

Diseño e implementación de un sistema no invasivo para el monitoreo de frecuencia cardiaca mediante detección automática de una sección de piel.

Karla Portilla, Víctor Santos, María Trujillo, Andrés Rosales, Escuela Politécnica Nacional (EPN), Quito – Ecuador

Resumen— Los sistemas no invasivos brindan al usuario facilidades significativas en cuanto a su uso y más aún cuando la variable a medir es frecuente, representa un parámetro primario para el monitoreo del estado de salud y es aplicable a personas de diferentes edades; reduciendo así las limitaciones y molestias causadas por los equipos de medición existentes. Dentro de las variables cuantificables presentes en el cuerpo humano, se encuentran los signos vitales, los mismos que dan una perspectiva primaria al examinador del estado actual del paciente, en el caso particular de la frecuencia cardiaca, la cual se define como el número contracciones del corazón dentro de un minuto, la importancia de su constante monitoreo radica en su relación directa con el sistema cardiovascular.

El sistema implementado consiste en una técnica de telemedicina sin contacto, la cual adquiere una imagen mediante un sistema remoto conformado por un computador de placa reducida y una cámara de video, para su posterior procesamiento en un sistema local, usando como base los cambios temporales en la coloración de una sección de piel, previamente delimitada; para finalmente permitir la visualización de la frecuencia cardiaca estimada así como su debido almacenamiento generando un historial de mediciones, de forma rápida y económica en comparación con técnicas convencionales de monitoreo.

Palabras Clave—frecuencia cardiaca, no invasivo, segmentación, separación ciega de fuentes, telemedicina.

I. INTRODUCCIÓN

EL sistema cardiovascular es el encargado de proporcionar un flujo continuo de sangre dentro del cuerpo humano, la presencia ya sea en su funcionamiento o estructura de insuficiencias, constituye uno de los principales causantes de altos índices de discapacidad e incluso mortalidad en aproximadamente un tercio de la población a nivel mundial [1].

Actualmente la información básica acerca del estado de varios de los sistemas que conforman la anatomía de una persona, se adquieren mediante los signos vitales como: presión arterial, temperatura corporal, frecuencia respiratoria y frecuencia cardiaca [2]. Siendo esta última la encargada de proporcionar una evaluación primaria acerca del estado en el que se encuentra el corazón humano, contabilizando los latidos

Los autores pertenecen al Departamento de Automatización y Control Industrial de la Escuela Politécnica Nacional, Ladrón de Guevara, E11-253,

percibidos en un minuto (lpm), como consecuencia de la reacción del ventrículo izquierdo del corazón a la expansión y contracción de las arterias [3]. Tanto el aumento o disminución de este signo vital fuera del rango normal en reposo, 60 a 100 lpm [4], junto con la medición de otros signos vitales, constituye un indicador de irregularidades dentro del organismo como: arritmias, fibrilación auricular o eventos cerebro vasculares, que pueden ser prevenidos al controlar regularmente este signo vital.

Es posible determinar mediante métodos manuales la frecuencia cardiaca, identificando inicialmente zonas donde exista la presencia de una arteria superficial, como se muestra en la Fig. 1, y esta pueda ser comprimida en el hueso utilizando los dedos: índice, medio y anular; cabe recalcar que no se utiliza el dedo pulgar debido a que este posee sus propias pulsaciones, lo que podría confundir la medición del paciente con la frecuencia cardiaca del examinador [5].

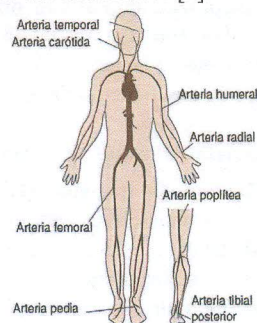


Fig. 1. Zonas anatómicas para la medición de la frecuencia cardiaca.

Por otro lado, se ha desarrollado instrumentos que monitorean la frecuencia cardiaca digitalmente, de forma directa (pulsómetros) o indirecta (tensiómetros u oxímetros de pulso), estos instrumentos presentan una característica en común, al emplear elementos primarios (sensores) que necesariamente deben mantener directo contacto con la piel para adquirir la medición.

Mediante estudios realizados se determinó que existen varios parámetros que pueden llegar a alterar la medición de la

Quito, Ecuador. (e-mail: {karla.portilla, victor.santos, maria.trujillo01, andres.rosales}@epn.edu.ec)

frecuencia cardiaca, tales como: edad, género, consumo de medicamentos y en especial el estado emocional de la persona [6], debido a que la actividad cardiaca se encuentra estrechamente relacionada al sistema nervioso, el mismo que puede estimularse debido a emociones causadas al utilizar instrumentos digitales que mantienen contacto con la piel como: miedo ansiedad, dolor entre otros.

