



**Universidad
de Valparaíso**
CHILE

FACULTAD DE INGENIERÍA
ESCUELA DE INGENIERÍA CIVIL BIOMÉDICA

IMPLEMENTACIÓN DE UN ALGORITMO DE INTELIGENCIA COMPUTACIONAL
PARA DETECTAR EPISODIOS DE ALZA DE PRESIÓN EN VOLUNTARIOS
SANOS MEDIANTE EL ANÁLISIS DEL PLANO DE FASE DE DOS ONDAS DE
PULSO.

POR

GONZALO JAVIER TAPIA CABRERA

TRABAJO DE TÍTULO REALIZADO
PARA OPTAR AL TÍTULO DE

INGENIERO CIVIL BIOMÉDICO

PROFESOR GUÍA: MSc BME, EE. ANTONIO GLARÍA B.

NOVIEMBRE, 2013

Dedicatoria

A mis padres, pilares fundamentales en este proceso y en mi vida en general. Por sus consejos, paciencia y cariño, que hicieron todo esto posible, dándome tranquilidad y motivación para lograrlo. Verdaderos ejemplos en mi vida.

A todos los que participaron de este proyecto de manera directa e indirectamente.

“Todos los lugares tienen sus momentos, con amores y amigos que aún recuerdo, *algunos están muertos* y otros vivos, en mi vida, los he querido a todos.”

(John Lennon)

Agradecimientos

A mi familia, agradecer a mis padres que hicieron todo esto posible y a mi hermana, quien siempre estuvo presente en mi vida universitaria, aun así en momentos de distancia.

A mis amigos, que sin su presencia, el camino universitario no hubiese sido la gran experiencia que viví.

A mi profesor Antonio Glaría, que con paciencia y apoyo, me ayudó a encontrar los caminos para lograr este trabajo.

Quiero Agradecer particularmente a:

La carrera de Kinesiología de la Universidad de Valparaíso, donde se realizaron las mediciones en su laboratorio de Fisiología del Ejercicio. En particular se agradece la colaboración al Kinesiólogo Sr. Andrés Orellana, Director y Académico de dicha Carrera.

Al Departamento de Fisiología de la Universidad de Valparaíso con el que coordinamos la utilización de los equipos Power-Lab del Laboratorio de Actividades prácticas de dicha Unidad Académica. En particular se agradece al PhD Sr Cristian Bonansco, Director de esa Unidad Académica, y a los funcionarios: Licenciada Tania Cerda y Sr. Guillermo Rodríguez encargados del Laboratorio de Actividades Prácticas de Fisiología.

Al Comité de Ética de la Facultad de Medicina, quienes nos permitieron ingresar al complejo y delicado mundo de la normativa de los ensayos Clínicos. En particular se agradece a su Directora, Dra. Ivanny Marchant, y Dra. Jimena Leroy.

Al Departamento de Educación Física y Deportes (DEFIDER) de la Universidad de Valparaíso, que gentilmente puso a nuestra disposición una bicicleta ergonómica, y que nos permitió cumplir con requerimientos básicos que exige la normativa ensayos clínicos. En particular quiero agradecer al Prof. Sr. Carlos Céspedes, Director de DEFIDER.

A los 13 voluntarios, que permitieron la realización de esta investigación.

Palabras Claves: *Presión Arterial, Red Neuronal Artificial, Onda de Pulso*

Resumen: *La presente investigación consistió en implementar una Red Neuronal Artificial (RNA) capaz de detectar episodios de alza de presión en personas que se declararon sanas. Para lograrlo se registraron ondas de pulso en dos puntos del cuerpo a 13 voluntarios en dos estados, Reposo y tras la realización de una rutina de ejercicios controlados (Esfuerzo). Los puntos de registro de estas ondas fueron el dedo medio de la mano derecha y el ortejo principal del pie derecho. Con estos registros se crearon imágenes graficando una onda versus la otra, generando un plano de fase, el cual se utilizó como información de entrada para la RNA.*

La realización de la rutina de ejercicios permitió aumentar la presión arterial de los voluntarios, generando un aumento en la velocidad de propagación de las ondas de pulso, debido al aumento del coeficiente de elasticidad de la pared arterial, y una disminución en la amplitud de dichas ondas, debido al aumento de la resistencia periférica de las arterias. Debido a esto, el plano de fase de cada sujeto en estado de reposo se vio alterado al encontrarse en estado de esfuerzo, generando una nueva información de entrada para la RNA, lo que permitió que aprendiera a diferenciar ambos estados en distintos sujetos. Se obtuvo una sensibilidad de 100%, una precisión de 94% y una especificidad de 88%.

Tabla de Contenidos

1	Introducción.....	9
2	Objetivos	11
3	Análisis de la Problemática.....	12
3.1	Problemática.....	12
3.2	Estado Del Arte.....	12
4	Marco Teórico.....	18
4.1	Fundamentos Fisiológicos	18
4.1.1	Electrocardiograma.....	18
4.1.2	Presión Arterial.....	18
4.1.3	Hipertensión Arterial.....	19
4.1.4	Onda de Pulso	20
4.1.5	Tiempo de Transito de Pulso (TTP) - Pulse Transit Time (PTT)	21
4.2	Etapa Digital	22
4.2.1	Algoritmo Pan-Tompkins	22
4.2.2	Red Neuronal Artificial	22
5	Metodología.....	28
5.1	Hipótesis de Trabajo.....	28
5.2	Adquisición de Datos.....	28
5.3	Procesamiento de Señales de Ondas de Pulso y Generación los Planos de Fases.....	30
5.3.1	Planos de Fases de las Señales Registradas	30
5.3.2	Planos de Fases Sincronizados con el EKG.....	30
5.3.3	Separación de los Ciclos	31
5.4	Pre-Procesamiento de Imágenes.....	33
5.5	Clasificación de Estados antes y después del Ejercicio mediante una RNA.	34
6	Resultados	36
7	Discusión.....	39
8	Conclusiones	40
8.1	Contribuciones de la Investigación	41
8.2	Alcance de las Contribuciones	41
8.3	Investigaciones Futuras.....	41
9	Referencias Bibliográficas.....	42
A.1	Anexo 1: Ondas de Pulso de Cada Voluntario Antes y Después de Realizar la Rutina de Ejercicio	44
A.2	Anexo 2: Plano de Fase de Cada Voluntario antes y después de realizar la rutina de ejercicio:	49
A.3	Anexo 3: Documentos Aprobados por el Comité de Ética	54
A.3.1	Carta de Intención.....	54
A.3.2	Consentimiento Informado para Participantes de Investigación	57
A.3.3	Ficha de Consentimiento Informado para Participante	59

Implementación de un Algoritmo de Inteligencia Computacional para detectar episodios de Alza de Presión en voluntarios sanos mediante el análisis del Plano de Fase de dos Ondas de Pulso.

Implementación de un Algoritmo de Inteligencia Computacional para Detectar Episodios de Alza de Presión Arterial

9

Gonzalo Javier Tapia Cabrera

Escuela de Ingeniería Civil Biomédica, Universidad de Valparaíso, Chile

Palabras claves: Presión Arterial, Velocidad de Onda de Pulso, Tiempo de Tránsito de Pulso, Red Neuronal Artificial.

1 Introducción

La motivación de esta investigación nace de la importancia de prevenir enfermedades cardiovasculares. Estas enfermedades son, según la Organización Mundial de Salud (OMS), la principal causa de muerte en el mundo, representando aproximadamente un 30% de ellas. Hay varios factores para este tipo de enfermedades, uno de ellos es la Hipertensión Arterial (HTA), que es uno de los 4 mayores factores de riesgo modificables para las enfermedades cardiovasculares. Además la HTA se ha convertido en uno de los mayores problemas de salud pública en el mundo debido a su alta prevalencia dentro de la población y a su dificultad para ser detectada. En Chile se estima entre el 18 – 19% de la población general presenta HTA y que un 50% de esta población no conoce su condición (MINSAL, 2005).

El diagnóstico de la HTA se consigue generalmente de forma casual, es decir, en personas que están siendo evaluadas por otras razones se les detecta que poseen HTA. Esto ocurre porque la HTA es una “enfermedad silenciosa” y la gente no conoce su condición. Para detectar si una persona es hipertensa sus valores de PA deben ser monitoreados periódicamente, sin embargo, los diferentes métodos actualmente en uso miden la PA en único instante, por lo que el dispositivo para ello no entrega suficiente información para diagnosticar HTA. La falta de un monitoreo periódico y sistemático de PA genera casos de falsos positivos o negativos. Para evitarlos, las tomas de PA se deben realizar de manera sistemática y periódica, así con la información tomada en distintos momentos, se logra una adecuada precisión en el diagnóstico (Lavilla, 2011).

Existen diferentes métodos para medir la PA de una persona, los procedimientos clínicos para determinarla pueden ser invasivos y no invasivos. El procedimiento invasivo se realiza cuando el paciente se encuentra hospitalizado en una Unidad de Cuidados Intensivos (UCI). Este método, por ser invasivo conlleva riesgos para el paciente, requiere la presencia permanente de personal de salud y se deben tomar las medidas de seguridad necesarias para minimizarlo. Por otra parte, los procedimientos no invasivos, se pueden realizar con varios dispositivos médicos, de manera ambulatoria, e incluso en el hogar y, actualmente son de bajo costo, por

lo que ha crecido su demanda en los consumidores. Sin embargo los métodos no invasivos, son menos precisos que los invasivos y no permiten realizar una evaluación continua de la PA a lo largo del tiempo. Además estos dispositivos están diseñados para ser utilizados en posturas establecidas y, los eventuales movimientos del paciente pueden afectar la medición (Sorvoja, 2006).

En la presente investigación se busca ir diseñando una nueva forma no invasiva ^[1], mínimamente intrusiva ^[2] y periódica para detectar alzas de presión en las personas. La investigación se basó, inicialmente en el Tiempo de Tránsito de Pulso (PTT en inglés). El PTT se ha utilizado ampliamente en estudios en los últimos 15 años. Esta técnica no es invasiva, es poco intrusiva y además puede programarse para que sea sistemática y periódica. Se ha usado para estimar indirectamente PA en tiempo continuo. En nuestro trabajo actual, si bien no se estimarán los valores de PA, el PTT se manifestará en el plano de fase de las ondas de pulso registradas en dos puntos diferentes de la superficie del cuerpo, de voluntarios sanos, antes y después de realizar ejercicios controlados.

El propósito de esta investigación es observar las variaciones que se producen en el plano de fase antes y después del ejercicio controlado. La hipótesis del trabajo señala: “Utilizando un Algoritmo de Inteligencia Computacional se pueden detectar episodios de Alza de Presión Arterial en personas sanas comparando los cambios en el Plano de Fase de dos Ondas de Pulso, que se registran en dos puntos distantes, antes y después de un ejercicio físico controlado”. Parece necesario destacar que, en esta fase de la investigación no se busca desarrollar un método para la detección de HTA en pacientes.

La técnica PTT ha sido ampliamente utilizada en diversos estudios de los últimos años, y éstos se enfocan generalmente a estimar PA de manera indirecta. Para ello, se estudia a grupos de personas y luego, por medio de ajustes de curvas, se busca establecer una ecuación que les permita estimar PA en la persona evaluada. Si bien todos los estudios determinan Presiones Arteriales Sistólica y Diastólica, para lo cual utilizan distintas metodologías, y logran alguna estimación de PA, todos los estudios se ven enfrentados a una dificultad común, la variabilidad de los datos obtenidos debidos a las diferencias fisiológicas de las personas. Si bien esta dificultad también se encuentra presente en nuestro trabajo, se espera mitigarla con el uso de algoritmos de inteligencia computacional que pueden llegar a aprender en medio de esa variabilidad. En todo caso, en esta investigación, no se pretende encontrar una ecuación útil para todas las personas, sino que se busca entrenar una RNA para encontrar las similitudes y diferencias en el Plano de Fase dentro de esa variabilidad fisiológica de las personas.

En esta investigación se trabajó en la Escuela de Kinesiología de la Universidad de Valparaíso, realizando las mediciones de las señales Onda de Pulso a 13 voluntarios sanos (sin HTA) con la utilización de los equipos Power-Lab del Laboratorio de Actividades Prácticas del

^[1] Invasivo: Procedimiento médico que traspasa la barrera de la piel por cortes o inserción de algún instrumento.

^[2] Intrusivo: Procedimiento que genera incomodidad en los pacientes, por lo que pueden abandonarlo por ser molesto (Kaplan, 1999).

Departamento de Fisiología de la Universidad de Valparaíso. En cada uno de los voluntarios (entre ellos hombres y mujeres) se registraron las Ondas de Pulso en estado de reposo y en

estado de esfuerzo. Los Planos de Fases de las señales fueron realizados con el programa MATLAB 2010b.

La diferencia de esta investigación con el resto de los artículos estudiados, consiste en conseguir una nueva forma de analizar las diferencias de tiempo entre las ondas de pulso en llegar a sus respectivos puntos de medición. La realización de la investigación se realizó con sensores de pulso ubicados en el dedo medio de la mano derecha y el ortejo principal del pie derecho de cada voluntario. Esto con el fin de conseguir diferencias notorias de tiempo en el trayecto que toman estas ondas de pulsos, para poder utilizar los desfases tiempo entre ellas y así observar las figuras formadas en los Planos. Esto se diferencia del resto de los estudios, ya que busca una nueva forma de determinar las Alzas de Presión Arterial, no tomando como punto central la medición de la Presión Arterial de las personas, aunque se considera importante para futuros estudios, debido a que puede resultar en una importante medida, para así obtener un parámetro que ayude a encontrar patrones de similitud entre personas con diagnóstico de HTA, que a su vez se diferencien de los patrones de la gente sana.

Finalmente, para lograr estimar si cada uno de los voluntarios se encuentra en estado de reposo o en estado de esfuerzo a partir de los Planos de fases, se utilizó un algoritmo de Inteligencia Computacional, en particular una Red Neuronal Artificial, con las aplicaciones disponibles en el software MATLAB 2010b.

2 Objetivos

2.1 *Objetivo General*

Implementar una Red Neuronal Artificial para detectar episodios de alza de presión arterial en voluntarios sanos mediante el análisis del plano de fase de dos ondas de pulso registradas de dos puntos del cuerpo.

2.2 *Objetivos Específicos*

- Diseñar una metodología de registro de señales de onda de pulso para estado de reposo y estado de esfuerzo.
- Diseñar una rutina de ejercicios capaz de elevar la presión arterial de los voluntarios.
- Implementar algoritmos de pre-procesamiento de las señales obtenidas, para preparar su utilización como vectores de entrada del algoritmo de Inteligencia Computacional. Esto comprende lo siguiente:
 - Implementar el algoritmo Pan-Tompkins para detectar los complejos QRS de una señal de EKG para la obtención de intervalos de tiempo de ocurrencia de las señales de pulso obtenidas.

- Diseñar un algoritmo para obtener las ondas de pulso de cada ciclo cardiaco (entre complejos QRS) de manera independiente.
- Entrenar y evaluar una Red Neuronal Artificial que identifique el estado de cada voluntario, según si el registro se realiza antes o después del ejercicio.

3 Análisis de la Problemática

3.1 *Problemática*

La Hipertensión Arterial (HTA) es una enfermedad crónica de difícil diagnóstico. Actualmente no se cuenta con un método directo para diagnosticarla y los métodos indirectos utilizados resultan ser invasivos y/o intrusivos. Para su diagnóstico se necesita un monitoreo continuo de la Presión Arterial (PA) en las personas que se sospecha que posean la enfermedad, que puede llegar a extenderse por días.

El método más preciso para medir la Presión Arterial, se realiza de manera invasiva. Esto se debe a que los transductores de presión son utilizados directamente sobre la arteria, son más precisos que los utilizados sobre la superficie de la piel, por lo tanto su medición es más confiable que cualquier otro método. Además posee como ventaja la realización de la medición en tiempo continuo, sin embargo su gran desventaja es presentar un riesgo para el paciente (Chen, 2005).

La segunda forma de medir la PA es con métodos no invasivos. Estos métodos no presentan un riesgo para las personas, y se pueden utilizar de forma doméstica. Sin embargo, no permiten mediciones de forma continua, por lo que se deben realizar las mediciones periódicamente si se quiere tener la PA de una persona en diferentes instantes de tiempo. Esto se vuelve un problema debido a la intrusividad de éstos métodos. La insuflación del brazal o manguito de un dispositivo de toma de presión durante un día de forma periódica para monitorear la PA, no resulta cómodo para las personas, por lo que se presentan casos en los que abandonan el monitoreo debido a la molestia producida por estos métodos.

3.2 *Estado Del Arte*

Los estudios epidemiológicos y los seguimientos de pacientes son necesarios para determinar el valor predictivo, tanto de los parámetros arteriales estructurales, como de los dinámicos. La velocidad de la onda del pulso constituye un método simple, confiable y reproducible, que puede ser determinado en forma no invasiva en pacientes ambulatorios. Esta medición se ha realizado en el trayecto de la aorta, el cual se encuentra afectado en casos de aumento de la rigidez arterial en pacientes hipertensos (Galli, Camus, Cabrera, & Marcelo, 2004).

El método convencional para obtener la velocidad de propagación de la onda del pulso consiste en medir el tiempo en el que la onda de pulso se propaga entre dos puntos del

cuerpo, separados por una distancia conocida. De esta manera, se puede obtener la velocidad de propagación de la onda de forma indirecta.

Clínicamente, la elección de estos puntos también depende de los sitios donde se puede tomar la presión por tonometría de manera no invasiva. Los trayectos arteriales más usados son carótida-radial y carótida-femoral. Dicha longitud se establece simplemente midiendo la distancia entre los puntos de apoyo de los transductores con una cinta métrica. La velocidad de la onda de pulso se calcula para cada latido y luego se promedian los valores obtenidos para varios ciclos cardíacos. Este valor ronda los 8-10 m/s en personas normales y aumenta en estados alterados (Galli, Camus, Cabrera, & Marcelo, 2004).

Los estudios sobre el desfase de tiempo entre señales de ondas de pulsos son variados, si bien el objetivo común de estos estudios es la determinación de la presión arterial, se diferencian en los caminos adoptados para lograrlo. En el 2004 se desarrolló una aproximación al relacionar directamente la velocidad de las ondas de pulso (Pulse Wave Velocity - PWV), el cual es inversamente proporcional al PTT, y directamente proporcional con las variaciones de Presión Arterial:

$$c^2 = \frac{\Delta P * V}{\Delta V * \rho} \quad (1),$$

donde c representa la velocidad de las ondas de pulso (PWV), ΔP la variación de presión, V el volumen inicial, ΔV la variación de volumen y ρ representa la densidad del fluido. Esta aproximación se logró evaluando a sujetos que se les realizaron repeticiones de los registros (20 registros por sujeto). Para obtener la relación previamente descrita, se trabajó con el PTT de las ondas de pulsos, obteniéndolo desde su generación en el corazón hasta el punto en donde fue medida la señal. El tiempo de retardo se puede observar a continuación:

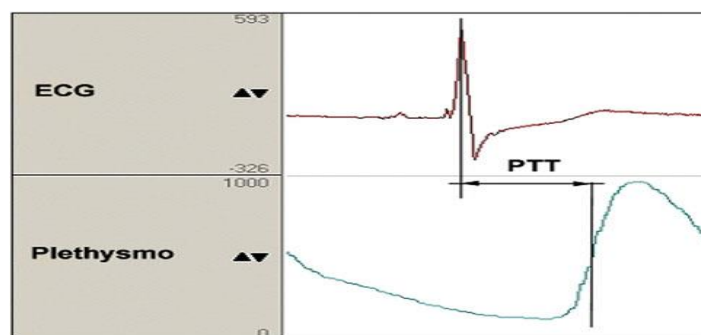


Figura 1: Desfase entre la señal ECG y la señal de onda de pulso captada por el sensor de pulso.

En la figura 1, se observa el tiempo de tránsito de la onda de pulso (PTT) medida por el sensor de pulso en algún punto del árbol arterial del cuerpo. Tras repetidas pruebas con cada sujeto determinaron una línea de regresión para relacionar directamente el PTT con la Presión Arterial. Se obtuvo una relación inversamente proporcional como se observa a continuación:

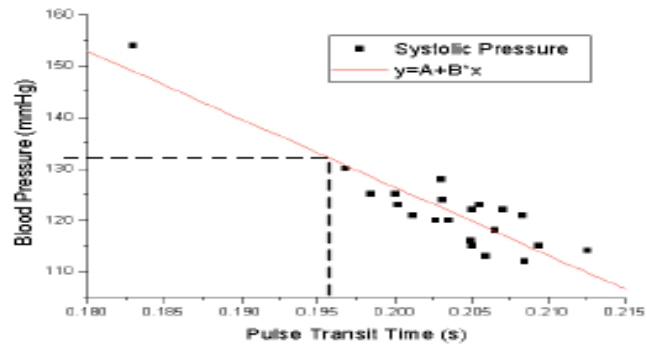


Figura 2: Línea de regresión determinada entre los PTT y la Presión Sistólica (Payne, Symeonides, Webb & Maxwell, 2005).

