

Sistema de Telemedicina para el Monitoreo de la Frecuencia Cardíaca Empleando Análisis de Componentes Independientes en Videos

Telemedicine System for Monitoring Heart Rate Using Independent Component Analysis in Videos

Karla Portilla, Víctor Santos, María Trujillo y Andrés Rosales

Resumen—El corazón es el órgano encargado de suministrar sangre, oxígeno y nutrientes a través del cuerpo humano, su monitoreo inicial se ve reflejado en el valor de la frecuencia cardíaca, esta medición estima una posible irregularidad dentro del organismo. El control de este signo vital conlleva en la mayoría de casos la ayuda de personal médico o el uso de sensores que necesiten mantener contacto con la piel, estos métodos habituales de monitoreo generan molestias e inconformidad en recién nacidos, adultos mayores o pacientes que sufren de sensibilidad en la piel. Considerando estos inconvenientes se ofrece un sistema no invasivo y sin contacto, basado en el principio de telemedicina, capaz de proporcionar un monitoreo remoto de la frecuencia cardíaca de forma rápida, confiable y económica. Los resultados son comparados con un oxímetro de pulso de una resolución de 1 lpm y precisión de $\pm 2\%$, obteniendo errores bajos y aceptables.

Palabras Clave— análisis componentes independientes, frecuencia cardíaca, sin contacto, seguimiento facial, separación ciega fuentes, telemedicina.

Abstract—Heart is the organ responsible for providing blood, oxygen and nutrients through the human body, their initial monitoring was reflected in heart rate value, this measurement is a possible irregularity within the organism. Control of this vital sign in most cases involves help of medical staff or using sensors that need to maintain contact with the skin, these common monitoring methods generate discomfort and nonconformity in newborns, senior adults or patients suffering from skin sensitivity. According these disadvantages, project offers a non-invasive and non-contact system based on telemedicine principles, which provides a quick, reliable and economical remote heart rate monitor. Results are compared with a pulse oximeter with a resolution of 1 bpm and accuracy of $\pm 2\%$, obtaining low and acceptable errors.

Index Terms— independent component analysis; heart rate; contactless; face tracking; blind source separation; telemedicine.

Los autores pertenecen al Departamento de Automatización y Control Industrial de la Escuela Politécnica Nacional, Ladrón de Guevara, E11-253, Quito, Ecuador. (e-mail: {karla.portilla, victor.santos, maria.trujillo01, andres.rosales@epn.edu.ec})

I. INTRODUCCIÓN

EL flujo continuo de sangre está regido por el sistema cardiovascular, sus insuficiencias estructurales o funcionales, son causantes de altos índices de discapacidad y de morbimortalidad en aproximadamente un tercio de la población mundial [1]. Los signos vitales como: temperatura corporal, frecuencia cardíaca, frecuencia respiratoria y presión arterial [2], proporcionan medidas de las funciones más básicas e importantes del cuerpo humano. Mediante el monitoreo de la frecuencia cardíaca es posible tener una referencia del estado en el que se encuentra el corazón humano. Al existir variaciones fuera del rango normal en reposo, 60 a 100 latidos por minuto [3], esta medición se convierte en un indicador de alteraciones dentro del organismo.

El monitoreo de la frecuencia cardíaca se basa en detectar pulsaciones rítmicas en la arteria explorada [2], para lo cual existen diversos métodos como la medición manual cuyo principal inconveniente se presenta al confundir la frecuencia cardíaca del examinador con la del paciente o aumentar el tiempo de adquisición si el paciente presenta irregularidades cardíacas [4]. Por otro lado, se encuentra el monitoreo digital de forma directa con instrumentos como: relojes con pulsómetro o monitores con o sin banda sobre el pecho; también es posible obtener información de forma indirecta a partir de instrumentos que valoran otros signos vitales tales como: medidores de presión arterial o de saturación de oxígeno en la sangre [3]. Los métodos digitales presentan la característica de usar elementos que mantienen contacto con la piel para adquirir los datos, causando incomodidad para quien los usa, considerando a personas que posean alguna enfermedad, particularmente en la piel.