Si bien se ha tratado de eliminar las molestias causadas por este tipo de instrumentos, actualmente existen pocos métodos no invasivos sin contacto con la piel eficaces para el monitoreo de la frecuencia cardiaca, como por ejemplo monitores basados en: cámaras de video de longitud de onda variable y sensores térmicos [7], elementos de medición primaria basados en efecto Doppler bajo el principio de la ecocardiografía [8] o monitores relacionados con sensores ópticos [9], que principalmente debido al factor económico para su producción no logran ser insertados al mercado.

Con el fin de mejorar los métodos convencionales anteriormente mencionados para el monitoreo de frecuencia cardiaca en personas, como se detalla en la sección II se desarrolló un sistema de telemedicina no invasivo, que elimina el riesgo de contacto con la piel en su totalidad, mediante el uso de técnicas prácticas y de bajo costo, orientado a generar mayor comodidad en el usuario sin perder la fiabilidad de los datos obtenidos incorporando algoritmos que permiten la detección y monitoreo de la frecuencia cardiaca, como se muestra en la sección III.

Posteriormente en la sección IV se presenta, entre otros resultados, la comparación entre el sistema desarrollado y técnicas convencionales para la medición de la frecuencia cardiaca como son: tensiómetro digital con una precisión de $\pm 5\%$ y oxímetro de pulso con una resolución de 1 lpm y precisión de $\pm 2\%$, finalmente en la sección V se evidencian las conclusiones obtenidas a la culminación de este trabajo.

II. ARQUITECTURA DEL SISTEMA

La Organización Mundial de la Salud (OMS), define la telemedicina como: "el suministro de servicios de atención sanitaria, en cuanto la distancia constituye un factor crítico, por profesionales que apelan a las tecnologías de la información y de la comunicación con objeto de intercambiar datos para hacer diagnósticos, preconizar tratamientos y prevenir enfermedades y heridas, así como para la formación permanente de los profesionales de atención de salud y en actividades de investigación y de evaluación, con el fin de mejorar la salud de las personas y de las comunidades en que viven" [10].

Partiendo de esto se propone un sistema conformado por cuatro etapas principales, que serán procesadas ya sea en un dispositivo remoto o local: adquisición de datos, envío de información, procesamiento del archivo de video y visualización de resultados.

La Fig. 2 representa de manera esquemática la ubicación de cada uno de los elementos que conforman el sistema implementado, sus componentes o periféricos principales, así como pantallas de visualización secundarias.

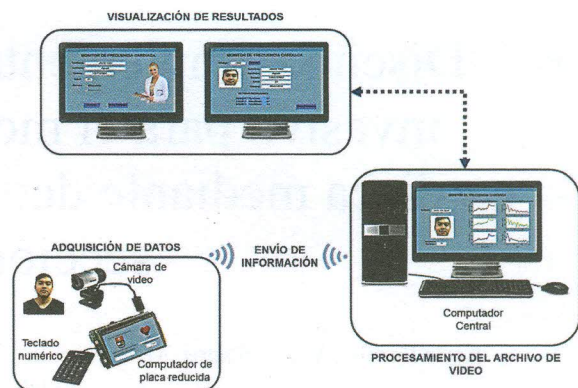


Fig. 2. Diagrama esquemático del monitor de frecuencia cardiaca.

A. Dispositivo Remoto

El dispositivo de adquisición de datos está conformado por un computador de placa reducida de bajo costo (SBC, por sus siglas en inglés), para este caso una Raspberry Pi 3 modelo B, que mantiene un equilibrio entre robustez y versatilidad, característica necesaria para aplicaciones en las cuales se requiere un sistema complejo de procesamiento computacional.

Además, se añaden varios periféricos que son necesarios para la obtención de señales y visualización: una cámara de video web cuya única característica sea poseer la capacidad de obtener imágenes con una resolución mínima de 640x480 píxeles (480p) y una velocidad de captura de 30 fotogramas por segundo (fps, por sus siglas en inglés), así como un teclado numérico USB y una pantalla LCD TFT táctil de 3.5 pulgadas.

Cabe notar que en la actualidad la resolución antes mencionada, en la mayoría de los casos, es una característica básica en las cámaras web, pudiendo alcanzar resoluciones inclusive de alta definición, por ello es necesario mantener la eficiencia del sistema utilizando software dedicado para aplicaciones de visión por computador o visión artificial (OpenCV) diseñada para mantener un consumo reducido de recursos computacionales con un enfoque para aplicaciones en tiempo real y multiprocesamiento [11], con la cual se manipula a conveniencia la velocidad de captura y resolución de la cámara de video dentro de una interfaz de programación (Python). Del mismo modo es necesario tomar en cuenta la capacidad de almacenamiento de la SBC, por lo que otro parámetro a manipular es el tipo de codificación del archivo de video obtenido, con lo que se reduce el tamaño de almacenamiento garantizando su nitidez para la transmisión de datos y posterior lectura [12].