La recta de regresión de la figura 2 se determinó para la Presión Sistólica. Se realizaron diferentes rectas para la Presión Diastólica y las Presiones Medias. Este tipo de estudios tienen la desventaja de necesitar, necesariamente repetidas pruebas sobre cada persona, sin embargo demuestran la relación directa entre el PTT y la Presión Arterial. Este trabajo es de suma importancia para defender la hipótesis de esta investigación, ya que se busca mediante esta relación detectar episodios de Alza de Presión, comparando los efectos que producen las variaciones del PTT en el Plano de Fase de dos ondas de pulso antes y después de realizar ejercicio.

En el año 2005 se registró una patente para el monitoreo de presión arterial de forma no invasiva utilizando el PTT como método de estudio. El procedimiento consistió en medir las ondas de pulso en dos puntos diferentes del cuerpo y trabajar en la determinación de la presión arterial utilizando el desfase de tiempo entre las señales tomadas. Y determinaron la relación entre la Presión Arterial y el PTT mediante la siguiente ecuación:

$$P=a+b \ln(T) \quad (2)$$

Donde a y b son dos parámetros dependientes de la naturaleza de la persona estudiada. Estos se calculan realizando varias mediciones de Presión Arterial por métodos no invasivos (brazal o manguito). T corresponde al tiempo de desfase de las ondas de pulso en los dos puntos diferentes del cuerpo. Tras repetidas mediciones de Presión Arterial, lograron identificar las constantes “ a ” y “ b ” para cada sujeto (Chen, 2005). Este procedimiento entrega una ecuación capaz de entregar la Presión Arterial del sujeto sin la necesidad de volver a medir mediante el método del brazal. Sin embargo, tiene como principal desventaja la necesidad de realizar repetidas mediciones en cada sujeto para poder encontrar una ecuación en cada uno de ellos.

En otro estudio realizado en el 2003 se encontró una relación entre los tiempos de desfase de las señales de onda de pulso y la presión arterial, midiendo la Presión Arterial mediante una medición invasiva (Sorvoja, Hast, & Myllyä, 2003). Introdujeron un catéter en los pacientes. Si bien al ser un procedimiento invasivo y presenta un riesgo para el paciente, tiene la ventaja de entregar una medición más precisa que los métodos no invasivos, además al medir la PA con

el método del brazal se presentan dificultades al realizarse de manera repetida, como se tiene a continuación.

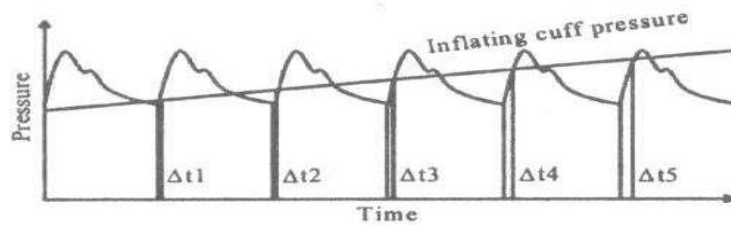


Figura 3: Aumento de los desfases de tiempo ante la repetitividad de la toma de PA por método no invasivo (Sorvoja, Hast, & Myllyä, 2003).

Como se observa en la figura 3 el realizar repetidas mediciones por el método convencional (inflación del brazal o “manguito”), se observa que los desfases entre los pulsos van aumentando, por lo que al ocurrir repetidas mediciones, la recuperación del estado normal de las arterias tardará en lograrse y entregarían PTT inexactos (Sorvoja, Hast, & Myllyä, 2003), por esto se midió en este trabajo la presión arterial de manera invasiva, encontrando la misma relación entre el desfase de tiempo de las ondas de pulso medidas y la Presión Arterial encontrada en la ecuación (1):

$$PWV = \sqrt{\frac{1}{\rho} \frac{\Delta P}{\Delta V} * V} \quad (3),$$

Donde PWV representa la velocidad de la onda de pulso (que es inversamente proporcional al PTT) es directamente proporcional a la raíz cuadrada de la variación de presión arterial (ΔP) y al volumen (V), e inversamente proporcional a ρ (densidad de la sangre) y a la variación del volumen ΔV .

En el 2006 se encontró una relación directa entre la posición o altura en la que se encuentran los puntos en donde se toman las mediciones de las señales de onda de pulso y el tiempo que les toma a estas ondas de pulso realizar su viaje (Liu & Zhang, 2006). Para su estudio realizaron mediciones para obtener los PTT desde las muñecas de las personas. La relación la encontraron utilizando diferentes alturas en las posiciones de las muñecas con respecto al corazón, obteniendo los siguientes resultados:

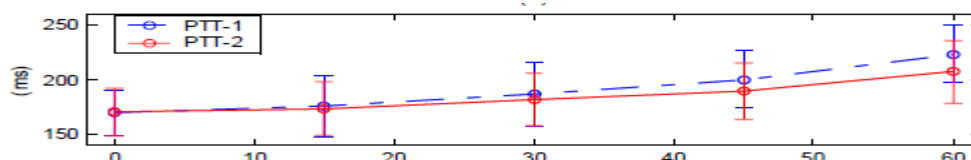


Figura 4: Variaciones en los PTT con respecto a la altura de los puntos de medición (Liu & Zhang, 2006).

En la figura 4, se tiene una gráfica que muestra en su eje de las ordenadas el tiempo en milisegundos que toman las señales para llegar desde su generación en el corazón, a las muñecas de la persona. En el eje de las abscisas se tienen las alturas aplicadas (cms) en las

muñecas con respecto al corazón para realizar las mediciones. Se observa el aumento de tiempo en el viaje de las ondas de pulso al aumentar la altura de las muñecas (Liu & Zhang, 2006). Un detalle importante para esta investigación se aprecia en esta gráfica, a medida que la altura aumenta se crea un desfase entre los PTTs de ambas muñecas, el PTT-1 representa la muñeca izquierda, y el PTT-2 la muñeca derecha. Este aumento del desfase se detecta de mejor manera de esta forma debido al menor recorrido de la onda de pulso hacia la muñeca derecha, por estar más cerca al corazón que el punto de medición de la muñeca izquierda.

Otro factor importante para esta investigación es la relación de las rutinas de ejercicios a las que se pueden someter las personas y su relación con el PTT de ellas, esto debido a que esta investigación busca generar episodios de alza de presión en personas sanas para poder comparar sus PTT con los de su estado de reposo. Un estudio realizado en el 2010 en Alemania buscó encontrar una nueva relación entre el PTT y la Presión Arterial. Si bien el método también consiste en realizar varias mediciones sobre una persona para estimar parámetros, su intención es encontrar una ecuación general para todas las personas. Trabajando con una rutina de ejercicios estandarizada, como se realiza en la presente investigación, determinaron una ecuación diferente para el cálculo de la velocidad de onda de pulso mediante la medición previa del PTT, para luego encontrar su relación con la Presión Arterial (Gesche & Patzak, 2010), la ecuación se muestra a continuación:

$$PWV \left(\frac{cms}{ms} \right) = \frac{BDC * heigh(cm)}{PTT(ms)} \quad (4),$$

Donde PWV corresponde a la velocidad de la onda de pulso, BDC a un factor de correlación del cuerpo de la persona (0.5 para adultos aproximadamente) encontrado tras la realización de la rutina de ejercicios (Gesche & Patzak, 2010). Con esta forma de estimar el PWV buscaron una ecuación de polinomios mediante el ajuste de una curva para poder estimar Presión Arterial como se muestra a continuación:

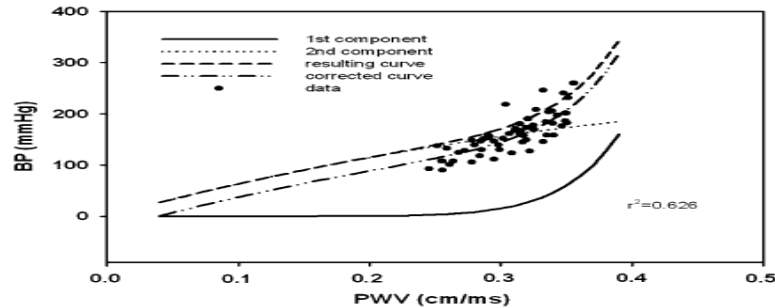


Figura 5: Ajuste de curva de polinomios para la determinación de PA por PWV (Gesche & Patzak, 2010).

La ecuación determinada para una muestra de 69 personas es la siguiente:

$$BP_{PTT} = P1 * PWV * e^{(P3 * PWV)} + P2 * PWV^{P4} - (BP_{PTT,CAL} - BP_{CAL}) \quad (5),$$

siendo P1, P2, P3 y P4, parámetros encontrados desde la rutina de ejercicios, el subíndice cal representa una constante obtenida de mediciones de referencias logradas desde mediciones de PA mediante el método no invasivo del brazal o manguito.

La utilización del ejercicio en las personas a estudiar es de suma relevancia para la presente investigación debido a sus efectos sobre los PTT de las señales obtenidas. La búsqueda de las diferencias que el ejercicio puede generar sobre el Plano de Fase se pretende obtener mediante la aplicación de rutinas de ejercicios controladas en los voluntarios, para así comparar las morfologías del Plano de Fase en estado de reposo y del Plano de Fase en estado de esfuerzo, y así poder obtener un patrón de diferencia. Las variaciones que causa la realización del ejercicio en los PTT de las personas se estudió en el 2009 en la Universidad de Hong Kong. Realizaron dos rutinas de ejercicios, de diferentes grados de intensidad, para observar las variaciones de los PTT comparados con el estado de reposo (Yee-man, Chung-Yan, & Zhang, 2009). El estudio fue realizado con 41 personas normo-tensas, en edades entre 20 y 30 años. Sus evaluaciones fueron realizadas en los estados de reposo, rutina de ejercicio 1, rutina de ejercicio 2 y recuperación. Las rutinas de ejercicios fueron correr por 3 minutos a velocidades de 10 y 8 Km/hr respectivamente. Luego realizaron una repetición de las rutinas, obteniendo las siguientes gráficas tras promediar los resultados:

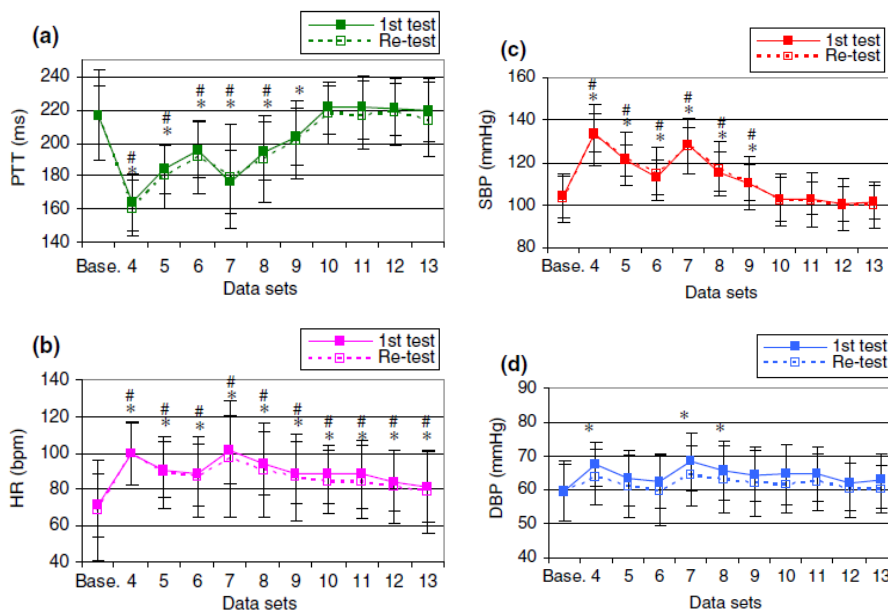


Figura 6: (a) Variaciones de los PTT, (b) latidos por minuto, (c) Presión Sistólica y (d) Presión Diastólica tras la realización de las rutinas de ejercicio (Yee-man, Chung-Yan, & Zhang, 2009).

Como se puede observar todas las gráficas de la figura 6 comienzan en los estados Base, es decir, en los estados de reposo de las personas evaluadas. Tras la realización de las rutinas de ejercicios la frecuencia cardiaca (HR), y las Presiones Arteriales Sistólica (SBP) y diastólica (DBP) comienzan a aumentar, caso contrario con los PTT, los cuales comienzan a disminuir. Esto ocurre debido a que el aumento de las Presiones Arteriales provocan un aumento en las velocidades de las ondas de pulso (PWV), por lo tanto, en los intervalos de tiempo definidos,

hay una mayor cantidad de ondas de pulsos, por lo tanto, el tiempo de ocurrencia entre cada onda de pulso se hace menor, es decir, los PTT se hacen más cortos (Yee-man, Chung-Yan, & Zhang, 2009). Este efecto sobre los PTT sirve para esta investigación debido a que estas disminuciones afectarán de diferentes formas a las ondas de pulsos según desde donde se esté tomando la medición, es decir, si se consideran las ondas de pulsos que viajan a puntos más alejados del punto de su generación (el corazón), tendrán un efecto mayor debido a la longitud de todo su trayecto, por lo tanto las diferencias entre los PTT entre dos puntos será menor, generando así un plano de fase diferente al original (estado de reposo).

4 Marco Teórico

4.1 Fundamentos Fisiológicos

4.1.1 Electrocardiograma

El electrocardiograma (ECG o EKG) representa la actividad eléctrica de las células del corazón. Este impulso se genera en un pequeño grupo de células conocido como nodo sinusal o auricular. Este nodo se encuentra localizado en la parte superior de la aurícula derecha, en la desembocadura de la vena cava superior. Este grupo de células es el principal marcapasos del corazón por su capacidad de producir un gran número de despolarizaciones por minuto (60-90 lat/min). El estímulo se propaga por todo el miocardio auricular produciendo su posterior contracción. Posteriormente este estímulo alcanza la unión auriculo-ventricular (AV), y luego el tejido de conducción (haz de His), que despolariza los ventrículos para generar su contracción. De aquí surgen dos ramas, la izquierda y la derecha, por donde el estímulo eléctrico se distribuye por ambos ventrículos a través del sistema de Purkinje.

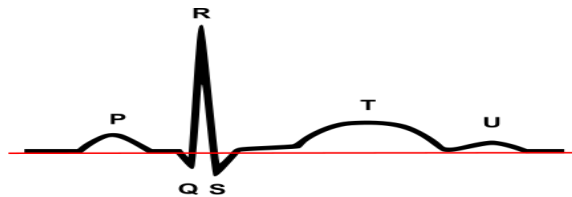


Figura 7: Electrocardiograma.

- La despolarización de la aurícula produce la onda P.
- La despolarización de los ventrículos produce el complejo QRS.
- La re-polarización de los ventrículos produce la onda T.
- El significado de la onda U es incierto, pero puede ser debido a la re-polarización del sistema de Purkinje.

4.1.2 Presión Arterial

Es la presión aplicada por la sangre sobre la pared arterial como consecuencia de la contracción del ventrículo izquierdo del corazón, se mide en milímetros de Mercurio. La

presión arterial sistólica es la presión ejercida por la sangre sobre la pared arterial cuando los ventrículos se encuentran contraídos al máximo y la presión arterial diastólica es la presión ejercida por la sangre sobre la pared arterial cuando los ventrículos se encuentran relajados.

4.1.3 Hipertensión Arterial

La hipertensión arterial corresponde a la elevación persistente de la presión arterial sobre límites normales, que por convención se ha definido en PA Sistólica ≥ 140 mmHg y PA Diastólica ≥ 90 mmHg. Sin embargo estos valores no son determinantes para diagnosticar HTA por sí solas. La PA es una variable continua, por lo tanto no existe un punto de corte fijo para definir el umbral en el cual los valores de PA son normales (MINSAL, 2010). La detección de HTA se complica debido a que el valor de PA tiene variaciones inherentes. La mayoría de los médicos rara vez detecta estas variaciones puesto que no toma la presión con la frecuencia suficiente a sus pacientes en una consulta, pero se identifican fácilmente con los registros de varias lecturas durante el día y noche. Estas variaciones a menudo se atribuyen a la actividad física y tensión emocional, pero otras veces no existe causa aparente, por lo que es necesario realizar las mediciones periódicamente durante día y noche para poder observar si existen anomalías y así poder diagnosticar HTA (Kaplan, 1999).

En muchos casos no se identifica una causa específica o única de la generación de HTA, en esta situación se califica de primaria o no esencial. La hipertensión persistente en el tiempo surge en respuesta a un aumento en el gasto cardíaco o de la resistencia periférica, de modo que habrá uno o más factores que afecten estos parámetros. Las diversas anormalidades en estos factores desencadena la enfermedad, con tipos y grados diferentes según las distintas personas.

El aumento de la resistencia periférica se produce de forma gradual debido a una hiperactividad del Sistema Nervioso Simpático sobre los músculos lisos de la arteria. Esta hiperactividad se va sosteniendo en el tiempo con mayor frecuencia al ir pasando el tiempo, lo que va produciendo una adaptación fisiológica de la arteria al nuevo funcionamiento. La activación sostenida en el tiempo de los músculos lisos produce una reducción del diámetro de la luz arterial constante, esto produce un aumento en el coeficiente de elasticidad de la arteria, y por lo tanto, aumenta su rigidez o resistencia periférica, produciendo la HTA.

Las etapas de generación de HTA se pueden observar en la figura 9 que se muestra a continuación:

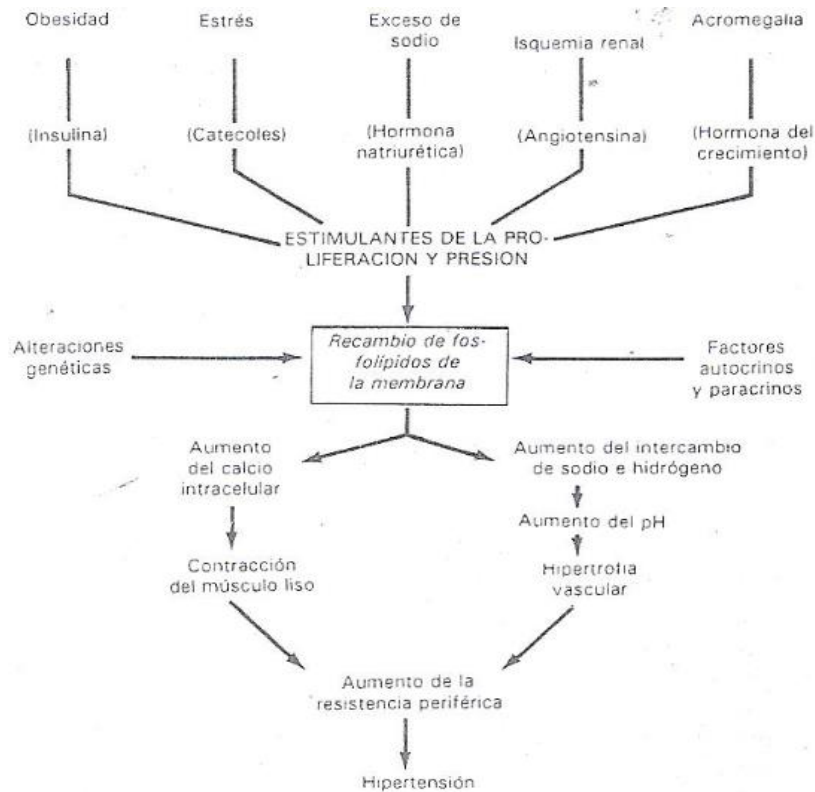


Figura 9: Esquema en la generación de Hipertensión Arterial por efectos hormonales (Kaplan, 1999).

Con el aumento de la PA se produce un aumento de la rigidez que a su vez produce un aumento en la velocidad de propagación de la onda de pulso, y por lo tanto, una disminución en el PTT (Laurent y otros, 2012).