Actualmente los métodos no invasivos se ven limitados a aplicaciones teóricas que no son comerciales por su alto costo y complejidad como el caso de los sensores térmicos, ópticos o que usen radares de efecto Doppler [5] [6] [7]. La técnica presentada trata de contrarrestar los inconvenientes de los

métodos citados con anterioridad, manteniendo la característica de ser no invasivo, eliminando completamente el contacto con la piel.

Como se aprecia en la Fig. 1 el sistema propuesto para el monitoreo de la frecuencia cardiaca se forma a partir de una cámara de video, un procesador de placa reducida, un computador central y un software computacional.



Fig. 1. Esquema del sistema propuesto.

El sistema implementado, conserva la fiabilidad de los datos obtenidos a la par que genera comodidad en la persona, al incorporar, como se indica en la sección II, algoritmos que adquieran un archivo de video, utilizando un computador de placa reducida y una cámara de video; en la sección III se explica el proceso para la detección de una sección de piel; con una región de interés delimitada se procede a obtener la frecuencia cardiaca mediante un procesamiento digital, basado en cuatro principios: obtención de señales RGB, filtrado, análisis de componentes independientes y transformada rápida de Fourier, como se indica en la sección IV. Los resultados alcanzados con el sistema son analizados y contrastados con técnicas convencionales en la sección V; finalmente se presentan las conclusiones obtenidas en la sección VI.

II. ADQUISICIÓN DE DATOS

Uno de los elementos que conforman el dispositivo para la adquisición de datos es un computador de placa reducida Raspberry Pi 3 Modelo B, que mantiene un equilibrio entre robustez y versatilidad sumado a mejorar la relación costo-beneficio, en comparación a otro tipo de tarjetas embebidas, al no necesitar software propietario y su capacidad de realizar multiprocesamiento. Este dispositivo cuenta también con: una cámara de video web Microsoft LifeCam 1425 con la capacidad de obtener video en alta definición conservando el enfoque y una pantalla LCD TFT táctil de 3.5 pulgadas.

El sistema propuesto presenta una opción para el monitoreo remoto de la frecuencia cardiaca, por lo que es necesario comunicar el dispositivo de adquisición de datos, mediante tecnologías de la información y comunicación, con el computador central donde se realizará el procesamiento de la imagen, así como un almacenamiento digital de las mediciones realizadas.

Para mantener la eficiencia del sistema es necesario reducir la carga computacional en las etapas de obtención y envío del archivo de video, por esta razón, la resolución de la cámara de video es manipulada en tiempo real utilizando software no propietario para visión por computador (OpenCV 3.2.0) [8], dentro de una interfaz de programación (Python) donde se desarrollaron algoritmos que permitan definir parámetros

importantes como la resolución en la captura de video, la relación o tasa de imágenes adquiridas por cada segundo (fps) o el tipo de codificación del archivo de video para reducir su tamaño en el almacenamiento garantizando su nitidez [9].

Dentro del dispositivo de adquisición de datos se cuenta con una interfaz donde es necesario ingresar el código de registro del usuario a monitorear, para iniciar el envío de información hacia el computador central, el cual se realiza de forma inalámbrica utilizando el módulo BCM43438 incorporado en la Raspberry Pi [10] [11]. El proceso de envío de información se basa en el Protocolo de Control de Transmisión (TCP) utilizando puertos de enlace predeterminadas sobre una arquitectura para el diseño de software tipo cliente-servidor, evitando el procesamiento excesivo en protocolos basados en el modelo OSI al utilizar un protocolo sencillo de solicitud-respuesta, por otra parte se elimina la dependencia del medio físico cableado al vincular a cada uno de los dispositivos mediante direcciones IP y números de puerto (sockets) para identificar a un programa dentro del dispositivo de adquisición de datos y el computador central.

III. DETECCIÓN Y SEGUIMIENTO DE UNA SECCIÓN DE PIEL

Para la detección y seguimiento de una sección de piel, se requiere determinar aquella que sea accesible como el rostro o las manos y adicionalmente posea características específicas útiles para efectuar un correcto seguimiento, considerando estos requerimientos se seleccionó al rostro como la región de interés.

Con el objetivo de obtener la ubicación de la región de interés, como se muestra en la Fig. 2a, es necesario aplicar el algoritmo propuesto por Paul Viola y Michel Jones [12], el cual establece un método eficiente para la detección inicial de rostros, aplicando elementos básicos basados en el contraste de intensidades luminosas entre zonas rectangulares adyacentes [13]. Este algoritmo presenta un porcentaje de detección muy alto, generando falsos positivos muy bajos, trabaja en tiempo real en al menos dos frames por segundo [14].