B. Dispositivo Local

El dispositivo para el procesamiento del archivo de video consta de un computador central, donde se realizará el análisis de los datos obtenidos desde el dispositivo local. La comunicación entre ellos se realiza mediante una arquitectura de red de tipo cliente-servidor, el cual evita procesamientos excesivos al estructurar una arquitectura con procesos cooperativos que ofrezcan servicios a usuarios utilizando un protocolo sencillo de solicitud-respuesta [13]. Otra de las ventajas al implementar este tipo de arquitecturas es evitar la

dependencia de un medio físico para su conexión al utilizar el módulo BCM43438 incorporado en la SBC sobre el protocolo de control de transmisión y direcciones IP (TCP/IP, por sus siglas en inglés) y puertos de enlace (sockets) que identifican y localizan el dispositivo de origen y destino, ejecutando cada uno de los algoritmos con un puerto de comunicación propio e independiente [14]. Finalmente, los algoritmos que se detallan en la sección III son completamente ejecutados dentro de un software de procesamiento matemático (MATLAB).

III. MÉTODOS

Se utilizó una población de 90 participantes, las cuales fueron seleccionadas de forma completamente aleatoria, en un rango de edad variable de 18 a 30 años, con varias tonalidades de piel; de las cuales el 87% de personas fueron hombres y el 13% restante mujeres. Tomando en cuenta las siguientes consideraciones del sistema para la adquisición de cada archivo de video en primer lugar, es necesario que el rostro de la persona se encuentre ubicado a una distancia aproximada de 70 cm con relación al dispositivo local, además el usuario debe permanecer 10 segundos observando directamente la cámara, tal como se aprecia en la Fig. 3, esto facilita la detección y seguimiento de la zona de interés. La captura del archivo de video debe ser en un ambiente interior e iluminado con luz artificial, es importante considerar que las variaciones de luminosidad provocan alteración en la medición, por lo que la luz natural no es recomendada. Finalmente, la parte posterior de la persona debe presentar colores claros.

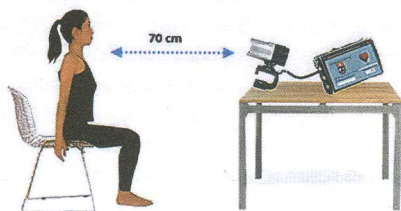


Fig. 3. Ubicación del usuario y el sistema para la adquisición del video.

Mediante el cambio temporal del color de la piel, producido por las variaciones de presión sanguínea sistólica y diastólica, es posible determinar la frecuencia cardíaca (f_c) de la persona; bajo el principio de que la sangre absorbe la luz más que el tejido circundante, con un periodo aproximado de $1/f_c$, las variaciones en el volumen sanguíneo afectarán la reflectancia de la luz, como resultado a estas pequeñas alteraciones es posible estimar el porcentaje de coloración en RGB que tendrá una sección de piel [15].

Una vez que el archivo de video adquirido se encuentre disponible para ser procesado en el dispositivo remoto, se desarrollaran algoritmos útiles para la identificación de la región de interés (ROI, por sus siglas en inglés), su posterior análisis y finalmente la cuantificación de la frecuencia cardíaca, dichos algoritmos se detallan en los apartados siguientes.

A. Detección automática de una sección de piel

La identificación de piel en una zona accesible como el rostro evita que el usuario sufra una alteración de su estado emocional

como producto de la colocación de un instrumento de medida convencional, que normalmente son colocados en sus extremidades. Para obtener la ubicación del rostro (ROI) dentro de un fotograma estableciendo un método eficiente para la detección inicial de rostros, se emplea el principio propuesto por Paul Viola y Michel Jones [16], como se muestra en la Fig. 4a, aplicando elementos básicos basados en el contraste de intensidades luminosas en zonas rectangulares adyacentes (clasificadores Haar-like) [17]; presentando falsos positivos muy bajos con un porcentaje de detección muy alto trabajando en al menos 2 fps y tiempo real [18]. Si bien el algoritmo de Viola-Jones posee gran efectividad este se realiza únicamente dentro de un fotograma, por lo que se necesita realizar un seguimiento de la ROI dentro del archivo de video, para esto se procede a comparar dos técnicas: algoritmo Kanade-Lucas-Tomasi (KLT) y algoritmo continuamente adaptativo de la media (CAMShift).