4.1.4 Onda de Pulso

Dilatación rítmica de una arteria producida por un aumento de sangre impulsada hacia el interior de un vaso por la contracción miocárdica. Esto genera una ondulación periódica que recorre el árbol arterial del cuerpo. A medida que avanza por el árbol arterial la onda va perdiendo intensidad y velocidad. Al registrar las ondas de pulso en diferentes puntos del árbol arterial se observa un desfase temporal entre éstas, que es proporcional al alejamiento de los puntos de registro hacia la periferia, como se observa a continuación:

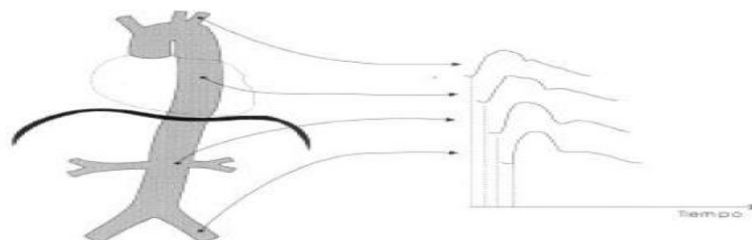


Figura 8: Un mismo latido cardíaco, a medida que avanza en el sistema de circulación, observando sus desfases de tiempo (Galli, Camus, Cabrera, & Marcelo, 2004).

La velocidad de onda de pulso (Pulse Wave Velocity, PWV), es la rapidez con que se desplaza la onda de presión, desde la aorta al resto del árbol arterial (Padilla, 2010). La PWV se calcula midiendo el tiempo de tránsito (PTT) que le toma a la onda de pulso arterial recorrer la distancia (D) entre los puntos de registro A y B. La velocidad de propagación es aproximadamente de 8-10 m/s, por lo tanto, la onda llega a las arterias más alejadas del corazón antes de que haya terminado el período de evacuación ventricular (Llanio Navarro & Perdomo Gonzalez, 2003).

Actualmente, la velocidad de la onda de pulso se considera un elemento útil de evaluación para la “*compliance*” arterial (indicador inverso de la elasticidad en la arteria), ya que los cambios en la “*compliance*” arterial están altamente relacionados con la velocidad de la onda de pulso en pacientes hipertensos, así como también en sujetos normo-tensos (Tobelli, Bellido, & Costa, 2002). Al haber una elasticidad mayor en la pared arterial, la velocidad de propagación de la onda de pulso aumenta.

4.1.5 Tiempo de Transito de Pulso (TTP) - Pulse Transit Time (PTT)

El PTT se refiere al tiempo que una onda de pulso tarda en viajar entre dos puntos del árbol arterial, o entre el corazón y un punto del árbol arterial. La velocidad de propagación de esta onda de pulso es directamente proporcional a la Presión Arterial (PA) (Smith Argod Pépin, 2000), por lo que se utiliza como herramienta para medir de forma indirecta la PA. Un sutil incremento en la PA causa una disminución en el diámetro de la luz arterial y, por lo tanto, un incremento en la resistencia vascular periférica, por lo tanto la pared arterial se vuelve más rígida. Al ser más rígida de la pared arterial aumenta el coeficiente de elasticidad de ésta produciendo un decremento en el PTT, por lo tanto la PA y el PTT son inversamente proporcionales.

Las principales ventajas de este método de medición indirecta de PA son la baja intrusividad, la no invasividad y que se puede llegar a medir en tiempo continuo. Estas características son de gran valor para los objetivos de la presente investigación. Los métodos convencionales resultan ser molestos para los pacientes, ya sean no invasivos o invasivos. El método no invasivo más utilizado para la medición de PA consiste en el método Auscultatorio (Sorvoja, 2006), el cual utiliza el brazal o “manguito” para obstruir el paso de la sangre, esto conlleva desventajas, debido a lo molesto que resulta para las personas, y su gradual pérdida de precisión en su medición, al realizarse repetidas veces (Sorvoja, Hast, & Myllyä, 2003).

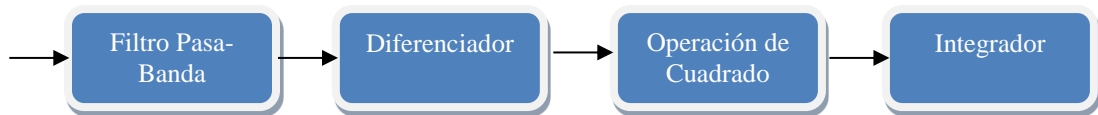
La desventaja asociada a este método de estimación de PA, es cuando utilizan como punto de partida la salida de la onda de pulso desde el corazón hacia solo un punto del árbol arterial con el objetivo de encontrar una ecuación general de estimar la PA. Esto le ha traído a diferentes investigadores una dificultad en común, la variabilidad anatómica y fisiológica de las personas, debido a la existencia de un retardo variable (en cada persona) desde el momento de generación del pulso hasta cuando realmente la sangre sale bombeada del corazón, por lo que deben realizar una ecuación individual para cada persona para estimar la PA (Chen, 2005).

4.2 *Etapa Digital*

En esta etapa se describen teóricamente las herramientas utilizadas para el desarrollo de esta investigación, como lo es el algoritmo de Pan-Tompkins que permite aislar los complejos QRS de una señal cardiaca y así obtener las ondas de pulso y la explicación del funcionamiento y características de una Red Neuronal Artificial.

4.2.1 Algoritmo Pan-Tompkins

Se implementó el algoritmo Pan-Tompkins que realiza en tiempo real la identificación de las ondas R de los complejos QRS de una señal de ECG. Está basado en el análisis de la pendiente, amplitud y ancho del complejo QRS, y está compuesto de una serie de filtros digitales, como se muestra a continuación:



4.2.2 Red Neuronal Artificial

Para poder entender el funcionamiento de las Redes Neuronales Artificiales (RNA), se necesita comprender el funcionamiento del Sistema Nervioso Central del ser humano. Este sistema tiene como misión recoger, elaborar y transmitir información. El sistema está compuesto de tres partes esquemáticamente:

- 1) Receptores: Células Sensoriales que recogen la información en forma de estímulos a lo largo del cuerpo, tanto dentro como fuera del organismo.
- 2) Sistema Nervioso Central: Recibe la información recogida por los receptores, la elabora y/o memoriza, y finalmente las transmite a los órganos efectoros y a otras partes del sistema nervioso.
- 3) Órganos Efectoros: Músculos o Glándulas que reciben la información y la interpretan de forma motora, hormonal, etc. (Isasi Viñuela & Galván León, 2004).

Para el sistema de comunicación, su principal elemento, tanto estructural como funcional, es la Neurona o célula nerviosa. La información que reciben y luego distribuyen, la realizan mediante sus prolongaciones, que se interconectan con otras neuronas, mediante las sinapsis, formando redes capaces de elaborar información o almacenarla. Biológicamente, la neurona se compone como se muestra a continuación:

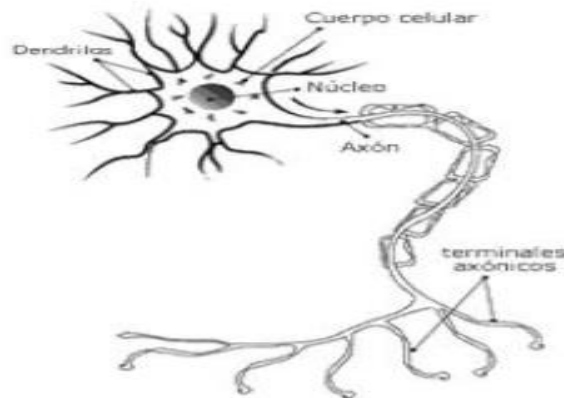


Figura 10: Neurona Biológica.

En la figura 10 se ilustra una neurona, compuesta de un cuerpo celular como cualquier otra célula, sin embargo, su característica principal se encuentra en sus prolongaciones. Desde el cuerpo celular se tienen dos tipos de prolongaciones, las cortas, llamadas dendritas, encargadas de recibir las señales provenientes de otras neuronas y la prolongación larga, llamado axón, que se encarga de transmitir una señal de salida a través de la ramificación en sus terminales. Estos terminales traspasan la señal de información a otras neuronas que componen la red.

El funcionamiento general consiste en una enorme red interconectada de unas 100.000 millones de neuronas, cada una de estas neuronas conectada a otras 10.000, excepto en la corteza cerebral donde la presencia neuronal es mucho mayor (Ledesma, 2011). Por lo tanto cada actividad neuronal afecta a otras 10.000 neuronas. Por esta enorme red se propagan señales electroquímicas que se traspasan de una neurona a otra, modificando a su vez la concentración de iones en las diferentes sinapsis. La concentración iónica resulta de suma importancia para realizar el modelo computacional, debido a que las neuronas no son elementos lineales, ya que funcionan mediante saturación, es decir, producen una señal activación (de salida), sí y sólo si, la señal de entrada supera cierto umbral (umbral de activación). Si la señal de entrada no es lo suficientemente fuerte, entonces la neurona quedará inactiva (Isasi Viñuela & Galván León, 2004).

Modelo Computacional

Una Red Neuronal Artificial es un procesador masivo paralelo formado por unidades simples de procesamiento que tienen una propensión natural para almacenar el conocimiento experimental, haciéndolo viable para su uso. La red neuronal artificial se asemeja al cerebro en dos aspectos (Haykin, 2009):

- El conocimiento es adquirido por la red desde su entorno a través de un proceso de aprendizaje.

- Las fuerzas de las conexiones entre las neuronas, conocidas como pesos sinápticos, son usadas para almacenar conocimiento.

Las RNA constituyen un conjunto de unidades de procesamiento con una arquitectura definida para asemejarse al comportamiento de las redes neuronales biológicas. Éstas funcionan como modelos matemáticos con su propia unidad fundamental, la neurona artificial. Esta neurona se comporta como un elemento con estado de activación, al igual que en el caso de la neurona biológica, recibe señales que le permiten cambiar de estado y posee varios elementos (Ocampo, 2011):

- Capa de Entrada: Recibe las señales de entrada, que pueden ser discretas o continuas.
- Pesos Sinápticos: Representan la intensidad de interacción de una sinapsis. Pueden ser variables o fijos.
- Regla de Propagación: Permite modificar los pesos sinápticos de modo que a una entrada le corresponda solo una salida.
- Función de Activación: También llamada función de transferencia, que tras obtener la sumatoria de todos los valores recibidos, se aplica una función que determinará el valor de salida de la neurona.

Por otra parte, sus principales características las asemejan a las redes neuronales biológicas, que son las siguientes (Vega, Cortez, Huayna, Alarcón, & Romero, 2009):

- Aprenden a través de ejemplos
- Inferencia Estadística
- Adaptabilidad
- Dilema de Plasticidad y Elasticidad
- Capacidad de Generalización
- Tolerancia a Fallas

Y sus principales aplicaciones:

- Clasificación de Patrones
- Categorización y Agrupamiento
- Aproximación de Funciones
- Memoria Direccionada por contenido.

La respuesta a los cambios en sus elementos de entrada en la neurona artificial dependerá de cómo se encuentre configurada. Si ésta se encuentra configurada para dar una respuesta discreta tendrá un conjunto de estados definidos por $S = \{0,1\}$, es decir, un valor 0 si se encuentra en estado inactivo o un valor 1, si se encuentra en estado activo. También puede comportarse de forma continua para situaciones en que se requiere una respuesta que tome un rango de valores, como por ejemplo, en una imagen con diferentes niveles de grises. Para este caso se configura la neurona para que adopte valores definidos por $S = [0,1]$ (Ocampo, 2005). El nivel de activación de la neurona depende todas las entradas recibidas con sus respectivos valores sinápticos, como se muestra a continuación:

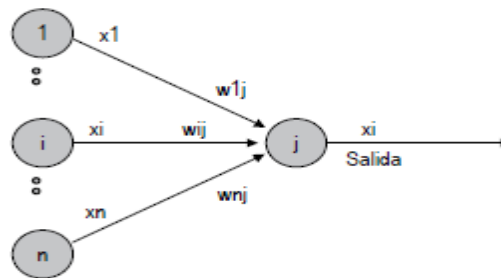


Figura 11: Neurona Artificial

Como se tiene en la figura 11, la neurona j posee n entradas, y por lo tanto, n pesos sinápticos. Entonces, comparando con las neuronas biológicas, (x_1, x_i, \dots, x_n) son los impulsos recibidos por la neurona j , que provienen de las neuronas $(1, i, \dots, n)$, con grados de importancia determinados por los pesos sinápticos $(w_{1j}, w_{ij}, \dots, w_{nj})$, otorgando una valoración a cada entrada de activadora o inhibidora. Por lo tanto la activación (A) corresponderá a $A = x_1 \cdot w_{1j} + x_i \cdot w_{ij} + \dots + x_n \cdot w_{nj}$ (Ocampo, 2005). Vectorialmente queda como se muestra:

$$A = X^T W. \quad (6)$$

Las señales de salida E son procesadas por funciones de activación o salida F , que produce la señal de salida definitiva S . Estas funciones pueden ser de diferentes tipos, como por ejemplo:

- Lineal: $S = KA$, con K constante.
- Umbral (U): $S = 1$, si $A \geq U$; $A = 0$, si $A < U$
- Función: $S = F(A)$; siendo F una función sigmoidea, logarítmica, etc.

La arquitectura de una RNA consiste en la forma que se organizan y disponen las neuronas artificiales, normalmente formando agrupaciones de neuronas con una función similar. A estas agrupaciones se les conoce como Capas. La RNA tendrá una labor definida, por lo tanto, se necesita especificar de la manera más eficiente posible las siguientes características. Para garantizar una solución al problema propuesto: Número de capas, número de neuronas por capa, grados de conectividad y tipo de conexión entre las neuronas. Las diferentes arquitecturas posibles para las RNA se pueden clasificar de la siguiente manera:

- Red Mono-Capa: Conexiones laterales entre las neuronas que pertenecen a la única capa que constituye la red. Estas redes se pueden utilizar para tareas de auto-asociación, como por ejemplo, regenerar información de entrada que puede presentarse de manera incompleta o dañada.
- Red Multi-Capa: Se forman con grupos de capas simples en cascada, es decir, la salida de una capa corresponde a la entrada de la siguiente capa. Estas redes pueden ser de dos tipos, “feedforward” (conexión hacia adelante) se utilizan para el reconocimiento de patrones, por lo que son las utilizadas en esta investigación. Las redes multi-capa tienen una arquitectura como se muestra a continuación:

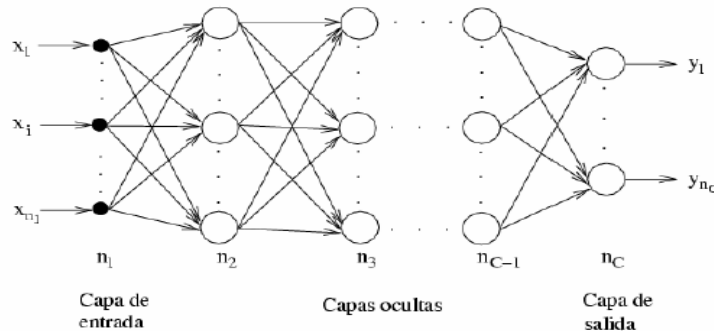


Figura 12: Arquitectura de una RNA multi-capa.

Generalmente las redes multi-capa son de tipo “bicapa”, particularmente adecuadas para realizar asociaciones de información o patrones de entrada con otra información de salida en la segunda capa (Ocampo, 2011).

Aprendizaje de la RNA

Esta corresponde a la etapa más importante al realizar un trabajo con RNA, debido a que determinará el buen o mal desempeño de la red. Las RNA son sistemas de aprendizaje basados en ejemplos, por lo que la capacidad de la red a resolver un determinado problema estará ligada, fundamentalmente, a los ejemplos con los que se dispongan para realizar el proceso de aprendizaje. Es precisamente en esta etapa donde la red modifica sus pesos sinápticos en respuesta a sus señales de entrada, introduciendo paulatinamente todos los ejemplos y modificando los valores de los pesos sinápticos, siguiendo un modelo de aprendizaje determinado. Por esta razón los ejemplos con los que se dispongan deben poseer las siguientes características (Isasi Viñuela & Galván León, 2004):

- *Ser Significativos*: Se debe contar con un número suficiente de ejemplos. Si el conjunto de aprendizaje es reducido, la red no será capaz de adaptar sus pesos de forma eficaz.

- *Ser Representativo*: Los ejemplos deben ser diversos. Si éstos no lo son, la red se especializará en un subconjunto de los posibles resultados y no tendrá una capacidad de respuesta general. Por lo tanto, resulta fundamental que cada tipo de respuesta tenga una representación suficiente en el conjunto de ejemplos.

Para determinar si el proceso de aprendizaje de la red ha finalizado exitosamente, se tienen como herramientas:

- *Número de ciclos predeterminado*: Se predetermina cuantas veces se le presentará a la red todo el conjunto de ejemplos, y una vez alcanzado este número se da por terminado el proceso de aprendizaje.
- *Error menor al preestablecido*: Se decide un valor aceptable para el error en el desempeño de la red. El proceso de aprendizaje solo se detendrá cuando la red alcance un nivel de error menor al preestablecido.
- *Irrelevante modificación de los pesos*: Se detendrá el proceso de aprendizaje una vez que los valores adoptados por los pesos sinápticos no se modifiquen al repetir los ciclos del proceso.

Al realizar el proceso de aprendizaje se tienen dos formas principales de realizarlo: Aprendizaje No Supervisado y Aprendizaje Supervisado. Se profundizará en el segundo, debido a que es el utilizado en esta investigación.

- Aprendizaje No Supervisado: La finalidad del aprendizaje no intenta definir en términos específicos de ejemplos correctos, debido a que la información disponible solo está en correlación con los datos o señales de entrada y solo requiere, que en base a esta entrada, la red forme categorías de estas correlaciones, y produzca una señal de salida correspondiente a cada categoría de entrada. Se caracteriza en que la salida no requiere ser contrastada con algo específico ya conocido (Vega, Cortez, Huayna, Alarcón, & Romero, 2009).
- Aprendizaje Supervisado: Caracterizado por la presencia de un agente externo de control que determina la respuesta que debe entregar la red en su salida para una entrada determinada.



Figura 13: Aprendizaje Supervisado

El agente externo comprueba la salida de la RNA, y en caso de que no coincida con la respuesta esperada realiza un ajuste en los pesos sinápticos de la red como se muestra en la figura 13. Este proceso se realiza hasta alcanzar el aprendizaje esperado o hasta que éste se finalice mediante alguna de las herramientas descritas previamente. El proceso de ajuste se realiza mediante una de las tres formas siguientes:

- 1) Aprendizaje por Reajuste de Error: Ajusta los pesos sinápticos en función de la diferencia entre los valores deseados y los obtenidos en la salida.
- 2) Aprendizaje por Refuerzo: Más lento que el anterior, ya que no dispone de un ejemplo completo de comportamiento deseado para una determinada entrada. Por lo tanto, la función del agente externo se limita a reforzar mediante una señal si la salida obtenida se ajusta a la deseada, y en función de esto, ajusta los pesos sinápticos.
- 3) Aprendizaje Estocástico: Consiste en realizar cambios aleatorios a los pesos sinápticos de la red y evaluar su eficacia a partir del objetivo deseado (Haykin, 2009).

5 Metodología

5.1 Hipótesis de Trabajo

El alza de Presión Arterial inducida por una rutina controlada de ejercicio, realizada por una persona sana, se puede detectar mediante una Red Neuronal Artificial, debido a las variaciones, antes y después del ejercicio, que se observan en el Plano de fase de dos ondas de pulso, registradas en dos puntos del cuerpo.

La metodología de trabajo utilizada en esta investigación se esquematiza en las siguientes etapas:

- 1) Adquisición de Señales de Onda de Pulso y de señal de EKG.
- 2) Medición de Presión Arterial antes y después del Ejercicio.
- 3) Procesamiento de Señales y generación del Plano de Fase.
- 4) Procesamiento de Imágenes de planos de fases antes y después del ejercicio.
- 5) Clasificación de estados antes y después del ejercicio por una RNA.

5.2 Adquisición de Datos

La adquisición de las ondas de pulso se realizó con el Sistema de Adquisición de Datos Fisiológicos “Power-Lab” del Departamento de Fisiología de la Universidad de Valparaíso. Este equipo permite la obtención de datos en tiempo real desde diferentes canales de forma simultánea (Sensor de Pulso y EKG). Las señales adquiridas fueron muestreadas a 1000 muestras por segundo.