La función de Matlab *vision.CascadeObjectDetector* permite la detección de rostros, empleando una arquitectura en cascada, la cual permite construir clasificadores a partir del principio de Viola-Jones, los cuales poseen un porcentaje de detección efectiva del 100% [15].

A. Rastreador de rasgos faciales KLT

Variaciones de iluminación al identificar el rostro humano pueden crear confusión con objetos, este problema se elimina al aplicar el algoritmo de Kanade-Lucas-Tomasi (KLT), este método realiza de forma conjunta la selección de particularidades, como se observa en la Fig. 2b, así como el seguimiento de estas características de una imagen hacia otra correctamente. Es importante establecer restricciones de brillo y movimientos dentro de la imagen [16].

El proceso de detección y seguimiento de rostro necesita ser aplicado sobre una imagen en escala de grises, de la cual se obtendrá características específicas dentro del rostro, utilizando el método de valor propio mínimo [14], esta acción

es posible realizarla con la función *detectMinEigenFeatures* de Matlab. La ubicación de estos puntos puede variar entre cada uno de los frames presentes en el video, debido a cambios de iluminación o ciertos movimientos articulados, por lo que su adquisición debe ser continua, esto se puede realizar mediante la función *vision.PointTracker* [17].

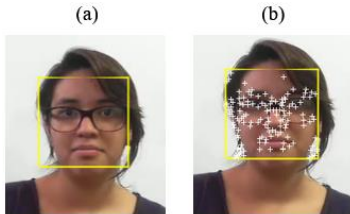


Fig. 2. (a) Detección de rostro aplicando el método de Viola-Jones. (b) Selección de particularidades del rostro mediante el algoritmo KLT.

IV. OBTENCIÓN DE LA FRECUENCIA CARDIACA

El valor de la frecuencia cardiaca (f_c) tiene relación directa con los pequeños cambios de color presentes en la piel, estos son generados por la diferencia de volumen sanguíneo ante variaciones de presión sistólica y diastólica dentro del tejido circundante, conocido como ciclo cardiaco con un periodo aproximado de $1/f_c$, gracias al resultado de estas pequeñas alteraciones es posible estimar el porcentaje de coloración en RGB que tendrá una sección de piel. Este valor tiende a cambiar debido a condiciones ambientales o por actividades físicas que realiza la persona [4].

A. Filtrado y normalizado

Con la finalidad de facilitar el tratamiento de las señales, estas se deben representar en el modelo de color RGB debido a que el ojo humano posee la capacidad de distinguir claramente los colores: rojo, verde y azul; además de la facilidad que estos colores presentan, según sus intensidades de luz relativas, para conseguir distintos colores, incluyendo el color negro y blanco. Dentro del procesamiento de imágenes el modelo RGB es útil cuando se establece un mapa de colores específico e individual para cada canal, como se indica en la Fig.3, evitando que sus ejes varíen entre sí.

Estas señales obtenidas dentro de la región de interés pueden contener ruido externo que puede provocar una medición errónea, por lo que deben ser filtradas y normalizadas. El filtro de mediana elimina la mayor cantidad de ruido dentro de una imagen, en especial el de tipo impulso producido por el parpadeo de los ojos, eliminando efectos extraños, su principal ventaja es su desarrollo en el dominio espacial por lo que su aplicación se reduce significativamente, con la desventaja de introducir pequeños errores debido al redondeo [20] [21].

De forma general se puede representar un filtro de mediana de n elementos como indica (1), donde se define la posición relativa de la mediana como x . Todos los patrones de tipo puntual o lineal fuera de este rango de dimensiones en píxeles serán eliminados del frame.

$$x = (n + 1) / 2 \quad (1)$$

Para terminar esta etapa los valores atípicos deben ser omitidos, para asegurar la medición final. Se debe entonces aplicar a cada uno de los píxeles dentro del frame, un filtro de normalización, como se presenta en la Fig. 4.