El algoritmo KLT establece la extracción de características en una imagen, como se indica en la Fig. 4b, considerando que es una buena característica si esta puede ser rastreada de una imagen hacia otra correctamente [19]. Este método realiza tanto la selección de características antropométricas, considerando los criterios establecidos por Tomasi-Shi, así como el seguimiento en forma conjunta, tomando en cuenta las restricciones de brillo y pequeños movimientos de la imagen. Este seguimiento presenta mejor rendimiento si se cumple ciertas consideraciones como: las condiciones de adquisición e iluminación son parecidas, entre dos cuadros consecutivos [20] [21].

Por otro lado, el algoritmo CAMShift está destinado principalmente a realizar un seguimiento eficiente tanto de la cabeza como del rostro en una interfaz de usuario. Se basa en una adaptación del algoritmo cambio de la media que, dada una imagen de densidad de probabilidad, encuentra la media de la distribución iterando en la dirección del aumento máximo de la densidad de probabilidad [22]. Este método establece la distribución de probabilidad del color cuando la secuencia de fotogramas varía en el tiempo, además de mantener una ubicación adecuada de la ventana de búsqueda. Este método recibe el archivo de video para su posterior análisis y entrega coordenadas xy, las mismas que delimitan la sección a ser procesada [23]. Una vez detectado el rostro se procede a identificar las características que favorecerán en el seguimiento de este, en este caso se estableció como característica de rastreo el tono de piel extraído del matiz de un fotograma, presentado en la Fig. 4c, y a partir del mapa de color RGB se convierte a un mapa de color HSV [24].

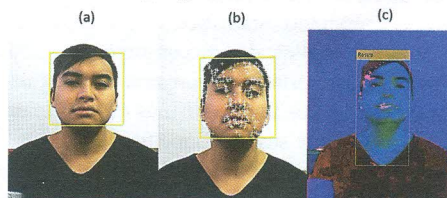


Fig. 4. (a) Detección de rostro aplicando el método de Viola-Jones. (b) Selección de particularidades del rostro mediante el algoritmo KLT. (c) Identificación de tonos mediante el algoritmo CAMShift.

B. Obtención de señales RGB, filtrado y normalizado

Para iniciar el proceso de tratamiento de señales es necesario obtener un registro específico e individual de cada uno de los canales de color primarios, visibles para el ojo humano: rojo, verde y azul (RGB) evitando así que sus ejes varíen entre sí, debido a la diferencia en sus intensidades, tal es el caso de los histogramas de color que se muestran en la Fig. 5.

Por otra parte, pese a que en el proceso anterior se delimita la ROI, esta puede contener ruido externo o efectos extraños, como el producido por el parpadeo propio de los ojos, que matemáticamente se puede representar como un ruido de tipo impulso; es necesario entonces aplicar un filtrado en el dominio de la imagen para segmentar la imagen y así suprimir o atenuar estas características que no son de interés principal en la investigación, en este caso específicamente un filtro de mediana que reduciendo el tiempo de ejecución dentro de un algoritmo recursivo en comparación aun filtrado en el dominio de la frecuencia [25] [26].

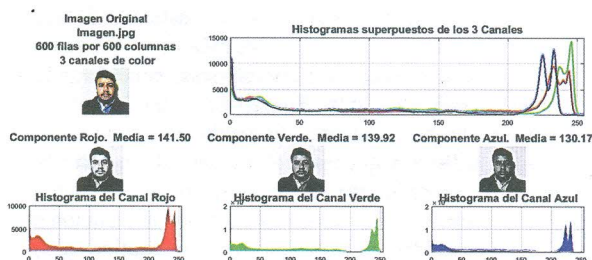


Fig. 5. Obtención de señales RGB y sus respectivos histogramas de color.

Finalmente, en esta etapa es importante considerar también el grado de variabilidad del conjunto de datos tomando en cuenta su desviación estándar, es decir, cuan alejados se encuentran los valores tomados de su valor medio; normalizándolos como se indica en (1).

$$Y_i(t) = \begin{cases} x - (2 \cdot \sigma); & X_i(t) < x - (2 \cdot \sigma) \\ X_i(t); & x - (2 \cdot \sigma) < X_i(t) < x + (2 \cdot \sigma) \\ x + (2 \cdot \sigma); & X_i(t) > x + (2 \cdot \sigma) \end{cases} \quad (1)$$

Donde: $Y_i(t)$ es el vector de salida con los datos normalizados, $X_i(t)$ el vector de datos de entrada filtrados, x la posición relativa de la mediana y σ representa la desviación estándar calculada en cada uno de los canales RGB.