El proceso de adquisición de datos se realizó en 13 voluntarios sanos. Consistió en adquirir las ondas de pulso registradas en dos puntos diferentes del cuerpo. Los puntos utilizados fueron el dedo medio de la mano derecha y el ортеjo principal del pie derecho. Se eligieron estos puntos por su considerable diferencia con el origen de la onda de pulso, por lo que sus diferencias de PTT son observables con mayor facilidad.

Se conectaron dos sensores de pulso, uno en cada punto seleccionado del cuerpo y dos electrodos en las muñecas, con el fin de obtener el EKG que sirve de referencia, como se observa en la figura 14. Para poder evaluar la hipótesis las señales se registran en dos estados, para cada voluntario, **“una en estado de reposo y otra en estado de esfuerzo, post-ejercicio”**.

El ejercicio se realizó en el laboratorio de Fisiología del Ejercicio de la Escuela de Kinesiología de la Universidad de Valparaíso, y se utilizó en una rutina intensa de dos minutos, aproximadamente, en que cada voluntario debió correr en una banda trotadora a la mayor velocidad posible, hasta que el voluntario considerara que no podía seguir corriendo. La rutina de ejercicio induce aumentos en la presión arterial, por lo que se espera un aumento de la velocidad de las ondas de pulsos, reduciéndose, por lo tanto, lo mayor posible los PTT entre las señales de onda de pulso después del ejercicio.



Figura 14: Sensores de Pulso situados en el dedo medio de la mano derecha y en el ortejo principal del pie derecho, en las muñecas se utilizaron electrodos para tomar el ECG del voluntario a modo de referencia.

En la figura 14, se observan los dos sensores de pulso utilizados, uno en el dedo medio de la mano derecha y otro en el primer dedo del pie derecho. La elección de estos dos puntos no fue arbitraria. Previamente se consideró realizar los registros de las señales desde los dedos medios de ambas manos, sin embargo, se descartó este planteamiento debido a la diferencia poco apreciable entre los tiempos de las dos ondas de pulsos.

Cada voluntario experimentó una elevación de su presión arterial tras la realización de la rutina de ejercicios, que en promedio fue de 43 mmHG, como se muestra a continuación:

Sujeto	P.A. Sistólica (mmHG)		P.A. Diastólica (mmHG)	
	Reposo	Esfuerzo	Reposo	Esfuerzo
1	108	141	65	63
2	115	187	70	100
3	101	148	60	78
4	121	186	84	90
5	119	185	58	87
6	131	185	93	115
7	119	157	51	82
8	130	176	72	88
9	150	163	67	68
10	105	140	62	67
11	111	147	62	60
12	114	121	64	64
13	137	189	72	83

Tabla 1: Presiones arteriales (Sistólica y Diastólica) de cada voluntario, antes y después de los ejercicios.

El registro de la presión arterial de cada sujeto se realizó previamente al registro de las ondas de pulso y previamente a la rutina de ejercicios para el estado de reposo, y tras el registro de las ondas de pulso en el estado de esfuerzo, esto con la finalidad de afectar lo menos posible en el registro de las ondas de pulso tras el ejercicio, debido a la recuperación del sujeto.

5.3 Procesamiento de Señales de Ondas de Pulso y Generación los Planos de Fases

5.3.1 Planos de Fases de las Señales Registradas

La generación del plano de fase se realiza graficando la intensidad de cada onda de pulso versus la otra en cada instante de tiempo. La onda R de la señal del EKG determina el “Instante Cero” o de “Inicio” para las dos señales de pulsos obtenidas. Esto es necesario, ya que al observar el plano de fases de las señales obtenidas, se tienen todos los ciclos registrados en una misma gráfica y éstas son difíciles de observar, como se muestra a continuación a modo de ejemplo con el sujeto 10:

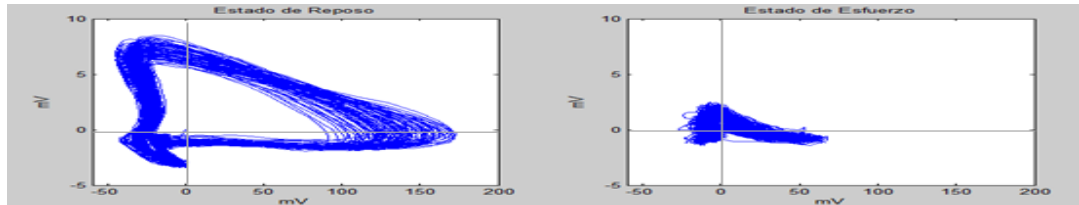


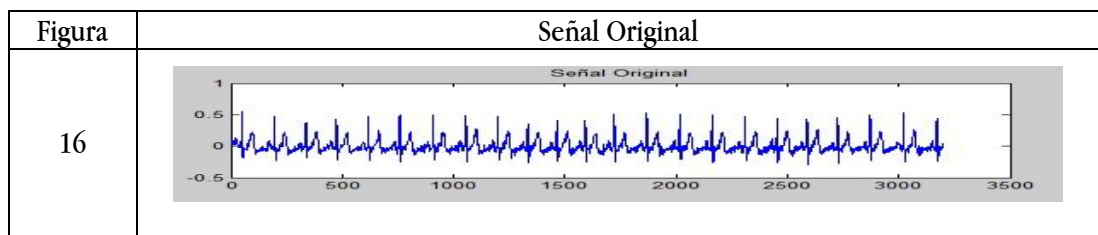
Figura 15: Plano de Fases de Señales de Onda de Pulso (mV v/s mV); Dedo de la Mano v/s Dedo del Pie, Estado de Reposo (Izquierda) y Estado de Esfuerzo (Derecha).

Debido a esto se necesita separar ciclo a ciclo cada onda de pulso, para así observar el plano de fase entre cada latido del corazón por separado, y contar con una mayor cantidad de ejemplos para el proceso de aprendizaje de la RNA.

5.3.2 Planos de Fases Sincronizados con el EKG

Se utiliza el algoritmo Pan-Tompkins para identificar las ondas R de los complejos QRS de una señal de EKG, que será utilizado como referencia del inicio de las ondas R de cada latido.

El proceso a realizar sobre la señal de EKG del algoritmo Pan-Tompkins (P-T) consistió en el filtro pasa-banda, que como se explicó, consiste en dos filtros en cascada, uno pasa-bajo y otro pasa-alto, un filtro derivador, un *squaring* y finalmente se pasó la señal a discreta. A continuación se muestra de la figura 16 a la 21 las distintas etapas del algoritmo P-T:



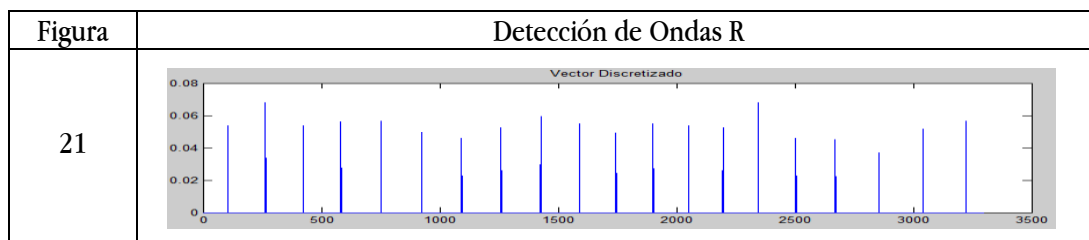
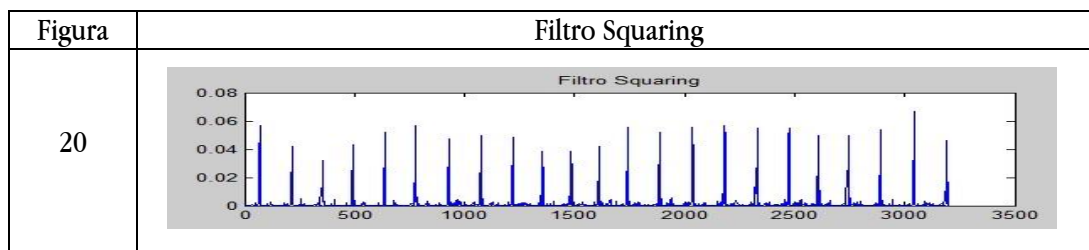
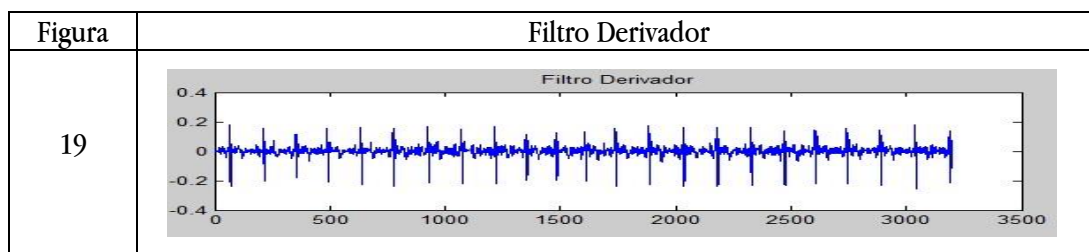
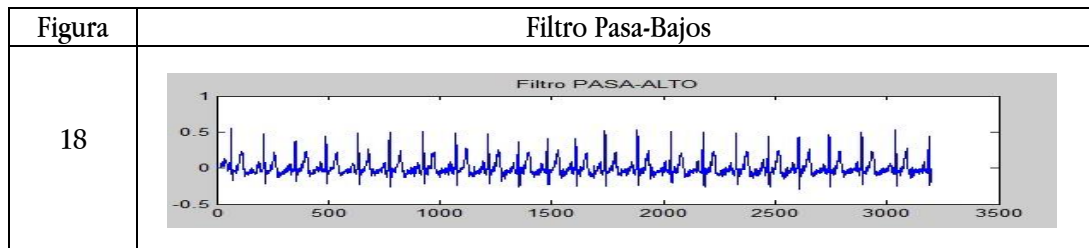
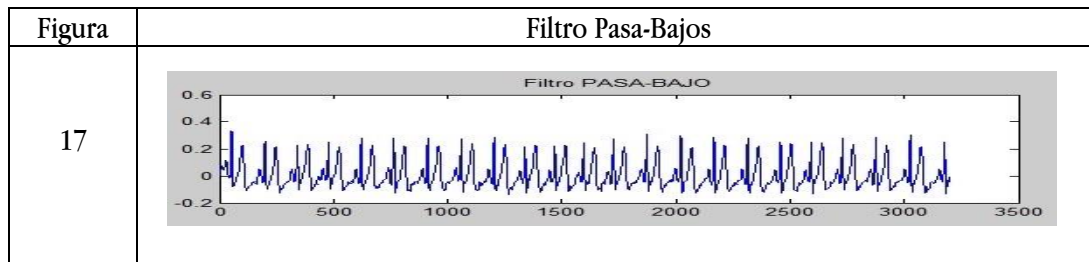


Figura 16-21: Etapas del algoritmo Pan-Tompkins. Se logra separar las ondas R de la señal EKG.

5.3.3 Separación de los Ciclos

El siguiente proceso realizado consistió en obtener las ondas de pulsos provenientes de la mano y el pie de manera independiente, estos se encuentran entre los intervalos de dos ondas R, ya detectadas en el proceso anterior. A continuación se muestran las ondas de pulso de la

mano y el pie entre dos latidos cardiacos y posteriormente el plano de fase formado entre ellos, se continúa con el sujeto 10 como ejemplo:

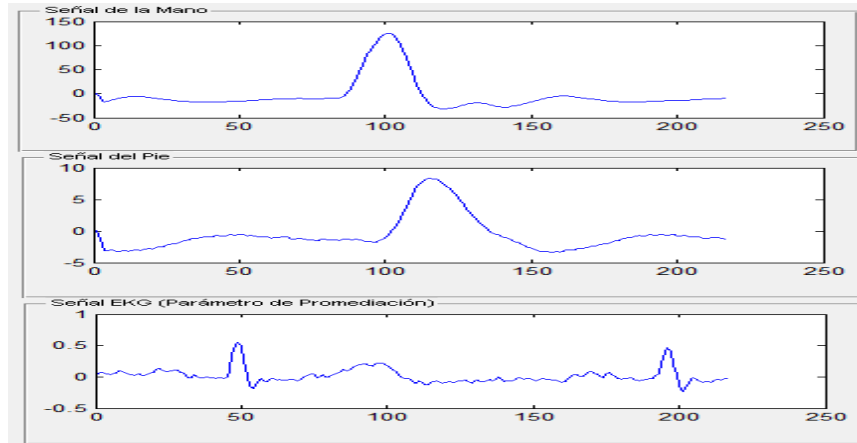


Figura 22: Señales de Onda de Pulso independientes entre dos ondas R.

En la figura 22 se observan tres gráficos, arriba se ilustra la onda de pulso registrada en el dedo medio de la mano derecha, en la gráfica del medio se ilustra la onda de pulso registrada en el orjejo principal del pie derecho, y finalmente en la de más abajo se tiene el EKG, donde se puede observar las dos ondas R. Ambas señales de onda de pulso ocurren entre las dos ondas R, y se observa además que la onda de pulso de la mano está desfasada con respecto a la del pie, puesto que llega antes a la zona de registro. Las ondas de pulso registradas de cada voluntario se muestran en el anexo 1.

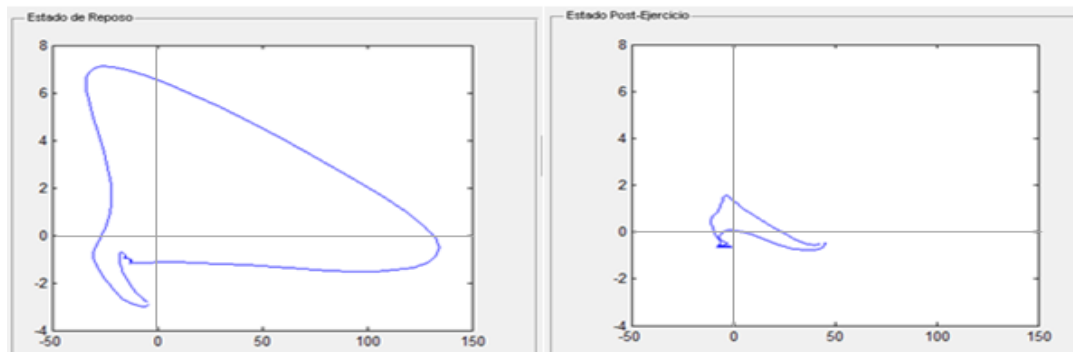


Figura 23: Planos de Fases de Onda de Pulso (mV v/s mV); Estado de Reposo (izquierda), Estado de Esfuerzo (derecha).

En la figura 23 se observa el Plano de Fases de las ondas de pulso. Al tener los ciclos de forma independiente se aprecia de mejor forma la figura del plano de fases del estado de Esfuerzo. Además de ser más pequeña, se observa que es más cerrada, esto se debe a que las diferencias de tiempo entre el viaje de ambas señales disminuyó, por lo tanto se encuentran más en fase que en el estado de reposo.

La obtención de los ciclos de forma independiente permite obtener una gran cantidad de planos de fases para cada sujeto (uno entre cada dos ondas R), de esta forma se tienen una mayor cantidad de ejemplos para el proceso de aprendizaje de la RNA.

5.4 Pre-Procesamiento de Imágenes

En esta etapa se utilizaron las herramientas o “Toolbox” “getframe” y “im2bw” de MATLAB. De los planos de fases obtenidos en los pasos anteriores se tomó el que posee mayor tamaño para estandarizar los ejes de las gráficas, para así poder comparar las figuras en base al mismo marco de referencia. Luego cada plano de fases fue capturado como una imagen utilizando la herramienta “getframe”, que permite obtener la imagen desde la gráfica obtenida con MATLAB. Luego se convirtió la imagen, ya estandarizada, a binario con la herramienta “im2bw”, obteniendo lo siguiente:

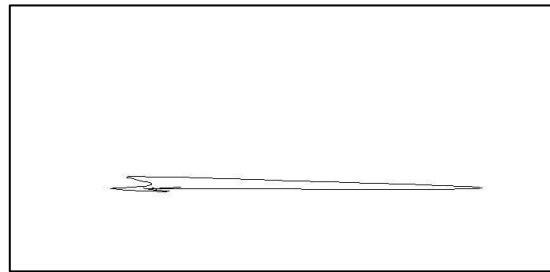


Figura 24: Imagen en estado de Reposo en con ejes Estandarizados y en Binario del sujeto 10.

En la figura 24 se tiene la imagen en binario, es decir, los blancos en valor uno y los negros en valor cero. Se observa que la imagen se ve con menor altura en relación a la figura 22, esto se debe a la estandarización del tamaño de los ejes con los que se realizan las gráficas, ya que hay figuras de mayor tamaño.

La última etapa del procesamiento de las imágenes es la “vectorización”, de modo que la RNA toma los elementos de la matriz de la imagen uno por uno, para cada una de sus neuronas de entrada, por lo tanto es necesario crear un vector que contenga toda la información de la matriz de la imagen. A modo de ejemplo, si se tiene una imagen de matriz 7x6 como se muestra en la figura 27:

	1	2	3	4	5	6
1	x1	x2	x3	x4	x5	x6
2	x7	x8	x9	x10	x11	x12
3	x13	x14	x15	x16	x17	x18
4	x19	x20	x21	x22	x23	x24
5	x25	x26	x27	x28	x29	x30
6	x31	x32	x33	x34	x35	x36
7	x37	x38	x39	x40	x41	x42

Figura 25: Matriz de Ejemplo para el Proceso de Vectorización (Vega, Cortez, Huayna, Alarcón, & Romero, 2009). Las imágenes se vectorizaron por filas, por lo que se toma cada fila, después de la primera, y se agrega como su continuación, generando un vector de 42 elementos para este ejemplo:

x1	x2	x3	x4	x5	x6	x7	x8	x9	x10	x11	...	x42
0	1	1	1	1	0	1	0	0	0	0		0

Figura 26: Vectorización de la Matriz de Imagen (Vega, Cortez, Huayna, Alarcón, & Romero, 2009).

Debido al tamaño de la imagen (28 x 124), se tienen, para cada una de las imágenes con sus ejes estandarizados, un vector de 3472 elementos.

5.5 Clasificación de Estados antes y después del Ejercicio mediante una RNA.

En el procesamiento de las señales, se separaron las ondas de pulso para cada latido, por lo que se cuenta con diferentes cantidades de imágenes para cada voluntario. Además debido a que se tienen las imágenes de estado de Reposo y Esfuerzo para cada sujeto, se estableció una cantidad de imágenes por sujeto. Estas cantidades fueron de 50 imágenes para cada uno de los estados, es decir, 100 imágenes por sujeto. Estas imágenes se distribuyeron en conjuntos de la siguiente manera:

- Aprendizaje: 900 Imágenes, correspondientes a 9 de los 13 sujetos, 450 imágenes en estado de reposo y 450 imágenes en estado de esfuerzo.
- Validación: 200 Imágenes, correspondientes a 2 de los 13 sujetos, 100 imágenes en estado de reposo y 100 imágenes en estado de esfuerzo.
- Evaluación: 200 Imágenes, correspondientes a 2 de los 13 sujetos, 100 imágenes en estado de reposo y 100 imágenes en estado de esfuerzo.

Se realizaron seis redes neuronales artificiales, en cada una de ellas se fueron alternando las imágenes, pertenecientes a cada sujeto, en los tres conjuntos, para así observar la capacidad de las redes de aprender ante diferentes casos y luego evaluar su capacidad de generalización en la identificación de patrones.

Se utilizó el Toolbox de MATLAB de Redes Neuronales Artificiales diseñado para reconocimiento de patrones: “Neural Pattern Recognition” (nprtool). Este tipo de red corresponde a una “Feed-Forward” multicapa (dos capas), con función sigmoidea en la capa escondida y de salida. La cantidad de neuronas en la capa oculta fue de 5000. Para llegar a este valor, se exploraron distintas cantidades de neuronas en la capa oculta, optando por este valor debido a la mejora de la respuesta de la RNA.

Para preparar la información de entrada para la RNA, se construyó una matriz con todos los vectores de imagen distribuidos por columna. Paralelamente se creó un vector con los objetivos o targets, determinando para las imágenes que representan el estado de Reposo un cero y para las imágenes que representan el estado de Esfuerzo un uno.