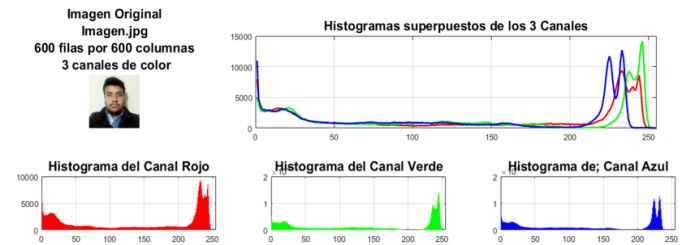


Fig. 3. Obtención de señales RGB y sus histogramas independientes.

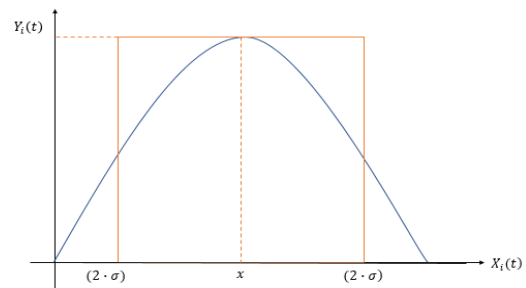


Fig. 4. Normalización aplicada a las señales RGB obtenidas.

Donde $Y_i(t)$ representa el vector de salida con los datos normalizados, $X_i(t)$ el vector de datos de entrada filtrados y σ la desviación estándar calculada en cada uno de los canales RGB, la cual establece el grado de variabilidad del conjunto de datos.

B. Análisis de Componentes Independientes

Establecer el valor de la frecuencia cardiaca conlleva a realizar un análisis de la separación ciega de fuentes, las cuales se basan en la estimación un grupo de señales fuente sin conocer su naturaleza, a partir de un conjunto de mediciones. Particularmente consiste en separar los componentes adyacentes principales de una mezcla de varias señales superpuestas [22]. Dentro del conjunto, las mediciones se encuentran combinadas entre sí, dado que se transmiten en un medio compartido, tal como se aprecia en la Fig. 5.

De forma análoga el diagrama de la Fig. 5 puede ser representado como se indica en (5).

$$S = AF + R \quad (5)$$

Donde S representa el vector de muestras de las señales obtenidas, A la matriz de combinaciones con dimensiones $P \times Q$, F el vector de muestras de las señales fuente y R el vector de ruido asociado con componentes estadísticamente independientes de las fuentes [23].

Esta dificultad es posible reducirla al aplicar una diagonalización aproximada articular de las matrices propias (JADE), mediante este algoritmo es factible diagonalizar la matriz con los autovalores de las señales combinadas, basado en el cálculo estadístico de alto orden [24] [25]. De esta forma

se encuentra una matriz B de dimensiones $Q \times P$, de forma que, al leer las muestras de las señales obtenidas, se facilite la extracción de señales de salida Y , similares a las fuentes originales, como se muestra en la Fig. 6.

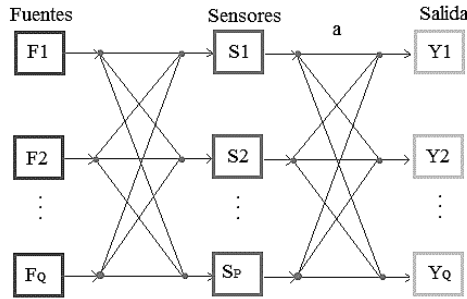


Fig. 5. Representación gráfica de separación ciega de fuentes [18].

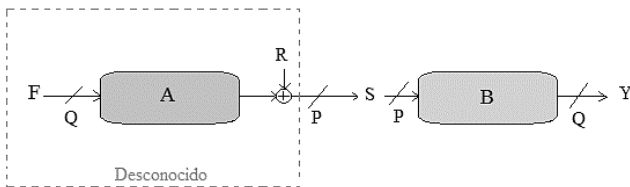


Fig. 6. Diagrama de bloques de separación ciega de fuentes.

Estimando los coeficientes de la matriz de combinaciones A y las fuentes F a partir de las muestras obtenidas S como el resultado de una combinación lineal de las fuentes; considerando ciertas fases para su correcto funcionamiento tales como: un proceso de blanqueamiento de la señal, estimación de sus matrices acumulativas, identificación de una matriz de rotación y finalmente la separación ciega de fuentes [23].