C. Análisis de componentes independientes

El análisis de componentes independientes (ICA, por sus siglas en inglés), es un método estadístico y computacional que permite hallar factores ocultos de un conjunto de variables, mediciones o señales aleatorias, proporciona la facilidad de encontrar una representación lineal, lo más estadísticamente independiente de cada una de sus componentes [27].

En este caso la adquisición de datos se realiza desde una sola cámara de video (sensor) con el fin de estimar la frecuencia cardíaca, cuya señal es transmitida a través de un mismo medio, como se especifica en la Fig. 6; considerándolo como un problema de separación ciega de fuentes (BSS, por sus siglas

en inglés), un caso específico de ICA, en esencia consiste en estimar un grupo de señales fuente, sin conocer su naturaleza, a partir de una mezcla de señales superpuestas realizadas por un conjunto de sensores separando los componentes adyacentes principales [28].

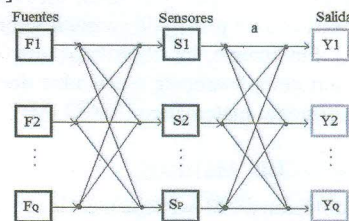


Fig. 6. Representación gráfica BSS [29].

De forma análoga este sistema puede ser representado como se indica en (2). 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 [29] [30].

$$S = AF + R \quad (2)$$

Reduciendo al problema se a solucionar la BSS, mediante una diagonalización aproximada articular de las matrices propias (JADE, por sus siglas en inglés) permitiendo diagonalizar la matriz con los autovalores de las señales combinadas, basado en el cálculo estadístico de alto orden [31] [32], encontrando una matriz B de dimensiones $P \times Q$, de forma que, al leer las muestras de las señales obtenidas, facilite extraer señales de salida Y similares a las fuentes originales, como se detalla en la Fig. 7, 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.

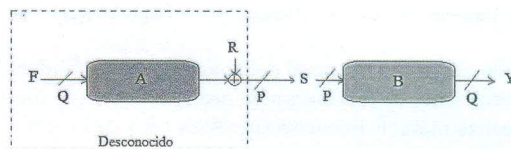


Fig. 7. Diagrama de bloques JADE [31].

El proceso de JADE se puede resumir en dos etapas principales, como se indica en la Fig. 8. Dentro de la etapa de inicialización o preblanqueo, se proceden a realizar cálculos menores necesarios para continuar con la separación de fuentes independientes, como un requerimiento indispensable se necesita tener como mínimo un elemento sensor para cada una de las fuentes medidas.

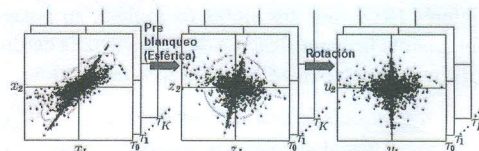


Fig. 8. Etapas de diagonalización dentro del método de decorrelación en el uso de señales temporales [32].

Posterior a esto se realiza un proceso conocido como blanqueamiento de la señal, el cual consiste en obtener una base de valores propios para la matriz de covarianza, que indica el grado de variación conjunta de dos variables con respecto a sus valores medios determinando así la dependencia entre ambas; como se define en (3), donde W es la matriz de pre blanqueo o esférica y B es una matriz unitaria conocida como matriz de mezcla blanqueada, específicamente su matriz de covarianza es una matriz identidad.

$$B = W \times A \quad (3)$$

El blanqueo no resuelve el problema de BSS, debido a que la decorrelación es una condición necesaria pero no suficiente para la independencia de las señales, es decir el blanqueo resuelve la mitad de este problema debido a que se reduce el número de parámetros a analizar. Para forzar esta independencia se requiere recurrir a métodos estadísticos de orden superior, con el objetivo de obtener estas matrices de destino se emplean los cumulantes o acumuladores S . Las matrices acumulativas permiten resumir el conjunto de datos en un conjunto más pequeño de estadísticas calculadas, para finalmente estimar una matriz de separación. Como beneficio, los cumulantes o acumuladores se computan solo una vez a través del conjunto de datos.

