[5]:=1
  else
    c[5]:=0;
  if ((-0.454<=a[6]) and (a[6] <=0.150)) then c[6]:=1
  else
    c[6]:=0;
  if ((-0.143<=a[7]) and (a[7] <=0.363)) then c[7]:=1
  else
    c[7]:=0;
  if ((-0.008<=a[8]) and (a[8] <=0.503)) then c[8]:=1
  else
    c[8]:=0;
  if ((-0.398<=a[9]) and (a[9] <=0.0472)) then c[9]:=1
  else
    c[9]:=0;
  if ((-0.192<=a[10]) and (a[10]<=0.0836)) then c[10]:=1
  else
    c[10]:=0;
  for i:=1 to 10 do

```

```
begin
  while (i < n) do
  begin
    for j := i+1 to n do
    begin
      if (a[i] < a[j]) then
      begin
        swap(a[i], a[j]);
      end
    end
  end
end
```

(Establece diferentes rangos de los coeficientes ak's - para el cálculo del gasto cardíaco)

```
procedure main;
begin
  {Inicialización de los datos del almacen de coeficientes para
  el cálculo del gasto cardíaco}
  writeln('Ingrese el número de coeficientes:');
  readln(n);
  writeln('Ingrese los coeficientes:');
  for i := 1 to n do
  begin
    readln(a[i]);
  end
end
```

```

procedure promediar;
{procedimiento que permite promediar 'n' numero de
coeficientes}
begin
  writeln(' ');
  writeln('cuantos archivos ?:');
  readln(numprom);
  writeln('orden del predictor?:');
  readln(p);
  j:=0;
  for i:=1 to p do
    dato[i]:=0;
    repeat
      archivo;
      for i:=1 to p do
        read(nomfu,a[i]);
        close(nomfu);
      for i:=1 to p do
        dato[i]:=a[i]+dato[i];
        j:=j+1;
      until j=numprom;
    for i:=1 to p do
      dato[i]:=dato[i]/numprom;
    for i:=1 to p do
      writeln(dato[i]);
    for i:=1 to p do
      ap[i]:=dato[i];
end;

```

```

procedure maximol;
begin
  max:=0;
  for i:= m to m+n-1 do
    if max<=ym[i+1] then
      begin
        max:=ym[i+1];
        max1:=i+1;
      end;
  end;
end;

```

(Los procedimientos máximo1 y 2
calculan el período de la se--
ñal impedancimétrica.)

```

procedure maximo2;
begin
  may:=0;
  for i:= max1+5 to m+n-1 do
    if may<=ym[i+1] then
      begin
        may:=ym[i+1];
        max2:=i+1;
      end;
  end;
end;

```

```

procedure frecuencia;
begin
  f:=60*512/(6.4*(max2-max1)); {Calcula la frecuencia de la
end;                               señal impedancimétrica}

```

```

procedure graficas;
begin
  case p of
    1..20 : d:=1;
    21..40: d:=2;
    41..60: d:=3;
    61..80: d:=4;
  end;
  hires;
  for i:= 1 to np-2 do
    begin
      draw(i,180-round(0.04*y[i]),(i+1),
          180-round(0.04*y[i+1]),1);
    end;
  read(kbd,o);
  hires;
  writeln('coefs. de autocorrelacion');
  draw(0,100,639,100,1);
  draw(0,0,0,199,1);
  for j:= 1 to p do
    begin
      draw((30*j div d),100,(30*j div d),
          100-round(150*fi[1,j]),1);
    end;
  read(kbd,o);
  hires;
  writeln('coefs. del modelo autorregresivo');
  WRITELN(NOMU);
  draw(0,100,639,100,1);
  draw(0,0,0,199,1);
  for i:= 1 to p do
    begin
      draw((30*i div d),100,(30*i div d),
          100-round(150*a[i]),1);
    end;
  read(kbd,o);

```

(Presenta gráficamente la señal original, los valores de la matriz de autocorrelación, los coeficientes de predicción lineal y la señal sintetizada.)

```

hires;
for i:= 1 to np-2 do
  begin
    draw(i,180-round(0.04*y[i]),(i+1),
          180-round(0.04*y[i+1]),1);
    end;
for i:= m to n+m-2 do
  begin
    draw(i,220-round(0.04*(ym[i])),(i+1),
          220-round(0.04*(ym[i+1])),1);
    end;
end;

procedure cálculo;           (Calcula el valor de gasto
begin                          cardíaco correspondiente)
  ve:=((-a[1]-1.44)/0.007) + 93.54;
  gc:=f*ve/1000;
end;

procedure electro;
begin                          (Obtiene el registro corres-
  for i:=0 to 511 do           pondiente a la señal de ---
    y[i]:=2.4*z[2*i+1];       electrocardiograma.)
  for i:=0 to 511 do
    y[i]:=y[i]-2.0470000000E+03;
end;

procedure graficae;
begin
  hires;                       (Presenta la señal de
  for i:= 1 to np-2 do        electrocardiograma)
    begin
      draw(i,round(0.04*(y[i])),(i+1),
            round(0.04*(y[i+1])),1);
    end;
end;

```

```

        end;
end;

begin
    writeln('* * *IDENTIFICACION DE SISTEMAS Y PREDICCIÓN* *
');
    writeln;
    writeln;
    writeln('***opciones***');
    writeln(' 0: promedio móvil o modelo cero (ma)');
    writeln(' 1: auto regresivo o modelo polo (ar)');
    writeln(' 2: 0+1 arpm o modelo polo-cero(arma)');
    writeln(' 3: promediación');
    readln(opcion);
    writeln('salida a impresor?');
    readln(resp);
    if resp='si' then assign(arch,'prn') else
        assign(arch,'con');
        rewrite(arch);
    case opcion of
        1: begin
            writeln(arch,'modelo autoregresivo');
            inicio;
            archivo;
            lecty;
            separa;
            end;
        0,2: begin
            if opcion=2 then writeln(arch,'autoregresivo-');
                writeln(arch,'promedio móvil');
            inicio;
            archivo;
            lectu;
            archivo;
            lecty;
            end;
    end;
end;

```



```

writeLn('G. =',GC);
ran;
norml;
writeLn('¿desea promediar?');
readLn(listo);
if uppercase(listo)='S' then
  begin
    promediar;
    ran;
  end;
graficar;
read(kb, );
textmode;
writeLn('¿desea graficar el ECG?');
readLn(listo);
if uppercase(listo)='S' then
  begin
    elect;
    graficar;
    read(kd,o);
  end;
textmode;
end..

```