C. Extracción de la frecuencia cardiaca

Las señales resultantes de JADE se encuentran en el dominio del tiempo por lo que es necesario establecerlas en el dominio frecuencial, esto facilitará el análisis computacional y su interpretación para lograr un estimado de la frecuencia cardiaca, este procedimiento se realiza al aplicar la transformada de Fourier [26].

Para realizar la transformada de Fourier se pueden aplicar tanto la transformada discreta (DFT) como la transformada rápida (FFT), obteniendo resultados muy similares, con la diferencia que en Matlab no es posible realizar la DFT por lo que es necesario incluir una función propia para su desarrollo.

La principal diferencia entre estos dos métodos radica en su tiempo de procesamiento, para el caso de los archivos analizados se cuenta con tres canales de colores cada uno con un 1302 datos, al aplicar la DFT el tiempo de procesamiento superó los 4 segundos mientras que al aplicar la FFT el procesamiento se redujo a 0.0007 segundos, debido a la simplificación de operaciones complejas, al aplicar propiedades como simetría y periodicidad, además de realizar un proceso de enventanado rectangular que secciona la señal continua, como se indica en la Fig. 7.

El valor estimado de la frecuencia cardiaca en latidos por

minuto (lpm) está asociado con el pico máximo presente en el espectro de frecuencias obtenido en los canales RGB, para un rango determinado (50 a 200 lpm).

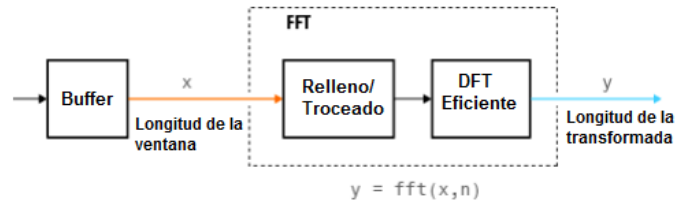


Fig. 7. Diagrama para el cálculo de la transformada rápida de Fourier [28].

V. RESULTADOS

Para obtener el valor de la frecuencia cardiaca se utilizaron archivos de video obtenidos desde el procesador de placa reducida, empleando una cámara de video con una resolución de 640x480 pixeles (480p) y una duración de 10 segundos. El procesamiento de este archivo fue realizado en un computador central mediante Matlab, en el cual se desarrolló un sistema de visualización y almacenamiento de datos.

En una primera etapa se realizó un análisis tomando en cuenta el tiempo de operación, presentado en la Tabla 1, utilizado en técnicas convencionales como medición manual, oxímetro de pulso y tensiómetro digital en comparación con el monitor de frecuencia cardiaca no invasivo implementado, donde se puede observar que en relación a técnicas convencionales como medición manual y tensiómetro digital el tiempo de operación ha sido reducido evitando largos periodos que pueden causar molestias en el paciente.

Las mediciones de frecuencia cardiaca fueron realizadas en un grupo de 39 personas aleatorias, con diversas tonalidades de piel, en un rango de edad de 21 a 30 años, dentro de una habitación iluminada con luz artificial, por cada participante se realizó una única toma de video. La Tabla 2. indica los resultados obtenidos utilizando el sistema propuesto y técnicas convencionales antes mencionadas. Del mismo modo se incluye el cálculo del error absoluto tomando como referencia la medición obtenida con el oxímetro de pulso, considerando que este dispositivo presenta una resolución de 1 lpm y precisión de $\pm 2\%$ [27].

Los resultados posteriores a las fases de detección y seguimiento de rostro, extracción de señales RGB, filtrado y normalizado, son sometidos al análisis de las componentes independientes (ICA), este proceso ofrece información útil para la medición.

TABLA I
PERIODOS APROXIMADOS DE PROCESAMIENTO

Instrumento de medición	Tiempo (segundos)
Medición manual	40
Oxímetro de pulso	8
Tensiómetro digital	28
Monitor no invasivo	24

TABLA II
MEDICIONES Y ERRORES AL OBTENER LA FRECUENCIA CARDIACA

Personas	Medición manual*	Oxímetro de pulso*	Tensiómetro digital*	Monitor no invasivo*	Error **
1	64	60	52	61	1.6
2	88	90	87	92	2.2
3	64	63	71	61	3.2
4	72	70	69	67	4.3
5	76	70	71	73	4.3
6	70	71	72	67	5.6
7	68	71	70	67	5.6
8	58	52	53	55	5.7
9	76	86	83	80	6.9

*La unidad de medición para la frecuencia cardiaca son los latidos por minuto (lpm).