En la etapa final cada una de las rotaciones del plano es una rotación aplicada a un par de coordenadas, es decir, en un plano bidimensional. Si G es un vector de dimensiones $n \times 1$, la rotación del plano (i, j) en un ángulo θ_{ij} cambia las coordenadas i y j de acuerdo con (4), mientras las otras coordenadas permanecen sin cambios.

$$\begin{bmatrix} G_i \\ G_j \end{bmatrix} \leftarrow \begin{bmatrix} \cos(\theta_{ij}) & \sin(\theta_{ij}) \\ -\sin(\theta_{ij}) & \cos(\theta_{ij}) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} G_i \\ G_j \end{bmatrix} \quad (4)$$

Una vez se obtenga la matriz unitaria B , las fuentes Y pueden ser estimadas usando (5). Estas etapas forman parte de un algoritmo recursivo utilizando técnicas de Jacobi, la cual es una técnica iterativa de optimización sobre un conjunto de matrices ortonormales, donde la transformada ortonormal se obtiene como una secuencia de rotaciones planas.

$$Y = B^T \times W \times S \quad (5)$$

D. Obtención de la frecuencia cardiaca

JADE soluciona el problema de BSS, sin embargo, este método es aplicado para de correlacionar señales temporales para conocer las características y comportamientos frecuenciales, es decir observar el potencial existente en cada componente del dominio de la frecuencia es necesario aplicar la transformada rápida de Fourier en tiempo discreto, delimitada en (7) introduciendo también el concepto de factor de giro (twiddle factor), como se indica en (6), que define a un número complejo de magnitud unitaria y fase $-2\pi nk/N$, donde N representa el número de muestras en la señal $x(n)$ y kn es la variable de frecuencia discreta [33] [34].

$$W_N^{kn} = e^{-j\frac{2\pi kn}{N}} \quad (6)$$

$$X(k) = \sum_{n=0}^{N-1} x(n)W_N^{kn} \quad kn = 0,1,2, \dots, N-1 \quad (7)$$

De este modo es posible analizar el espectro de frecuencias obtenido para cada uno de los canales RGB y así estimar la frecuencia cardiaca aproximada en base al promedio de los valores mayores de los 3 canales, dentro de un rango determinado de 50 a 200 lpm.

IV. RESULTADOS

Inicialmente se presentan los resultados generados en la etapa de detección y seguimiento del rostro, comparando tanto el método KLT, como el método CAMShift; este análisis se llevó a cabo empleando una muestra de 20 videos capturados en diferentes ambientes, con luz natural y artificial. Dichas pruebas arrojaron un 90% de efectividad para el método KLT, mientras el método CAMShift obtuvo únicamente un 30% de aciertos al momento de identificar y seguir una ROI.

Los principales errores que se manifiestan al emplear el método CAMShift se producen debido a la adición de zonas con similar tonalidad que la ROI, por ejemplo, la presencia de otra persona en el video, como se evidencia en la Fig. 9a donde se puede notar que la delimitación de la ROI es errónea al añadir una zona ajena al rostro e inclusive delimitar la ROI sin contener el rostro de la persona, en comparación a el método KLT, que se muestra en la Fig. 9b, que pese a dicha presencia extraña mantiene una correcta delimitación de la ROI.



Fig. 9. (a) Detección y seguimiento de la ROI utilizando CAMShift con influencias externas.
(b) Detección y seguimiento de la ROI utilizando KLT con influencias externas.

De una forma similar al realizar movimientos laterales en el rostro, el método CAMShift adiciona una región propia de la persona que no pertenece a su rostro, como es el caso de la Fig. 10a; mientras que, como se observa en la Fig. 10b, la ROI se conserva sin alteraciones al aplicar el método KLT.



Fig. 10. (a) Detección y seguimiento de la ROI utilizando CAMShift con rotaciones leves sin influencias externas.
(b) Detección y seguimiento de la ROI utilizando KLT con rotaciones leves sin influencias externas.

Es importante notar que los resultados, que se presentan a continuación, obtenidos al estimar la frecuencia cardiaca se basan en la aplicación del método KLT para la etapa de detección y seguimiento de la ROI. Por otra parte, el sistema al detectar automáticamente la existencia de un nuevo archivo de video procede a realizar el tratamiento de señales detallado anteriormente y permite visualizar sus resultados como se indica en la Fig. 11. El sistema también posibilita verificar un historial de mediciones de cada uno de los usuarios previamente registrados, tal como se muestra en la Fig. 12.

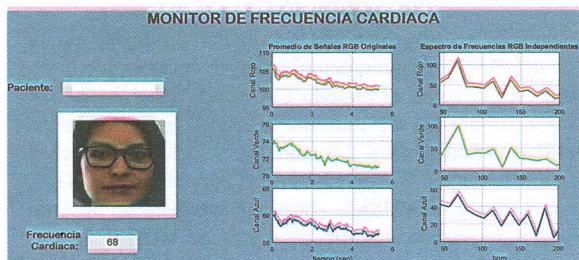


Fig. 11. Estimación de la frecuencia cardiaca en el dispositivo local.