Finalmente se utilizó la siguiente arquitectura para cada una de las redes:

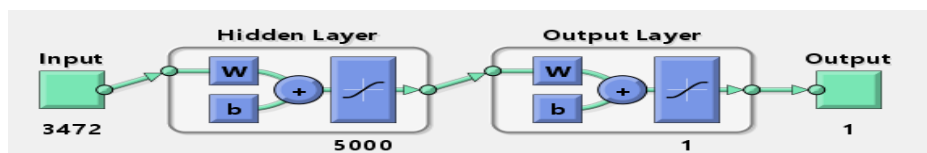


Figura 27: Arquitectura de la RNA

En la figura 27 se tiene la arquitectura de un tipo de RNA (5000 neuronas en la capa intermedia), para 3472 neuronas en la capa de entrada (una neurona para cada elemento del vector de la imagen), y una neurona en la salida, que puede tomar valores entre cero y uno, dependiendo si la imagen corresponde al estado de reposo o de esfuerzo respectivamente.

El proceso de entrenamiento de cada RNA se muestra a continuación:

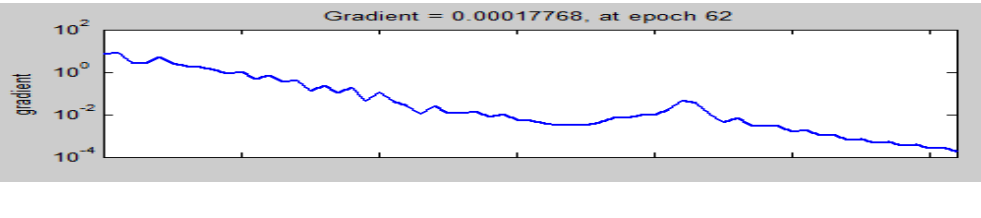
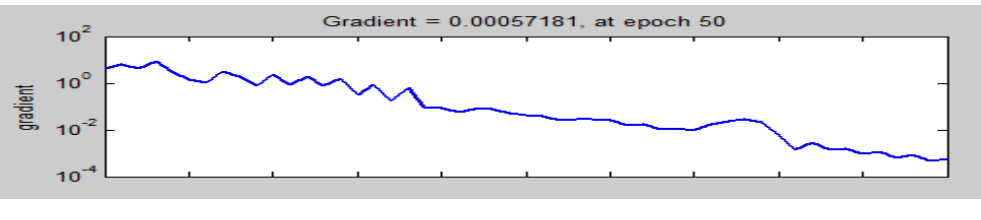
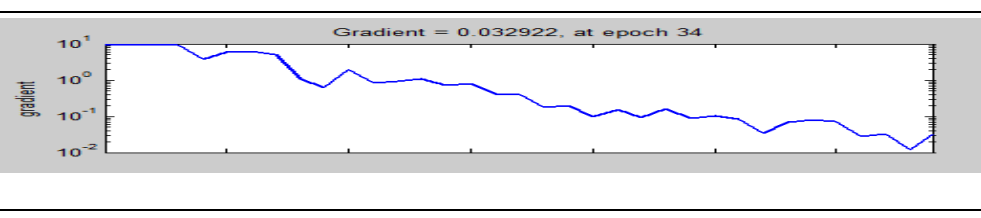
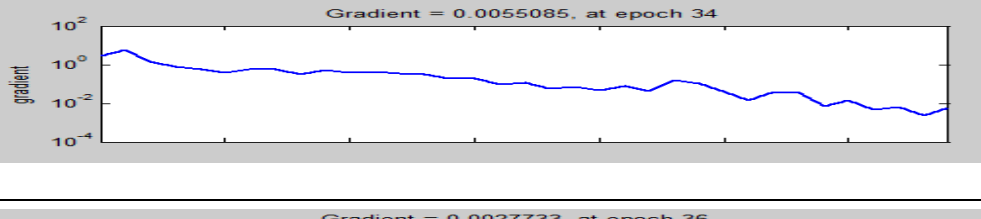
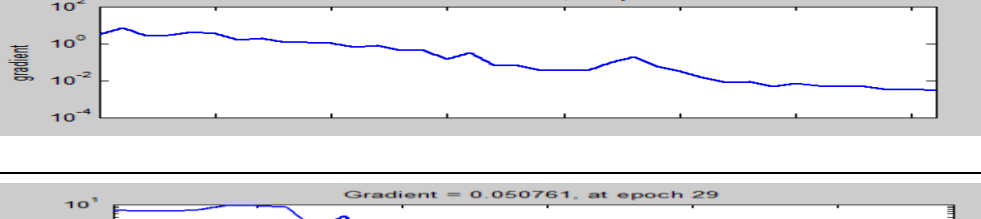
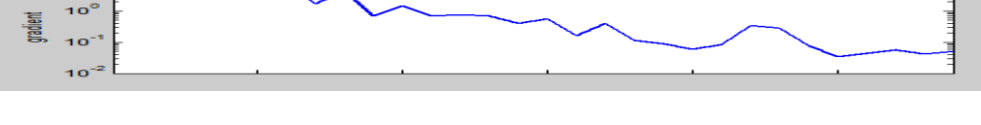
Redes	Entrenamiento
Red 1	
Red 2	
Red 3	
Red 4	
Red 5	
Red 6	

Tabla 2: Gradiente de Entrenamiento de cada RNA.

En la tabla 2 se muestran las gráficas del proceso de entrenamiento de cada una de las redes neuronales. Al comenzar el entrenamiento cada neurona asigna un peso sináptico a cada una de sus entradas de forma aleatoria, luego a la red se le presenta una cierta cantidad de muestras y además, se le presenta la salida que debe lograr. Según el nivel de error que presente la salida generada por la red con respecto a la salida deseada se ajustan los pesos sinápticos. Luego se repite el proceso y a cada una de las repeticiones se le denomina época. A la red se le presenta el conjunto de muestras de entrenamiento hasta que el gradiente, o variación del error, se mantenga estable. El nivel de error en el entrenamiento alcanzado por las 6 redes se encuentra en el orden de $10^{-4} - 10^{-5}$, por lo que se detuvo el entrenamiento en las épocas señaladas en las imágenes.

6 Resultados

La distribución de los sujetos para realizar las etapas de Entrenamiento, Validación y Evaluación (E-V-E) fue la siguiente:

Organización de las Redes Neuronales Artificiales			
	Sujetos		
RED	Entrenamiento	Validación	Ensayo
1	1,2,3,4,5,6,7,8,9	10,11	12,13
2	1,2,3,4,5,6,7,12,13	8,9	10,11
3	1,2,3,4,5,10,11,12,13	6,7	8,9
4	1,2,3,8,9,10,11,12,13	4,5	6,7
5	1,6,7,8,9,10,11,12,13	2,3	4,5
6	3,4,5,6,7,8,9,10,11	12,13	1,2

Tabla 3: Distribución para los procesos E-V-E de las Redes Neuronales

Los planos de fase de cada sujeto se pueden observar en el anexo 2.

Para la evaluación del desempeño de cada una de las redes neuronales se definió lo siguiente:

Caso Negativo: La imagen representa el estado de Reposo del Sujeto.

- $S \leq 0,5$

Caso Positivo: La imagen representa el estado de Esfuerzo del Sujeto.

- $S > 0,5$

Caso Falso Positivo: La imagen representa el estado de Reposo y se clasificó como estado de Esfuerzo.

Caso Falso Negativo: La imagen representa el estado de Esfuerzo y se clasificó como estado de Reposo.

La tabla de contingencia obtenida para cada una de las redes evaluadas es la siguiente:

Redes	Verdaderos Positivos (VP)	Falsos Negativos (FN)	Verdaderos negativos (VN)	Falsos Positivos (FP)
Red 1	100	0	12	88
Red 2	94	6	50	50
Red 3	100	0	88	12
Red 4	73	27	89	11
Red 5	96	4	78	22
Red 6	100	0	52	48

Tabla 4: Tabla de Contingencia de cada RNA entrenada.

En la tabla 4 se presenta la evaluación de cada una de las seis redes entrenadas, cuando se usa el conjunto de 200 imágenes de evaluación (100 casos negativos y 100 casos positivos). Los Verdaderos Positivos corresponden a las imágenes que representan estados de esfuerzo que fueron bien clasificadas. Los Verdaderos Negativos representan las imágenes de estado de reposo que fueron bien clasificadas.

Con estos datos obtenidos se calculan los siguientes indicadores:

Sensibilidad o Razón de Verdaderos Positivos (VPR) o también razón de éxitos:

$$\text{Sensibilidad} = \frac{\text{Verdaderos Positivos}}{\text{Verdaderos Positivos} + \text{Falsos Negativos}}$$

Razón de Falsos Positivos (FPR) o también razón de Falsas Alarmas:

$$\text{Falsas Alarmas} = \frac{\text{Falsos Positivos}}{\text{Verdaderos Negativos} + \text{Falsos Positivos}}$$

Precisión al detectar Casos Positivos:

$$\text{Precisión} = \frac{\text{Verdaderos Positivos}}{\text{Verdaderos Positivos} + \text{Falsos Positivos}}$$

Especificidad o Razón de Verdaderos Negativos:

$$\text{Especificidad} = \frac{\text{Verdaderos Negativos}}{\text{Verdaderos Negativos} + \text{Falsos Positivos}}$$

Exactitud en la Clasificación:

$$\text{Exactitud} = \frac{\text{Verdaderos Positivos} + \text{Verdaderos Negativos}}{\text{Total Positivos} + \text{Total Negativos}}$$

Obteniendo los siguientes resultados:

Red	Sensibilidad	Falsas Alarmas	Exactitud	Especificidad	Precisión
Red 1	1	0,88	0,56	0,12	0,53
Red 2	0,94	0,5	0,72	0,5	0,65
Red 3	1	0,12	0,94	0,88	0,89
Red 4	0,73	0,11	0,81	0,89	0,87
Red 5	0,96	0,22	0,87	0,78	0,81
Red 6	1	0,48	0,76	0,52	0,68

Tabla 5: Resultados

En la tabla 5, se tienen los desempeños de las redes entrenadas con un **umbral de clasificación de “0,5”**, con los que se tiene la siguiente gráfica del Espacio ROC:

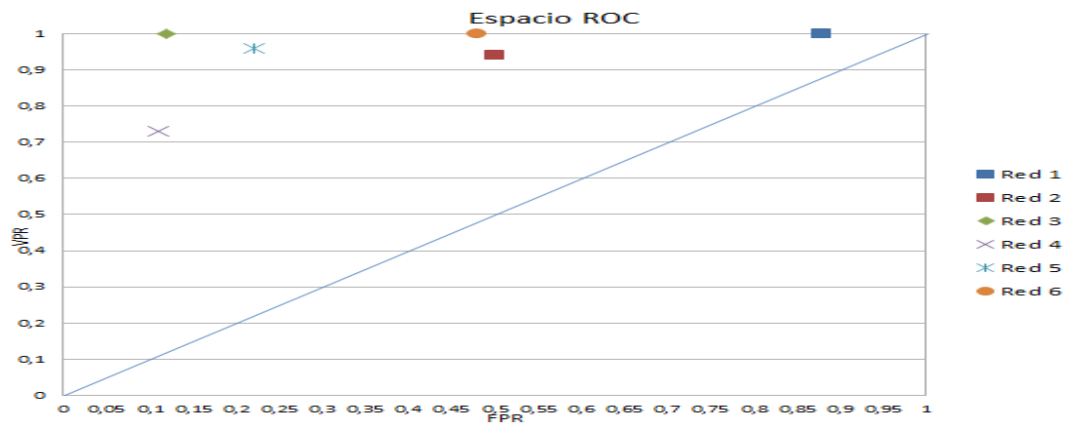


Figura 28: Redes evaluadas en el Espacio ROC, Falsas Alarmas V/S Sensibilidad, evaluado para un umbral de 0,5.

La Sensibilidad (VPR) define la capacidad del clasificador, en este caso la RNA, de identificar los casos positivos correctamente entre todos los casos positivos disponibles, por otro lado la Razón de Falsos Positivos (FPR) determina la cantidad de resultados positivos son incorrectos entre todos los casos negativos disponibles.

La gráfica de la figura 28 nos muestra el desempeño de las seis RNA en el Espacio ROC generado por la Sensibilidad y la Razón de Falsos Positivos, y permite realizar una comparación entre los desempeños de todas las redes implementadas. Un mejor desempeño será clasificado en esta gráfica en el punto sobre la línea media más lejano a ésta. Un clasificador (RNA en este caso) que este cercano o sobre la línea media, indica que no posee la capacidad de discriminar entre los dos casos que se le presentan. Por último los clasificadores que se encuentren bajo la línea media representan a clasificadores que son capaces de discriminar, pero erróneamente.

Con esta información se establece que la RNA de mejor desempeño corresponde a la número tres, que fue la red que logró realizar una mejor discriminación para ambos casos. Por otro lado, la red de peor desempeño corresponde a la número uno, ya que fue la que mayor cantidad de errores cometió. Si bien la RNA número 1 tiene una alta sensibilidad (capacidad

de reconocer los casos positivos), muestra una muy alta Razón de Falsos Positivos. Por lo tanto, la red no es capaz de diferenciar los casos negativos y los clasifica como positivos. Estas diferencias se aprecian con facilidad al ver el grado de Precisión que poseen (ver tabla 3), la red número tres posee la mayor precisión del conjunto y la red número uno, posee la más baja, por lo tanto es el peor clasificador.

7 Discusión

El desempeño de las redes neuronales desarrolladas en este trabajo permite conjeturar que la hipótesis planteada es verdadera. A pesar de algunas limitaciones metodológicas de este trabajo. Parece certero afirmar que *“el alza de Presión Arterial inducida por una rutina controlada de ejercicio, realizada por una persona sana, se puede detectar mediante una Red Neuronal Artificial, debido a las variaciones, antes y después del ejercicio, que se observan en el Plano de fase de dos ondas de pulso, registradas en dos puntos del cuerpo”*. Ello a pesar de haber utilizado un número limitado de casos que, aparentemente, no cubren todos los posibles, y de no haber podido realizar las mediciones de las ondas de pulso, de presión arterial y de EKG durante el ejercicio.

Las seis Redes Neuronales tienen la capacidad de identificar estados de alza de presión de los sujetos. Sin embargo, algunas de ellas presentan un problema mayor para identificar el estado de reposo. Por otro lado, se puede inferir que con un proceso de aprendizaje con una mayor cantidad de muestras, que representen la variabilidad de las ondas de pulso, se puede mejorar el desempeño.

Por otro lado, hubo problemas en el registro de los datos, ello debido a que los equipos “Power Lab” realizan la medición mediante sensores de pulso conectados al equipo mediante cables. Esto presenta perturbaciones en las señales biológicas pequeñas (del orden de los mili-Volts), que son interferidas por el movimiento, generando un alto nivel de ruido. Por lo anterior, el voluntario realizó la rutina de ejercicio desconectado de los equipos. En el período de tiempo entre el término del ejercicio y la reconexión de los sensores a cada sujeto se podría haber producido una recuperación significativa de la PA. Además, por la falta de experiencia, se producían errores por factor humano, que enlentecían o distorsionaban la medición.

Un segundo tipo de limitaciones metodológicas está relacionado con el hecho de que el período de la rutina de ejercicios ejecutada fue establecido por cada sujeto cuando consideraba que había alcanzado su mayor estado de esfuerzo. Ello impidió estandarizar el trabajo realizado durante el ejercicio.

Cabe señalar que en etapas previas del trabajo, se intentó utilizar una bicicleta ergométrica, en la cual las perturbaciones por movimiento eran menores y se podría haber objetivado el trabajo. Sin embargo, esto no resultó de utilidad, ya que se nos hizo ver que los ejercicios en la bicicleta no son suficientemente “explosivos” para que se produzca un aumento sostenido en la presión arterial. La menor explosividad le permite a los mecanismos homeostáticos que tengan tiempo de actuar, evitando su alza. Lo anterior lo pudimos comprobar en los primeros

registros realizados. Ahí se observó que no ocurrían variaciones en los planos de fases antes y después del ejercicio.

Finalmente se intentó estimar la presión arterial de los sujetos a partir de los planos de fase. Sin embargo esto no fue posible, aparentemente la variabilidad en cada uno de los estados, no permitía establecer una relación coherente con los valores de presión arterial registrados. Se postula que, con una mayor cantidad de muestras y un mayor control del experimento, se podría lograr encontrar patrones que permitan obtener valores de presión arterial. Para ello se necesita contar con instrumentos más adecuados de modo de realizar el registro de las ondas de pulso y de presión arterial en tiempo continuo.

Cabe destacar que la realización de este trabajo contó con la aprobación del Comité de Ética de la Facultad de Medicina de la Universidad de Valparaíso, sin embargo, no se alcanzó a contar con la declaración oficial de éste por limitaciones de tiempo. Los documentos asociados al comité se encuentran en el Anexo 3.

8 Conclusiones

De los resultados obtenidos se puede conjeturar que, superando los obstáculos metodológicos, las Redes Neuronales Artificiales adecuadamente entrenadas podrían detectar y estimar las alzas de presión arterial mediante el análisis de los planos de fase formados por dos señales de onda de pulso en dos puntos del cuerpo. Los resultados son auspiciantes para estudios posteriores que superen las limitaciones de este trabajo.

Para lograr mejores resultados, además de contar con una mayor cantidad de voluntarios, para cubrir mejor las muestras y lograr una mayor representación de los casos posibles a los que se puede enfrentar la red, se necesita de instrumentos diseñados para la toma de las señales con la menor vulnerabilidad al ruido. Si bien los instrumentos utilizados en esta investigación cumplieron en la obtención de los registros, sus limitaciones por la conectividad y vulnerabilidad al ruido entorpecieron los procesos de registro, deteriorándose la base de entrenamiento de la RNA.

La forma de los planos de fase se ve afectada por las alzas de Presión Arterial de las personas. Si bien se tienen diferentes formas de los planos de fase de cada persona, para ambos estados, sí se observó en cada una de ellas un cambio considerable al pasar de estado de reposo al estado de esfuerzo. Sin embargo, no se pudo establecer una correlación entre la variación de los planos de fase y los cambios de la presión arterial registrada antes y después del ejercicio. Ello, en parte, por limitaciones de tiempo y, tal vez, porque la variabilidad de los planos de fase registrados puede ser contradictoria entre los distintos sujetos. Esto deberá continuar investigándose.

Para poder obtener un alza de Presión Arterial en las personas, se necesitan rutinas de ejercicios adecuadas. No cualquier rutina logrará aumentar la Presión Arterial de las personas, durante el proceso de la investigación se trabajó con diferentes rutinas de ejercicio, y para que una de estas logre el objetivo, se necesita que sea del tipo explosiva. Este tipo de rutinas provocan en las personas un aumento repentino en la frecuencia cardiaca de las personas provocando que las arterias se rigidicen y se mantengan en este estado. Otras rutinas de

ejercicio, como las realizadas en la bicicleta, provocan una adaptación de la arteria, desencadenando respuestas que evitan el aumento de la Presión Arterial.

Por otra parte, para poder inducir alzas de presión se requiere mejorar los procedimientos que la inducen. Tal vez, las rutinas de ejercicio no son las más adecuadas, y convendría utilizar maniobras fisiológicas reversibles, tales como Valsalva y Handgrip. Sin embargo, el uso de dichas maniobras debe ser rigurosamente controlado por profesionales de la salud, debidamente habilitados para ello.

8.1 Contribuciones de la Investigación

En esta investigación se logró observar la relación entre la Presión Arterial y la velocidad de las ondas pulsos de forma indirecta, las variaciones de los planos de fase debido al aumento de la PA entregan como resultado una nueva forma de observar esta relación, lo que puede implicar en una nueva herramienta de analizar o estimar la Presión Arterial. Si bien se necesitan estudios con una cantidad de personas de mayor, para así obtener una muestra significativa, se tiene resultados auspiciosos para la continuación de la investigación.

8.2 Alcance de las Contribuciones

Esta investigación, si bien no entrega resultados determinantes en lo que respecta a desarrollar una nueva tecnología en el corto plazo, sirve para dar un primer paso a nuevos estudios sobre la Hipertensión Arterial. Se necesita tener esta enfermedad controlada y lograr su detección lo más temprano posible, para que no logre causar mayor daño en el sistema cardiovascular de las personas. El alcance de esta investigación llega a determinar un nuevo campo donde realizar estudios y entusiasmo con poder proyectarla a investigaciones importantes para la medicina cardiovascular.