**El error obtenido se expresa en unidades de porcentaje.

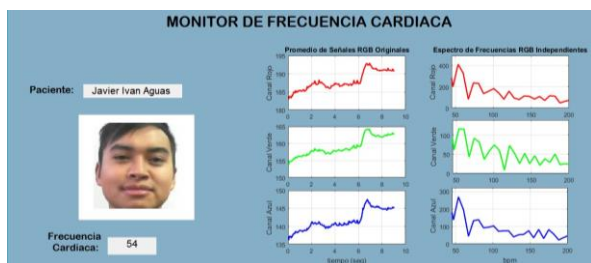


Fig. 8. Pantalla de visualización de la frecuencia obtenida.

A continuación, es necesario analizar el espectro de frecuencias en cada una de las señales RGB que contienen los cambios temporales, determinando el promedio de los valores máximos en los tres canales para obtener el valor de la frecuencia cardiaca de la persona, como se indica en la Fig. 8.

El personal médico tiene acceso a información de cada uno de los usuarios que se encuentren ingresados en el sistema, al introducir el código de registro, es posible visualizar datos personales y el historial mediciones obtenidas, como se muestra en la Fig. 9.

Se pueden presentar variaciones en los resultados obtenidos con el sistema propuesto si se incluyen participantes con edades superiores a 65 años, neonatos o niños hasta 3 años, en los que la frecuencia cardiaca en reposo será inferior a 60 lpm o superior a 100 lpm respectivamente [3].

Considerando las mediciones obtenidas a 9 personas aleatorias, se determinó un intervalo de confianza del 95%, este resultado permite corroborar la efectividad del proyecto, dado que el rango obtenido, como se presenta en la Fig. 10, se encuentra dentro de los límites normales de la frecuencia cardiaca.

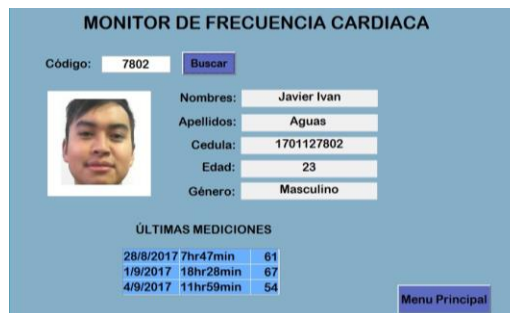


Fig. 9. Pantalla de visualización de historial de mediciones.

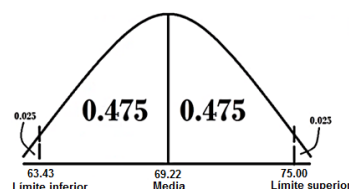


Fig. 10. Intervalo de confianza del 95%

VI. CONCLUSIONES

El sistema propuesto es una alternativa innovadora que facilita el monitoreo remoto de la frecuencia cardiaca sin contacto con la piel, además ofrece mayor confort en varios pacientes que presentan enfermedades dérmicas, dado que no es necesaria la intervención de una persona externa para esta medición.

Contrastando los resultados obtenidos con el presente proyecto frente a varios métodos convencionales, se puede considerar que el monitor de frecuencia cardiaca es una solución ágil, económica y viable, tomando en cuenta los bajos errores obtenidos en la sección V.

El monitor de frecuencia cardiaca presentado ofrece un servicio de telemedicina económico que proporciona transmisión de datos bajo una misma red, efectivizando los periodos de procesamiento en comparación con sistemas habituales que mantienen contacto con la piel.

Este trabajo constituye la base para proyectos futuros en donde será factible incrementar la cantidad de personas en las que se realice esta medición, a su vez poder agruparlas por edades, etnias y condición médica de manera que se garantice la fiabilidad del mismo y una posible inserción en el mercado.

La técnica propuesta puede ser empleada como referencia inicial en la obtención de otros parámetros fisiológicos importantes, tales como la frecuencia respiratoria y la saturación de oxígeno en la sangre.