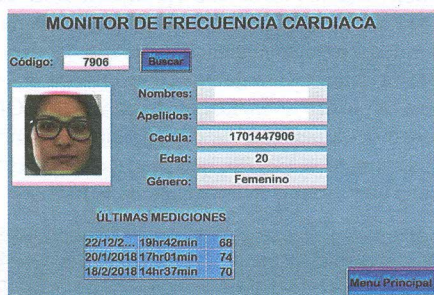


Fig. 12. Visualización del historial de mediciones.

Para realizar un análisis acerca del funcionamiento del sistema propuesto, se comparó su desempeño con dos instrumentos de medición digital comúnmente utilizados para monitorear la frecuencia cardiaca: un oxímetro de pulso MD300C21C y un tensiómetro digital Panasonic EW-BU04 con una precisión de $\pm 2\%$ y $\pm 5\%$, respectivamente. En inicio se comparó el tiempo de ejecución en el procesamiento de datos del sistema implementado con los dispositivos comerciales y el método de medición manual, estos datos se presentan en la Fig. 13, donde se puede notar que el tiempo necesario para obtener la frecuencia cardiaca se reducen en 14% y 40% en comparación a dos de los tres métodos utilizados.

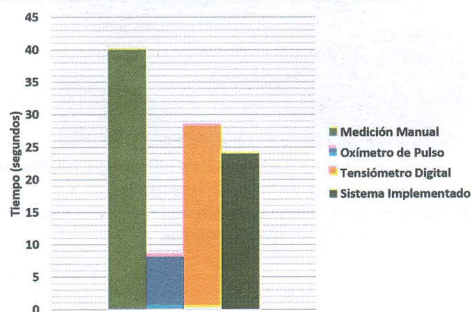


Fig. 13. Comparación del tiempo empleado por el sistema implementado y métodos de medición convencionales.

Si bien los dispositivos empleados en la validación de resultados, como se mencionó anteriormente, ofrecen un margen de precisión alta; en el proceso de obtención de mediciones se observó que, en ciertos casos, presentan una variabilidad de aproximadamente 36% entre ellos debido a la variación propia de la frecuencia cardiaca frente a factores ambientales como internos (estados de ánimo, emociones, entre otras) de la persona, por lo que la validación de resultados se realizará tomando como valores aceptables aquellos que tengan un máximo de 20% de variabilidad con relación al dispositivo convencional ya que estas se encuentran dentro del rango de valores de frecuencia cardiaca posibles.

Bajo esta premisa se comparó las mediciones obtenidas, como se indica en la Fig. 14, determinando así una efectividad de aproximadamente 70% resaltando además que este signo vital varía constantemente dependiendo de varios factores, entre ellos el estado anímico en el que se encuentra cada participante, es decir se vuelve complejo encontrar un instrumento patrón para la calibración de este sistema.

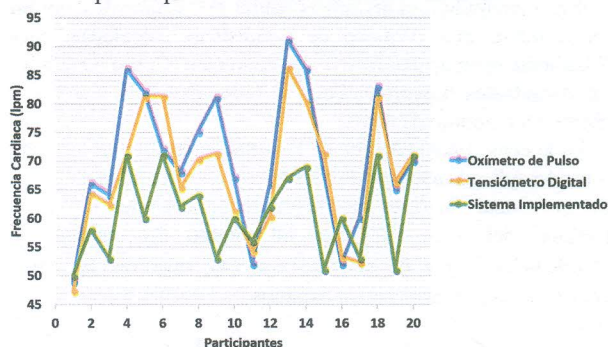


Fig. 14. Comparación de mediciones obtenidas por el sistema implementado y métodos convencionales en una muestra de 20 personas de un total de 90.

V. CONCLUSIONES

El monitor de frecuencia cardiaca presentado ofrece un sistema 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, además de ofrecer la posibilidad de escalabilidad dentro de la red de comunicaciones.

La técnica propuesta puede ser empleada en la obtención de otros parámetros fisiológicos importantes en el monitoreo médico inicial, tales como la frecuencia respiratoria y temperatura corporal en las que, con una delimitación distinta de la región de interés como la zona pectoral y zona superior del rostro respectivamente, permiten la adquisición de señales para su análisis.

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, tonalidades de piel o incluso condición médica actual, de manera que se garantice una mayor fiabilidad de este y una posible inserción en el mercado de equipos médicos,

cumpliendo las condiciones necesarias por organismos de control para su operación en ambientes hospitalarios.

REFERENCIAS

[1] B. Herreros y F. Bandrés, *Prevención primaria de la arteriosclerosis*, 1ra ed., ADEMÁS Comunicación Gráfica, Madrid, 2009, pp. 123-125.