8.3 Investigaciones Futuras

- Estudios en un amplio número de personas con el objetivo de aumentar en lo máximo posible la precisión de una red neuronal en su clasificación.
- Obtener Patrones de similitud en un amplio número de sujetos, para así poder determinar la presión arterial de las personas de una nueva forma menos invasiva y/o intrusiva que los métodos actuales.
- Estudios clínicos con personas Hipertensas, para obtener nuevos patrones que diferencie a estas personas de las que no poseen esta condición y así permitan entrenar a una red neuronal artificial, que puede contribuir en un nuevo método de diagnóstico.

9 Referencias Bibliográficas

- Chen, Y. (2005). *Patente n° US 6.893.401*. United States of America.
- Galli, C., Camus, J. M., Cabrera, E., & Marcelo, R. (2004). *La velocidad de la onda del pulso en la evaluación vascular de pacientes*. Buenos Aires: Universidad Favaloro.
- Gesche H. y Patzak, A. (2010). *Continuous blood pressure measurement by using the pulse transit time: comparison to a cuff-based method*. Berlín: Institute of Vegetative Physiology, Charité Universität Medizin.
- Haykin, S. (2009). *Neural Network and Learning Machines*. New Jersey: Prentice Hall.
- Isasi Viñuela, P., & Galván León, I. (2004). *Redes Neuronales Artificiales: Un Enfoque Práctico*. Madrid: Pearson Educación, S.A.
- Kaplan, N. (1999). Hipertensión Sistémica: Mecanismos y Diagnóstico. En E. B. Stuart Rich, *Fundamentos Cardiológicos* (págs. 874-887).
- Laurent, S., Girerd, X., Mourad, J., Lacolly, P., Beck, L., Boutouyrie, P., y otros. (2012). *Elastic Modulus of the Radial Artery Wall Material Is Not Increased in Patients With Essential Hypertension*. Dallas: American Heart Association.
- Lavilla, F. (05 de 11 de 2011). *Clínica Universidad de Navarra*. Recuperado el 20 de Mayo de 2012, de CUN50: <http://www.cun.es/area-salud/enfermedades/sistema-nefro-urinario/hipertension-arterial-diagnostico>
- Ledesma, S. (2011). Las Redes Neuronales; Implementaciones y Consideraciones Prácticas. *Fifth Mexican International Conference On Artificial Intelligence*, (pág. 3). Guanajuato.
- Liu, Y. y Zhang Y. (2006). *Pulse Transit Time and Arterial Blood Pressure at Different Vertical Wrist Positions*. Londres: Physiol. Meas.
- Llanio Navarro, R., & Perdomo Gonzalez, G. (2003). Exploración del Sistema Vascular Periférico. *Propedéutica Clínica y Semiología Médica* (págs. 133-135). La Habana : Ciencias Médicas.
- MINSAL. (2010). *Guía Clínica Hipertensión Arterial Primaria o Esencial en personas de 15 años o más*. Santiago: Ministerio de Salud.
- Ocampo, J. (2011). *Reconocimiento de Caracteres de una Placa de Automóvil Mediante Redes Neuronales Artificiales Utilizando Matlab*. Sangolquí.

Padilla, J. (2010). *Caracterización de la onda de pulso arterial, velocidad (pwv) y morfología (dvp), como estimadores de la presión arterial*. Valencia: universidad politécnica de valencia.

Payne, R. A., Symeonides, C. N., Webb, D. J., & Maxwell, S. R. (2005). *Pulse Transit Time measured from the ECG: An unreliable marker of beat-to-beat Blood Pressure*. Edinburgh: University of Edinburgh.

Rangayyan, R. M. (2010). Pan Tomkins Algorithm to detect QRS complex in ECG signal. *IEEE Press*.

Smith Argod Pépin. (2000). Pulse transit time: an appraisal of potencial clinical applications. *Thorax*, 52-58.

Sorvoja, H. (2006). *Noninvasive blood pressure pulse detection and blood pressure determination*. University of Oulu: department of electrical and information engineering.

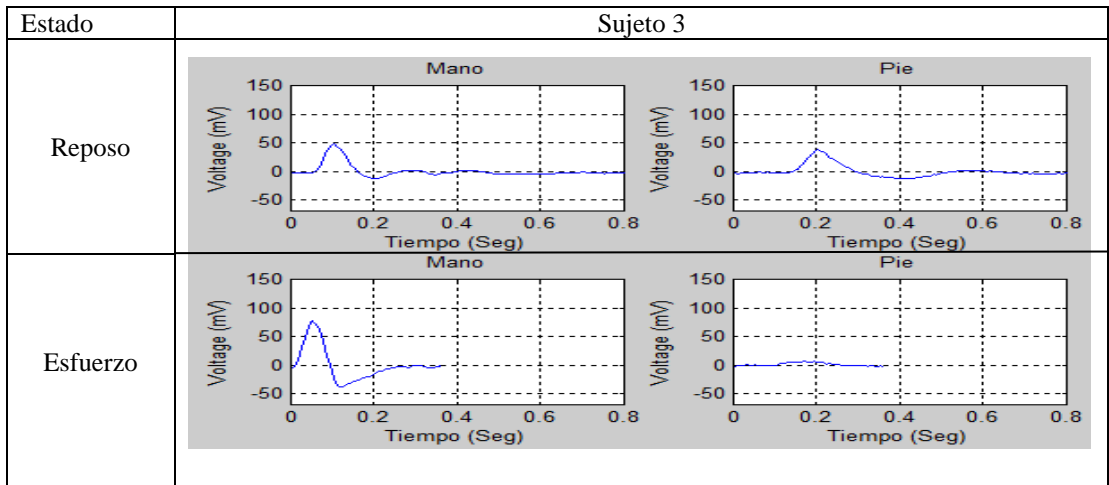
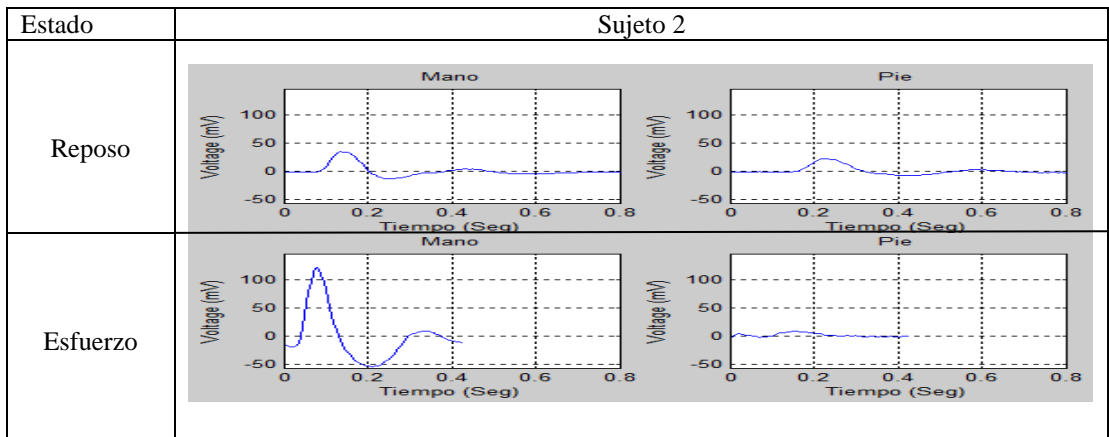
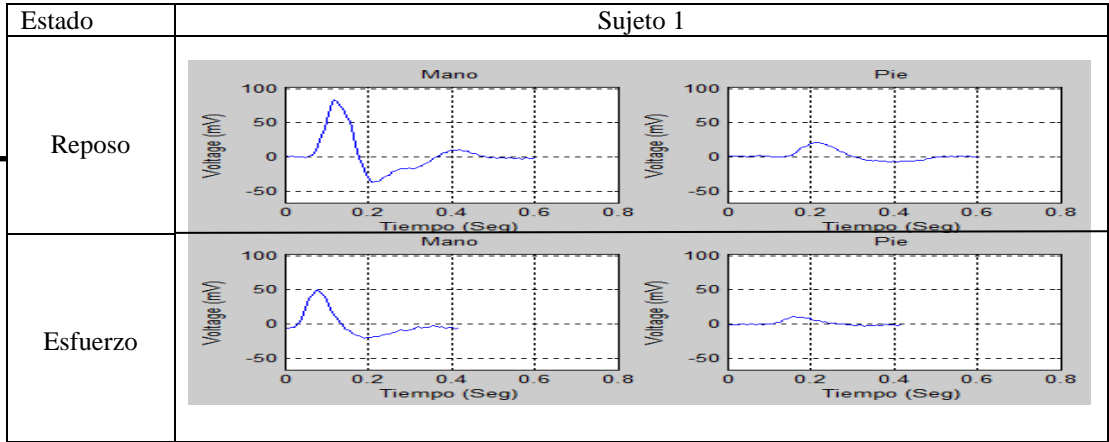
Sorvoja, H., y Myllyä, R. (2003). *Blood Pressure measurement method using pulse-transit-time*. University of Oulu: Department of Internal Medicine and Biocenter Oulu, University of Oulu.

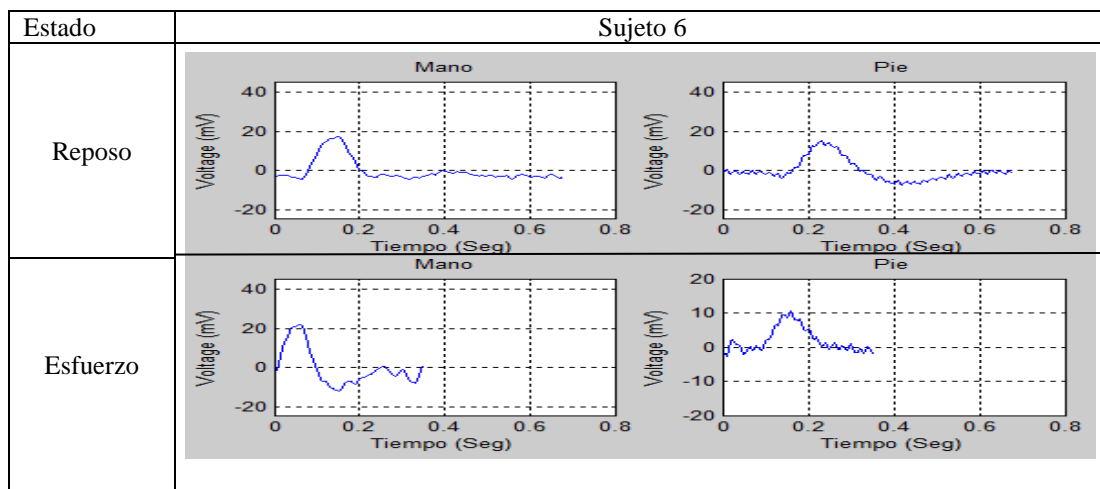
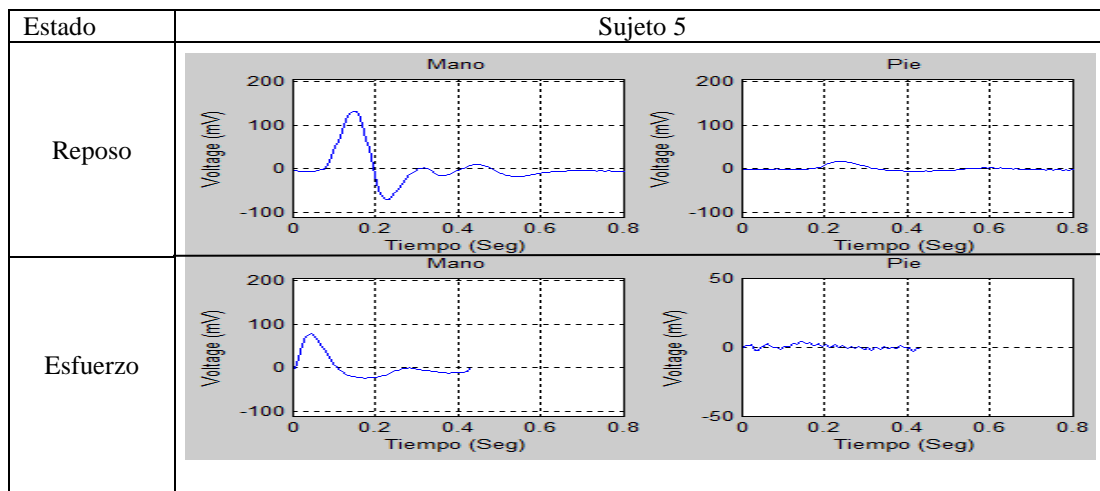
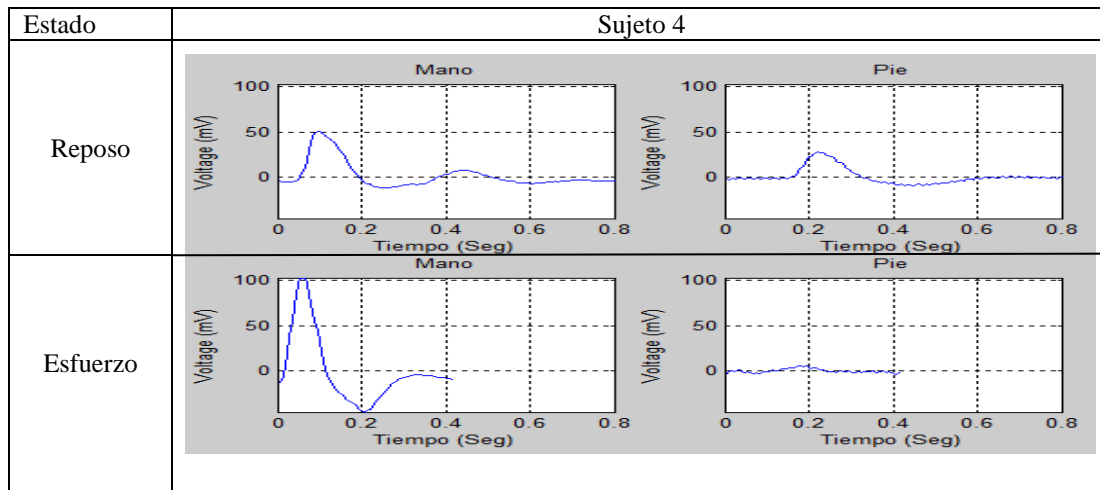
Tobelli, J., Bellido, C., & Costa, M. (2002). *Velocidad de la onda de pulso y la excreción urinaria de Albumina en pacientes Hipertensos tratados con Perindropil*. Buenos Aires: Facultad de Medicina, Universidad de Buenos Aires.

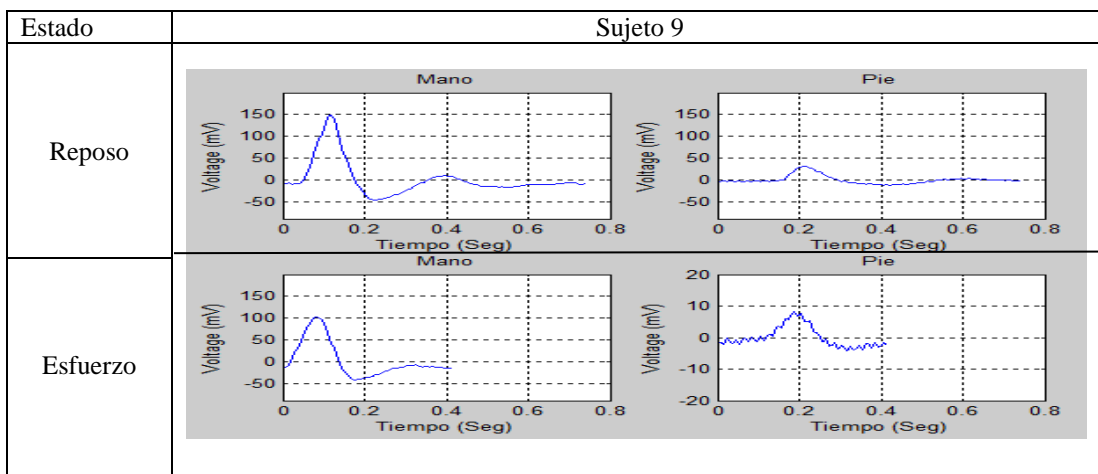
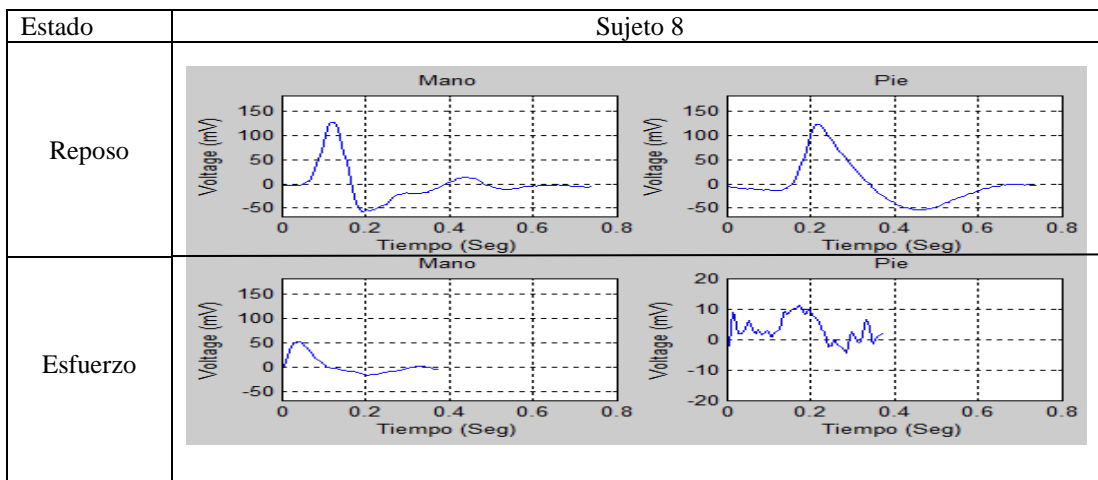
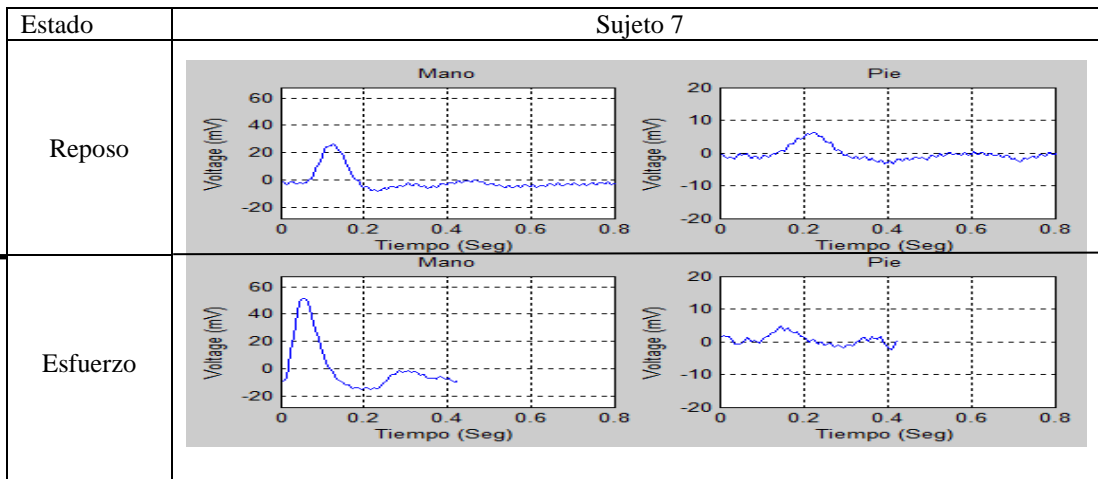
Vega, H., Cortez, A., Huayna, A. M., Alarcón, L., & Romero, P. (2009). Reconocimiento de Patrones mediante Redes Neuronales Artificiales. *Revista de Ingeniería de Sistemas Informáticos*, 17-26.