REFERENCIAS

- [1] B. Herreros, F. Bandrés, "Prevención primaria de la arteriosclerosis en la hipertensión arterial.," en *Prevención primaria de la arteriosclerosis*, 1ra ed., Madrid, España, ADEMAS, 2009, pp. 123-125.
- [2] J. Daza, "Evaluación clínico-funcional del sistema cardiovascular," en *Evaluación clínico-funcional del movimiento corporal humano*, 1ra ed., Bogotá, Colombia, Panamericana, 2007, pp. 48-69.
- [3] A. Aguayo, A. Lagos. (2012, Junio). Guía clínica de control de signos vitales. [En Línea]. Disponible en: <http://academico.upv.cl/doctos/KINE-4068/%7B328B1B37-2C2A-4747>

- 8B38-169806A27753%7D/2012/S1/GUIA%20TECNICA%20DE%20CONTROL%20DE%20SIGNOS%20VITALES%20KINE.pdf
- [4] H. Jinich, A. Lifshitz, J. García, M. Ramiro, "Signos Vitales," en *Síntomas y signos cardinales de las enfermedades*, 6ta ed., México D.F., México, El Manual Moderno, 2013, pp. 339-360.
 - [5] R. Janssen *et al.*, "Video-based respiration monitoring with automatic region of interest detection", *Physiological measurement*, vol. 37, no. 1, pp. 100-114, 2015.
 - [6] X. García *et al.*, "Estimating cardiac output. Utility in the clinical practice. Available invasive and non-invasive monitoring", *Medicina Intensiva*, vol. 35, no. 9, pp. 552-561, 2011.
 - [7] C. Bustamante, W. Jara, M. Yapur, "Diseño y construcción de un contador de ritmo cardiaco, basado en un principio óptico", *Revista Tecnológica ESPOL*, vol. 15, no. 1, pp. 72-78, 2002.
 - [8] W. Abaya, J. Basa, M. Sy, A. Abada y E. Dadios, "Low cost smart security camera with night vision capability using Raspberry Pi and OpenCV", *Humanoid, Nanotechnology, Information Technology Communication and Control, Environment and Management (HNICEM)*, 2014 Conferencia Internacional en, Palawan, 2014, pp. 1-4.
 - [9] A. Kaehler, G. Bradski, "Image Processing," en *Learning OpenCV 3*, 1ra ed., Boston, O'Reilly, 2016, pp. 109-129.
 - [10] A. Pajankar, "Working with Images, Webcams and GUI," en *Raspberry Pi computer vision programming*, 1ra ed., Birmingham, Reino Unido, Packt Publishing, 2015, pp. 30-36.
 - [11] X. Qu, J. Xu Yu y R. Brent, "A mobile TCP socket", Australian National University, Tech Rep. TR-CS-97-08, Abr. 1997.
 - [12] P. Viola y M. Jones, "Rapid object detection using a boosted cascade of simple features", *Proc. IEEE Computer Vision and Pattern Recognition*, 2001.
 - [13] E. Parra, "Aceleración del algoritmo de Viola-Jones mediante rejillas de procesamiento masivamente paralelo en el plano focal", Tesis Ingeniería, Dep. de Electrónica y Electromagnetismo, Univ. Sevilla, Sevilla, 2015.
 - [14] Mathworks. (2017, Septiembre). Detect corners using minimum eigenvalue algorithm and return corner Points object, [En Línea]. Disponible en: <https://www.mathworks.com/help/vision/ref/detectminei-features.html>
 - [15] G. Mur, "Inferencia de la respuesta afectiva de los espectadores de un vídeo", Tesis Ingeniería, Dept. Sistemas Audiovisuales, Univ. Carlos III de Madrid, Madrid, 2015.
 - [16] F. Bourel, C. Chibelushi y A. Low, "Robust facial feature tracking", *Proc. 11th British Machine Vision Conf.*, vol. 1, pp. 232-241, 2000.
 - [17] Mathworks. (2017, Agosto). Track points in video using Kanade-Lucas-Tomasi (KLT) algorithm, [En Línea]. Disponible en: <https://www.mathworks.com/help/vision/ref/vision.pointtracker-system-object.html>
 - [18] W. Verkruijse, L. Svaasand y J. Nelson, "Remote plethysmographic imaging using ambient light", *Opt. Express*, vol. 16, pp. 21434-21445, 2008.
 - [19] H. Rahman, M. Ahmed y S. Begum, "Non-contact heart rate monitoring using Lab Color Space", *Proc. 13th International Conference on Wearable, Micro & Nano Technologies for Personalized Health (pHealth2016)*, pp. 43-56, 2016.
 - [20] J. Chávez, "," en *Tratamiento digital de imágenes multispectrales*, 2da ed., México D.F., México, UNAM, México, 2010, pp. 273-326.
 - [21] B. Aldalur y M. Santamaría, "Realce de imágenes: filtrado espacial", *Revista de teledetección*, vol. 17, pp. 31-42, 2002.
 - [22] J. Cardoso, "Blind signal separation: statistical principles", *Proc. IEEE*, vol. 9, no. 10, pp. 2009-2025, 1998.
 - [23] J. Cardoso y A. Soloumiac, "Blind beamforming for non-Gaussian signals", *IEEE Proceedings*, pt. F, vol. 140, pp. 362-370, 1993.
 - [24] J. Miettinen, K. Nordhausen y S. Taskinen, "Blind source separation based on joint diagonalization in R: the packages JADE and BSSasymp", *Journal of Statistical Software*, vol 76, 2017, [En Línea]. Disponible en : <https://www.jstatsoft.org/index.php/jss/article/view/v076i02/v76i02.pdf>
 - [25] A. Ziehe, "Blind source separation based on joint diagonalization of matrices with applications in biomedical signal processing", Disertación Ph.D., Dept. Mat., Postdam Univ., Berlín, 2005.