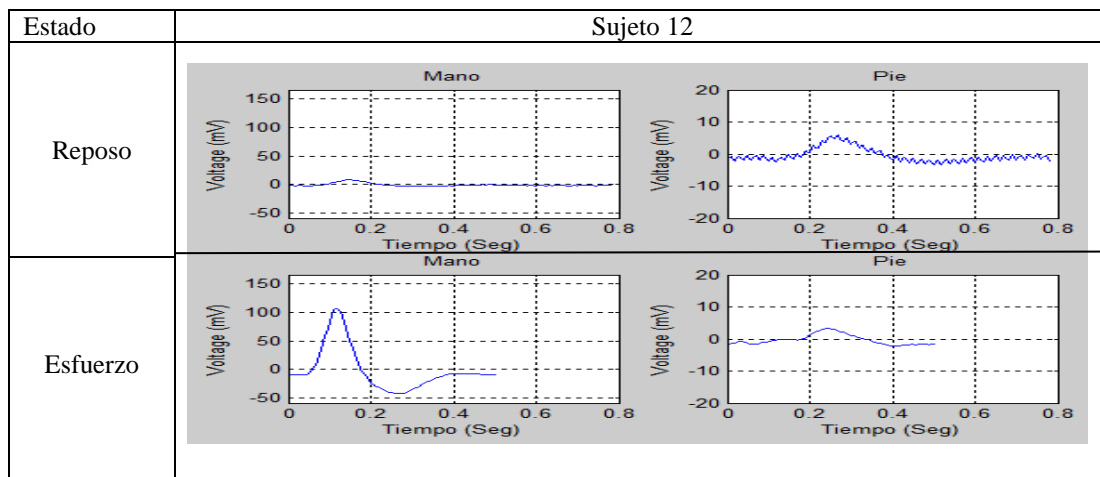
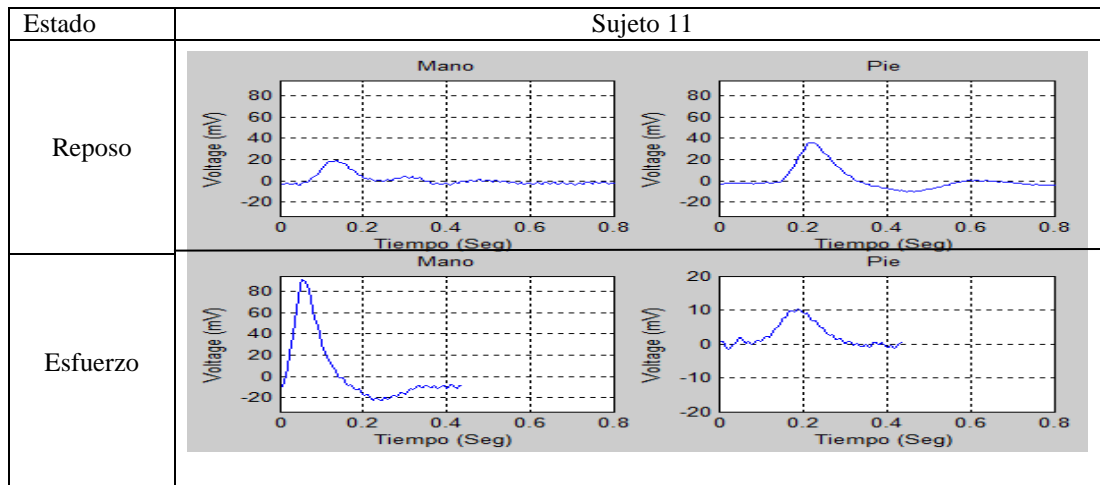
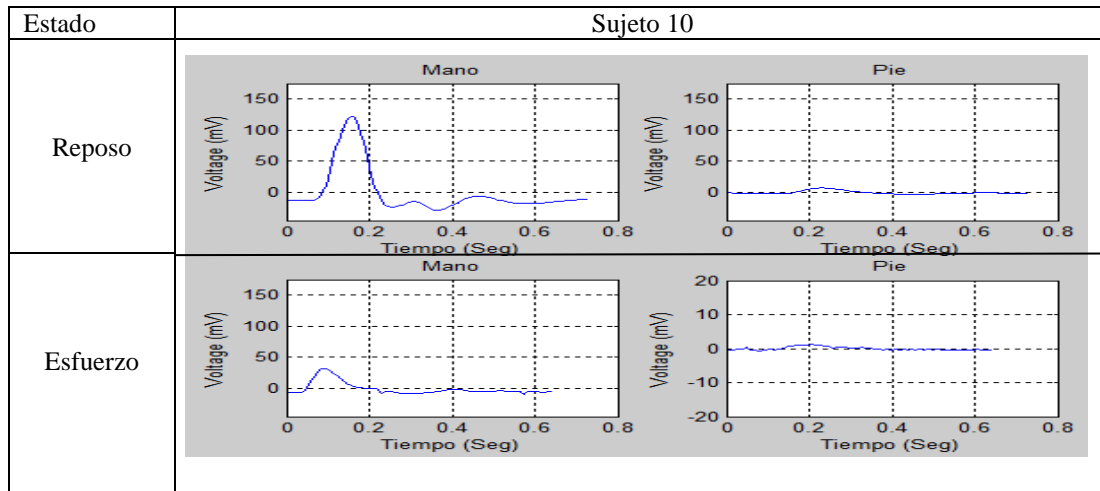
Yee-man, M., Chung-Yan, C., & Zhang, Y.-T. (2009). *An Evaluation of the Cuffless Blood Pressure Estimation Based on Pulse Transit Time Technique: a Half Year Study on Normotensive Subjects*. University of Hong Kong: Biomedical Engineering, Department of Electronics Engineering.

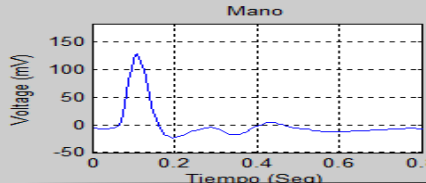
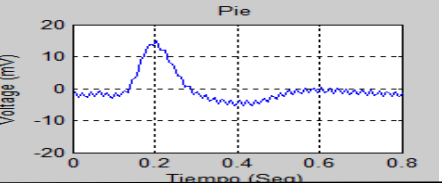
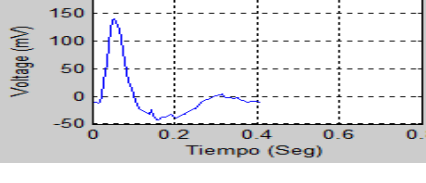
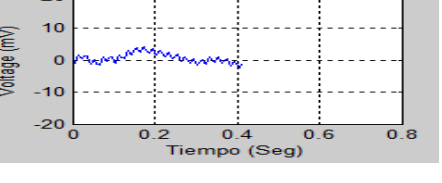
A.1 Anexo 1: Ondas de Pulso de Cada Voluntario Antes y Después de Realizar la Rutina de Ejercicio



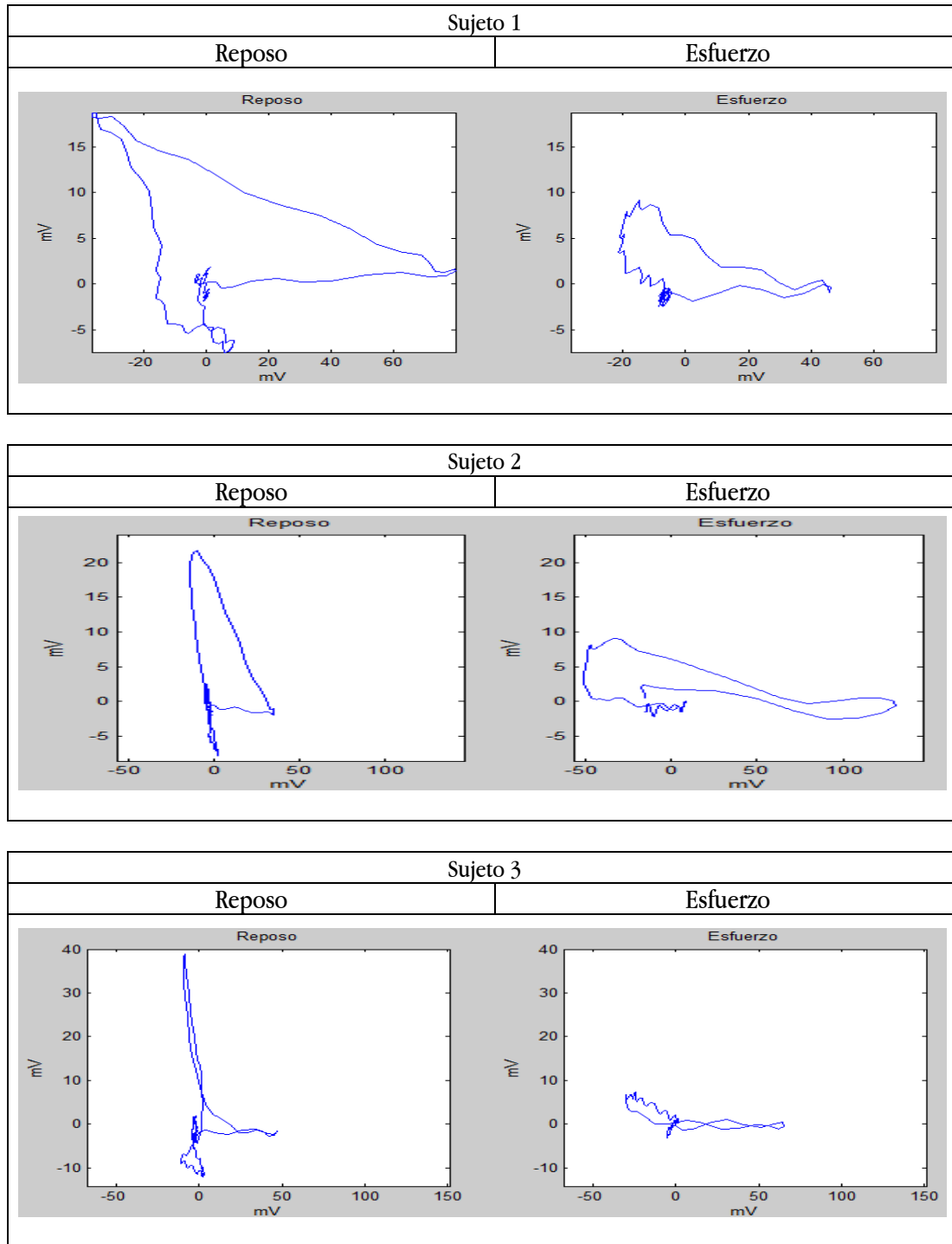


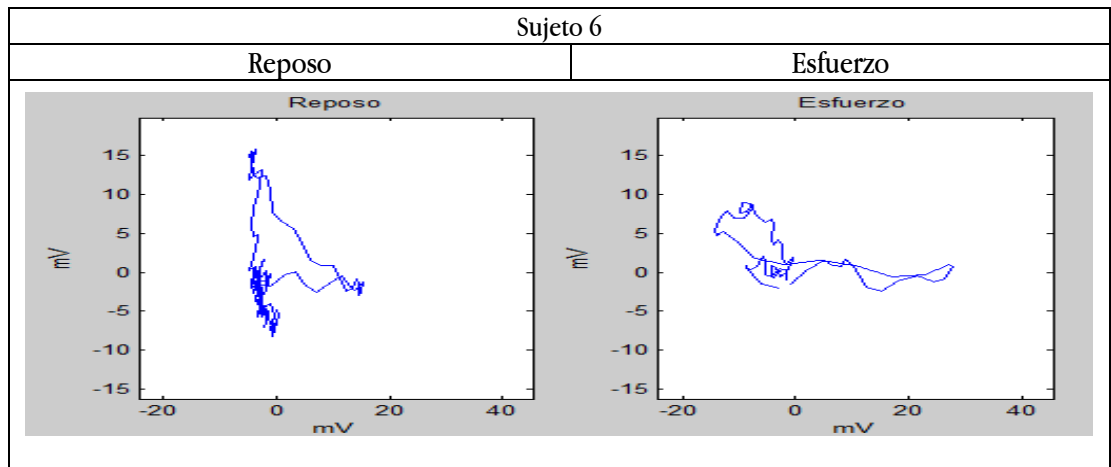
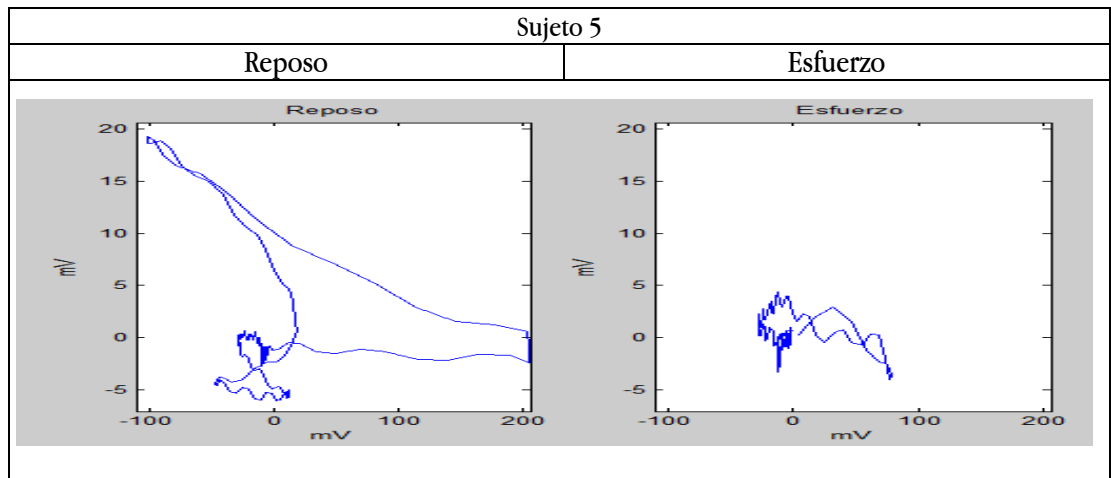
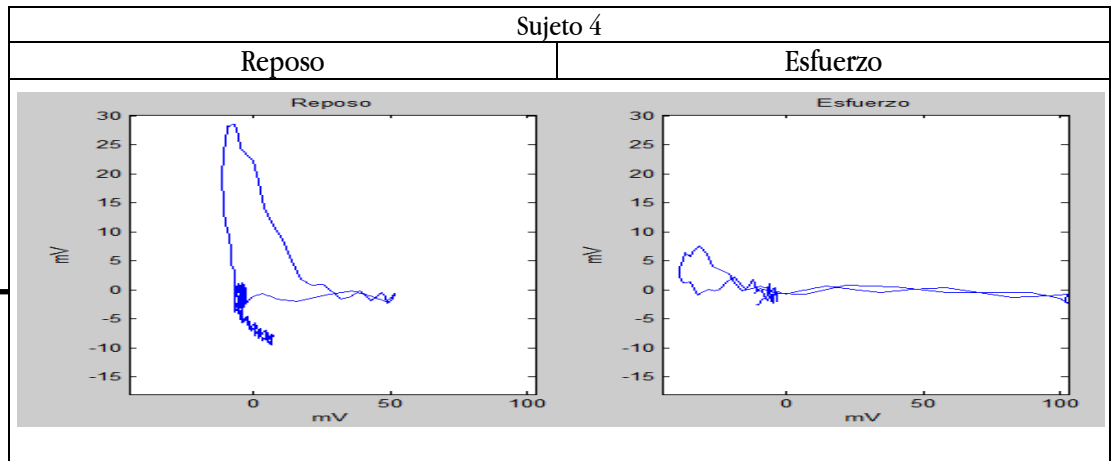


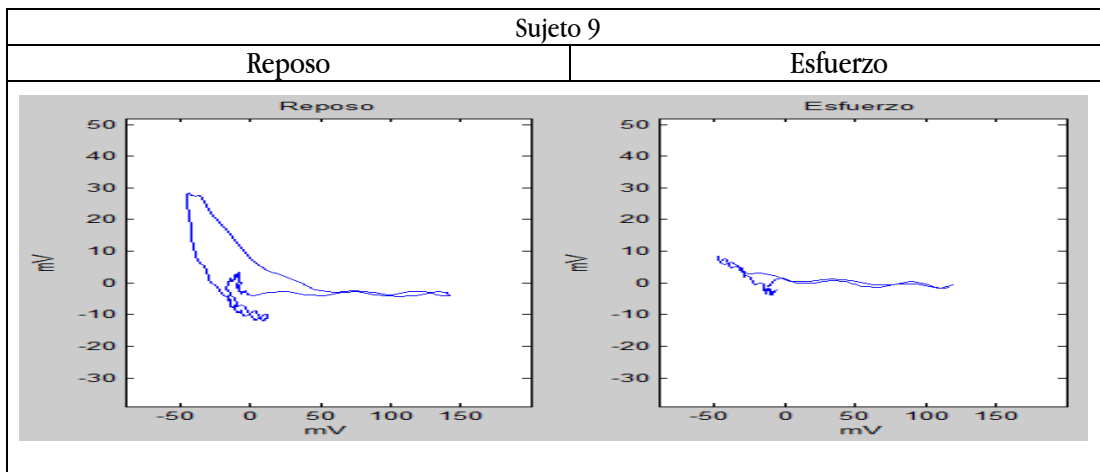
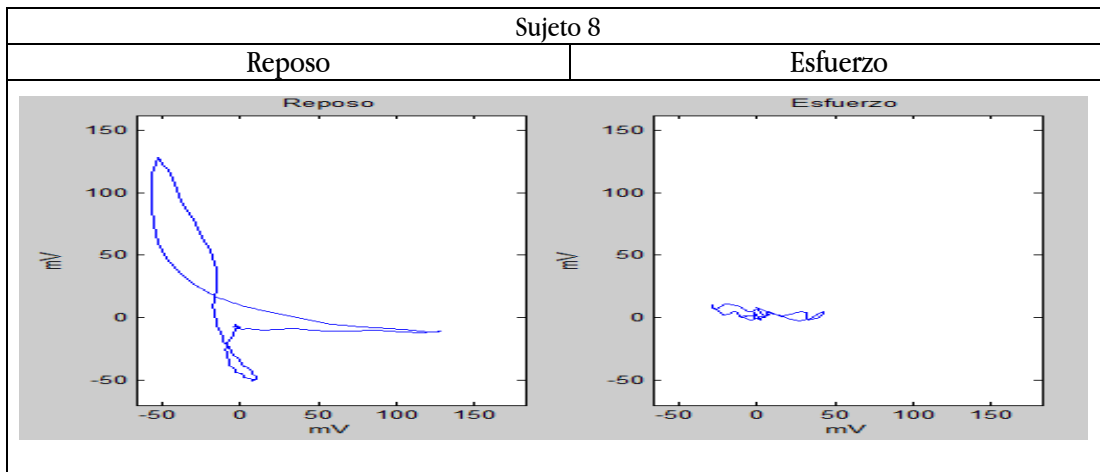
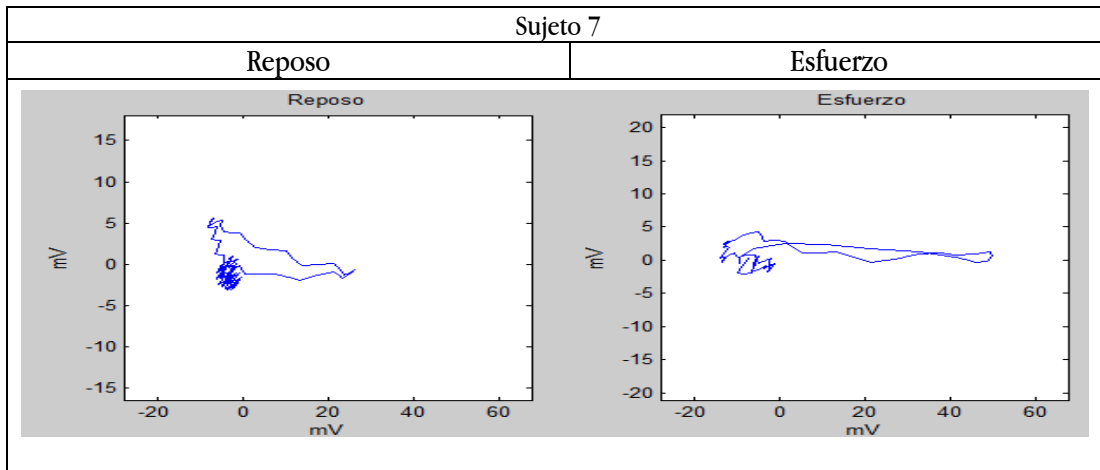


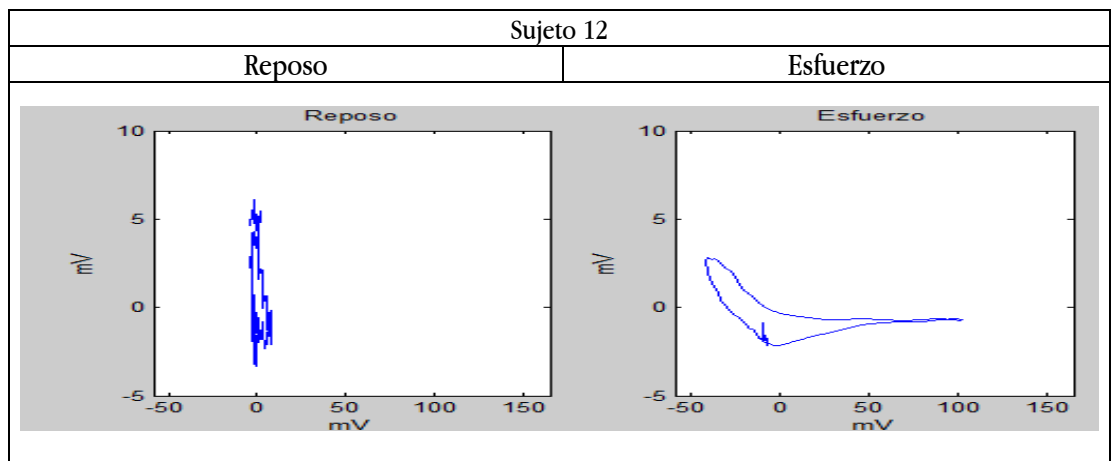
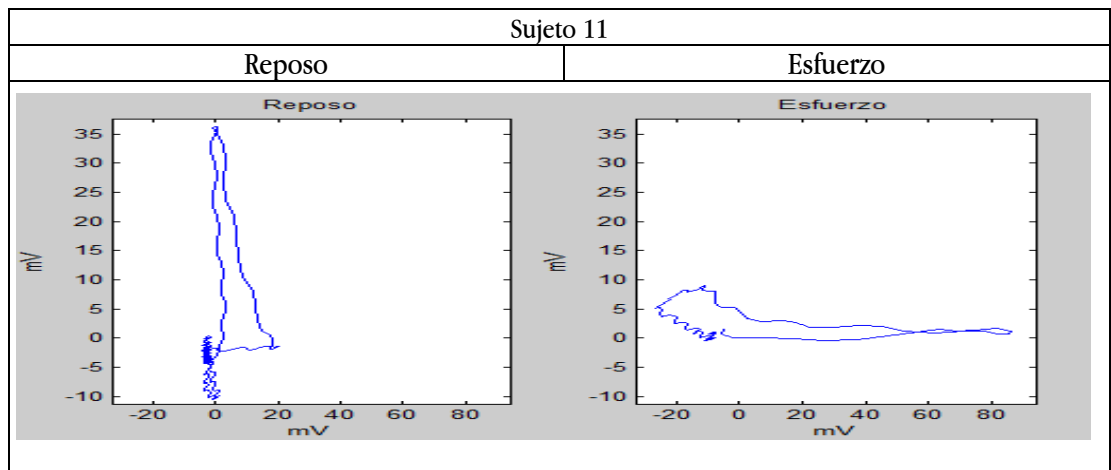
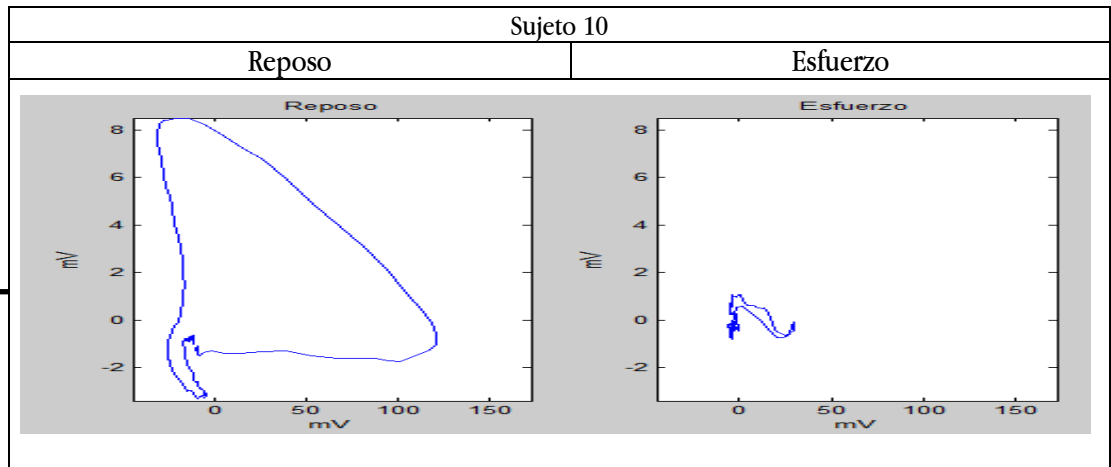
Estado	Sujeto 13	
Reposo	 <p>Mano</p> <p>Voltage (mV)</p> <p>Time (Seg)</p> <p>Detailed description: This plot shows the EMG signal for the hand (Mano) during a rest state. The y-axis represents Voltage in millivolts (mV), ranging from -50 to 150 with major ticks every 50 units. The x-axis represents Time in seconds (Seg), ranging from 0 to 0.8 with major ticks every 0.2 units. The signal shows a sharp initial peak reaching approximately 120 mV at around 0.1 seconds, followed by a rapid decay to near zero by 0.2 seconds, with minor fluctuations thereafter.</p>	 <p>Pie</p> <p>Voltage (mV)</p> <p>Time (Seg)</p> <p>Detailed description: This plot shows the EMG signal for the foot (Pie) during a rest state. The y-axis represents Voltage in millivolts (mV), ranging from -20 to 20 with major ticks every 10 units. The x-axis represents Time in seconds (Seg), ranging from 0 to 0.8 with major ticks every 0.2 units. The signal shows a sharp initial peak reaching approximately 15 mV at around 0.15 seconds, followed by a rapid decay to near zero by 0.25 seconds, with minor fluctuations thereafter.</p>
Esfuerzo	 <p>Mano</p> <p>Voltage (mV)</p> <p>Time (Seg)</p> <p>Detailed description: This plot shows the EMG signal for the hand (Mano) during an effort state. The axes and grid are identical to the rest state plot. The signal shows a sharp initial peak reaching approximately 130 mV at around 0.05 seconds, followed by a rapid decay to near zero by 0.15 seconds, with minor fluctuations thereafter.</p>	 <p>Pie</p> <p>Voltage (mV)</p> <p>Time (Seg)</p> <p>Detailed description: This plot shows the EMG signal for the foot (Pie) during an effort state. The axes and grid are identical to the rest state plot. The signal shows a sharp initial peak reaching approximately 5 mV at around 0.15 seconds, followed by a rapid decay to near zero by 0.25 seconds, with minor fluctuations thereafter.</p>

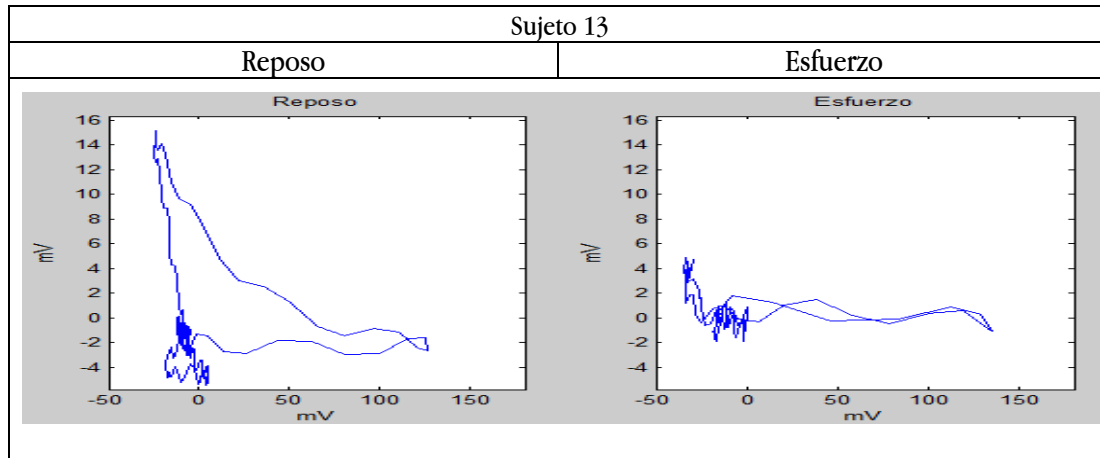
A.2 Anexo 2: Plano de Fase de Cada Voluntario antes y después de realizar la rutina de ejercicio:











A.3 Anexo 3: Documentos Aprobados por el Comité de Ética

A.3.1 Carta de Intención

54

Sra. Jimena Le Roy
Presidenta del Comité de Ética
Facultad de Medicina
Universidad de Valparaíso
Presente

Valparaíso 26 de Septiembre del 2012.

De mi consideración:

El presente tiene por objeto someter a consideración la carta de intención del procedimiento para “estimar episodios de alzas de presión arterial inducidos por ejercicios físicos controlados, en voluntarios sanos para desarrollar un sistema de inteligencia computacional que permita estimar dichos episodios”.

Al respecto señalo:

1. INVESTIGADOR SOLICITANTE: Antonio Glaría Bengoechea, Profesor Titular, Departamento de Ingeniería Biomédica, Universidad de Valparaíso.
2. PATROCINADOR: Departamento de Ingeniería Biomédica, Universidad de Valparaíso.
3. TÍTULO DEL PROTOCOLO: Entrenamiento de algoritmo de Inteligencia Computacional para estimar episodios de alzas de presión arterial inducidos por ejercicios físicos controlados, en voluntarios sanos, analizando el plano de fase de señales de pulso obtenidas de modo no invasivo en dos puntos de la superficie corporal y evaluación del desempeño del algoritmo correspondiente.
4. PROPOSITO: Entrenar y evaluar el desempeño de algoritmo de Inteligencia Computacional que estime episodios de alzas de presión arterial en voluntarios sanos cuando se analiza el plano de fase de señales de pulso obtenidas en dos puntos del cuerpo.
5. PARÁMETRO DE EVALUACIÓN PRINCIPAL (end point): La salida del algoritmo de Inteligencia Computacional asociará bandas de valores de presión arterial sistólica y diastólica con diversos planos de fase. El desempeño del algoritmo se evaluará en una tabla de contingencia donde se establecerán los verdaderos positivos y falsos negativos en la asociación de las bandas de valores de presión arterial con los correspondientes planos de fase de las ondas de pulsos. De esta manera se podrá establecer el desempeño del algoritmo evaluando su exactitud, selectividad, especificidad y sensibilidad durante el proceso de asociar planos de fases con los correspondientes valores de la banda de presión.

6. DISEÑO:

La metodología a ocupar es la siguiente:

PROTOCOLO DE ADQUISICIÓN DE DATOS

La participación del voluntario al llegar a la sala de musculación del Polideportivo de la Universidad de Valparaíso consistirá en dos etapas.

Primera Etapa

- Tomar asiento en la bicicleta ergonómica de la Sala de Musculación
- Medición de la Presión Arterial con el manguito.
- Conexión de Electrodo para la toma de EKG y conexión de Pletismógrafos en los dedos medios de ambas manos.
- Mantener reposo durante un minuto mientras se adquieren los datos.

Segunda Etapa

- Realización de ejercicio sobre la bicicleta ergonómica, alcanzando un trabajo de 50 Watts en un periodo de dos minutos.
- Medición de Presión Arterial mediante el manguito y Nueva Adquisición de Datos por un tiempo de un minuto.
- Fin de la Sesión: Desconexión de electrodos y pletismógrafos.

Este estudio es un Diseño Experimental no probabilístico de tipo Cuantitativo y Comparativo, ya que se pretende comparar los estados de reposo y agitado de la persona en el algoritmo. Las mediciones en cada voluntario se realizarán una vez, por lo que el estudio es Transversal, y además como se trabaja con señales de onda de pulso en un determinado tiempo (10 minutos), se considera Longitudinal, para este tiempo.

7. POBLACIÓN Y NÚMERO DE PARTICIPANTES: Origen de la muestra voluntarios sanos provenientes fundamentalmente de miembros de la comunidad del Departamento de Ingeniería Biomédica de la Universidad de Valparaíso. Número de participantes: 40.

8. DURACIÓN DEL ESTUDIO: Duración del estudio por voluntario: 45 minutos. Duración del estudio completo: agosto 2012 a agosto 2013.

9. CENTROS, INVESTIGADORES Y COLABORADORES: Departamento de Ingeniería Biomédica (DIB) y Departamento de Fisiología de Facultad de Ciencias y Polideportivo, todos ellos de la Universidad de Valparaíso. Las muestras se analizarán en computadores de DIB y de los participantes del proyecto. Nombre y afiliación de los investigadores: Antonio Glaría Bengoechea, profesor Titular DIB, Universidad de Valparaíso, Jacques Demongeot, profesor invitado, programa MEC- CONICYT para el "Fortalecimiento de los postgrados de DIB",

Trabajo de Título 2 –
1° Semestre 2013

Gonzalo Tapia Cabrera, estudiante, en proceso de Titulación de la carrera de Ingeniería Civil Biomédica de la Universidad de Valparaíso.

Sin otro particular, Saluda Atentamente a Usted.

56

Antonio Glaría Bengoechea
Profesor Titular
Departamento Ing. Biomédica
Universidad de Valparaíso

Gonzalo Tapia Cabrera.
Tesisista
Ing. Civil Biomédica
Universidad de Valparaíso

A.3.2 Consentimiento Informado para Participantes de Investigación

Información sobre el Estudio:

La investigación titulada (en resumen) “Entrenamiento y evaluación del desempeño de un algoritmo de Inteligencia Computacional (IC) que estime episodios de alzas de presión arterial en voluntarios sanos”, es un estudio que se está realizando en el Departamento de Ingeniería Biomédica de la Universidad de Valparaíso. La investigación tiene como propósito desarrollar un algoritmo de IC para identificar alzas de presión en sujetos sanos, mediante el análisis del plano de fases de dos señales de pulsos captadas en dos puntos del cuerpo.

El Tiempo de Tránsito de las ondas de Pulso (PTT) cambia según sea el sitio del cuerpo en que se registra esa señal; son ondas no- estacionarias. Estos cambios están determinados por la distancia existente entre un punto del cuerpo y el punto de origen de la onda de pulso. La medición de ondas de pulsos en distintos puntos del cuerpo permite comparar sus tiempos de tránsito por el árbol arterial y analizar el planos de fase generado entre dos de ellas. Al ocurrir alzas de presión en los sujetos las ondas de pulso viajarán a mayor velocidad, acercándose al comportamiento de una onda estacionaria. Por lo anterior se espera que el plano de fases de dos señales de ondas de pulso obtenidos de un sujeto normotenso, en reposo, se modificará cuando realice ejercicios que aumenten la presión arterial. Por lo anterior se plantea la hipótesis que se puede desarrollar un algoritmo de IC que, analizando los diagramas de fases de dos señales de onda de pulso, permita estimar las variaciones de Presion Arterial cuando el sujeto realiza un ejercicio físico controlado que produzca un episodio de alza de presión.

PROTOCOLO DE ADQUISICIÓN DE DATOS

La participación del voluntario al llegar a la sala de musculación del Polideportivo de la Universidad de Valparaíso consistirá en dos etapas.

Primera Etapa

- Tomar asiento en la bicicleta ergonómica de la Sala de Musculación
- Medición de la Presión Arterial con el manguito.
- Conexión de Electrodo para la toma de EKG y conexión de Pletismógrafos en los dedos medios de ambas manos.
- Mantener reposo durante un minuto mientras se adquieren los datos.

Segunda Etapa

- Realización de ejercicio sobre la bicicleta ergonómica, alcanzando un trabajo de 50 Watts en un periodo de dos minutos.
- Medición de Presión Arterial mediante el manguito y Nueva Adquisición de Datos por un tiempo de un minuto.
- Fin de la Sesión: Desconexión de electrodos y pletismógrafos.

Los datos obtenidos mediante estas mediciones serán confidenciales. En lugar del nombre del participante se utilizarán números correlativos. Solo tendrán acceso a los datos los autores de este estudio e investigadores de futuros estudios científicos que no se alejen a los propósitos de esta investigación.

En caso de que el participante presente algún problema que afecte la ejecución de una tarea y que signifique un riesgo para su salud, esto será informado a la asociación involucrada (si el voluntario fue contactado por medio de alguna asociación), a la persona responsable del voluntario o al mismo voluntario. En esta situación, la identidad del participante será revelada solo a las personas mencionadas, ya que la seguridad de los participantes es prioridad. Cabe destacar que los investigadores no son personal de salud, son profesionales del área de la Ingeniería, por lo tanto, no están facultados para asistir clínicamente a los participantes.

Información sobre la Experiencia

La experiencia se realizará en la Sala de Musculación del Polideportivo de la Universidad de Valparaíso (DEFIDER) y su duración será aproximadamente de 45 minutos, distribuidos en las etapas mencionadas anteriormente en el Protocolo de adquisición de datos. La manipulación de los equipos de adquisición de datos será realizada por el Tesista de Ingeniería Civil Biomédica Sr. Gonzalo Tapia Cabrera, quien estará asesorado por el Profesor MSc BME Sr. Antonio Glaría Bengoechea.

En la sesión de adquisición de datos se utilizará un equipo Power-Lab, de medición de señales fisiológicas, perteneciente al Departamento de Fisiología de la Universidad de Valparaíso. Power Lab envía los resultados a un computador personal para el almacenamiento y posterior procesamiento de los datos. Los ejercicios se relajarán en una bicicleta ergonómica del Polideportivo de la Universidad.

Este estudio no contempla beneficios económicos ni gastos para el participante. La participación es voluntaria y el voluntario se podrá retirar del estudio en cualquier momento sin ser obligado/a a dar razones y sin que esto lo(a) perjudique en modo alguno.

Información de Contacto

Ante cualquier pregunta o inquietud sobre la investigación, el voluntario podrá contactar al investigador principal, Profesor MSc BME Sr. Antonio Glaría B, al teléfono (032) 2508402, o al correo antonio.glaria@uv.cl, o en el Departamento de Ingeniería Biomédica de la Universidad de Valparaíso, 4° Piso Avda El Parque n° 627, Playa Ancha.

Firma y Timbre
MSc. BME Antonio Glaría
Investigador Principal
Depto. Ing. Biomédica
Universidad de Valparaíso

Valparaíso, De de 2012

A.3.3 Ficha de Consentimiento Informado para Participante

Yo, _____, RUT _____ declaro conocer que el estudio "Entrenamiento y evaluación del desempeño de un algoritmo de Inteligencia Computacional (IC) que estime episodios de alzas de presión arterial en voluntarios sanos", dirigido por el MSc BME Antonio Glaría B., pretende desarrollar un algoritmo de IC que estime episodios de alza de presión de sujetos sanos, midiendo señales de ondas de pulso.

Declaro haber sido informado(a) por el investigador sobre cómo se desarrollará la experiencia y que esta no presenta riesgo alguno para mi salud. Entiendo que mi participación es voluntaria y que podré retirarme del estudio en cualquier momento sin ser obligado(a) a dar razones y sin que esto me perjudique. También comprendo que mi participación no contempla beneficios económicos ni gastos para mí.

Declaro no haber presentado síntomas que haga sospechar que padezco de Hipertensión Arterial.

Estoy informado de que la experiencia completa durará aproximadamente 45 minutos y que se requiere que participe solo una vez en el estudio. Entiendo que si yo tuviera problemas para realizar las mediciones o que significara un riesgo para mi salud, (me será informado oportunamente) oportunamente lo cual sólo se me comunicará a mí. También sé que los investigadores no son personal de salud, son profesionales de la Ingeniería, por lo tanto, no están facultados para asistirme clínicamente.

En conocimiento, otorgo mi acuerdo para permitir que la información obtenida sea compartida para fines educacionales, de investigación y publicación, resguardando la confidencialidad de mi identidad, ya que el investigador se ha comprometido a utilizar números correlativos en lugar de mi nombre. Accedo a que se obtengan datos de mi sesión por medio de las mediciones de ondas de pulso. Los datos obtenidos podrán ser utilizados en futuras investigaciones que no se alejen de los propósitos de ésta. Además, sé que en caso de que se presente un problema que afecte la ejecución de una tarea y que signifique un riesgo para mi salud, esto me será informado y quedaré eximido de realizar la tarea.

Ante cualquier pregunta o inquietud, sé que podré contactarme con el MSc BME Antonio Glaría B., al teléfono (032) 2508402, o al e-mail: antonio.glaria@uv.cl o en el Departamento de Ingeniería Biomédica de la Universidad de Valparaíso.

Con la firma de este documento declaro haber leído y entendido el documento informativo del estudio y expreso mi conformidad para participar en el.

RUT y FIRMA del Participante