- [26] L. De la Fraga. (2001, Mayo). La transformada discreta de Fourier y la transformada rápida de Fourier, [En Línea]. Disponible en: http://www.angelfire.com/falcon/shadow_rsv/t_senales/tdf.pdf
- [27] Equipamiento Médico Integral Peru. (2017, Septiembre). Manual Oxímetro MD300C21C, [En Línea]. Disponible en: http://labmedical.com.pe/index.php?controller=attachment&id_attachment=12
- [28] Mathworks. (2017). Fast Fourier transform, [En Línea]. Disponible en: www.mathworks.com/help/matlab/ref/fft.html#buuuyt-6l.



Karla Portilla nació el 1 de septiembre 1993 en Quito, Ecuador. Estudió en la escuela San Francisco de Quito y colegio Manuela Cañizares, bachillerato general único. Estudia en la universidad "Escuela Politécnica Nacional", la carrera de Ingeniería en Electrónica y Control y es miembro de Club de Robótica. Actualmente se encuentra realizando su proyecto de titulación.



actualmente se encuentra desarrollando su proyecto de titulación.

Víctor Santos nació en Quito-Ecuador el 9 de octubre de 1991 en Quito, Ecuador. Realizó sus estudios secundarios en la Unidad Educativa Julio María Matovelle, donde obtuvo el bachillerato especialidad Físico Matemático. Estudia en la Escuela Politécnica Nacional la carrera de Ingeniería en Electrónica y Control, donde



actualmente se encuentra desarrollando su proyecto de titulación.

María Trujillo nació en Riobamba-Ecuador el 15 de febrero de 1990. Realizó sus estudios secundarios en el Colegio Santa Mariana de Jesús de su ciudad natal. Se graduó en la Escuela Politécnica Nacional como Ingeniera en Electrónica y Control en 2014. Obtuvo su título de Magíster en Ingeniería Biomédica en julio del 2016 en la Universidad Politécnica de Madrid. Durante sus estudios de maestría colaboro en el Centro de Tecnología Biomédica de la universidad en el área de bio instrumentación y nanotecnología. Actualmente desempeña el cargo de docente en el Departamento de Automatización y Control Industrial de la Escuela Politécnica Nacional.



Asesor del Vicerrector de Investigación y Proyección Social de la EPN. Es el Coordinador de Investigación de la Red Ecuatoriana de Universidades y Escuelas Politécnicas para Investigación y Posgrados – REDU. Ocupa el cargo de Profesor Principal del Departamento de Automatización y Control Industrial de la EPN.

Andrés Rosales Ingeniero en Electrónica y Control (Escuela Politécnica Nacional – EPN, Ecuador, 2001), y Doctor en Ingeniería en Sistemas de Control (Universidad Nacional de San Juan – UNSJ, Argentina, 2009). Investigador invitado (Universidad de Hannover, Alemania, 2007-2008). Actualmente, es