[2] J. Daza, *Evaluación clínico-funcional del movimiento corporal humano*, 1ra ed., Panamericana, Madrid, 2007, pp. 48-69.

[3] J. Villegas, O. Villegaz y V. Villegas, *Semiología de los signos vitales: Una mirada novedosa a un problema vigente*, 2da ed., Universidad de Manizales, 2012, pp. 221-240.

[4] H. Jinich, A. Lifshitz, J. García, M. Ramiro, *Síntomas y signos cardinales de las enfermedades*, 6ta ed., Manual Moderno, México, 2013, pp. 339-360.

[5] A. Aguayo y A. Lagos, *Guía clínica de control de signos vitales*, Universidad Pedro Valdivia, [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>.

[6] E. Pérez de la Plaza y A. Fernández, *Técnicas básicas de enfermería*, 1ra ed., McGraw-Hill/Interamericana de España, Madrid, 2011, pp. 119-124.

[7] R. Janssen, W. Wang, A. Moco, G. de Haan, "Video-based respiration monitoring with automatic region of interest detection", in *Physiological Measurement*, vol. 37, 2016, pp. 100-114.

[8] X. García, L. Mateu, J. Maynar, J. Mercadal, A. Ochagavía, A. Ferrandiz, "Estimating cardiac output. Utility in the clinical practice. Available invasive and non-invasive monitoring", en *Medicina Intensiva*, vol. 35, 2011, pp. 552-561.

[9] C. Bustamante, W. Jara, M. Yapur, "Diseño y construcción de un contador de ritmo cardiaco, basado en un principio óptico", en *Revista Tecnológica*, vol. 15, 2002, pp. 72-78.

[10] A. Kopec y A. Salazar, *Aplicaciones de telecomunicaciones en la salud en la subregión andina: Telemedicina*, Organización Panamericana de la Salud, Lima, 2005.

[11] 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.

[12] A. Kaehler, G. Bradski, "Image Processing," en *Learning OpenCV 3*, 1ra ed., Boston, O'Reilly, 2016, pp. 109-129.

[13] A. Tanenbaum, *Sistemas operativos distribuidos*, 1ra ed., Prentice Hall Hispanoamericana S.A., México, 1996, pp. 50-65.

[14] X. Qu, J. Xu Yu, R. Brent, "A mobile TCP socket", *Australian National University*, 1997.

[15] M. Kurnar, A. Veeraraghavan y A. Sabharwal, "Distance PPG: Robust non-contact vital signs monitoring using a camera", en *Biomedical Optics Express*, vol. 6, 2015, pp. 1565-1588.

[16] P. Viola, M. Jones, "Rapid object detection using a boosted cascade of simple features", presentado en *Computer Vision and Pattern Recognition*, 2001.

[17] E. Parra, "Aceleración del algoritmo de Viola-Jones mediante rejillas de procesamiento masivamente paralelo en el plano focal", Ing. tesis, Dep. de Electrónica y Electromagnetismo, Univ. Sevilla, Sevilla, 2015.

[18] Mathworks. (2017). "Detect corners using minimum eigenvalue algorithm and return corner Points object MATLAB detect MinEigenFeatures", [En Línea]. Disponible en: <https://www.mathworks.com/help/vision/ref/detectmineigenfeatures.html>.

[19] J. Torres, *Reconocimiento gestual mediante técnicas avanzadas de visión por computador*, 1ra ed., Universidad de la Laguna, 2009.

[20] J. Savitha y A. Senthil, "Face Tracking and Detection using S-PCA & KLT Method", en *International Journal of Advance Research in Computer Science and Management Studies*, vol. 2, 2014, pp. 224-229.

[21] D. Chatterjee y S. Chandran, "Comparative study of camshift and KLT algorithms for real time face detection and tracking applications", en *2nd IEEE Int. Conf. Res. Comput. Intell. Commun. Networks*, 2017, pp. 62-65.

[22] *Open Source Computer Vision Library Reference Manual*, Intel Corporation, 123456-001, USA, 2001.

[23] S. Sooksatra y T. Kondo, *CAMSHIFT-Based Algorithm for Multiple Object Tracking*, School of Information, Computer, and Communication Technology, Bangkok, 2009.

[24] P. Hidayatullah y H. Konik, "CAMSHIFT Improvement on Multi-Hue and MultiObject Tracking", en *International Conference on Electrical Engineering and Informatics*, 2011.

[25] J. Lira, *Tratamiento digital de imágenes multispectrales*, 2da ed., Universidad Autónoma de México, 2010, pp. 273-323.

[26] B. Aldalu y M. Santamaría, "Realce de Imágenes: Filtrado espacial", en *Revista de teledetección*, vol. 17, 2002, pp. 31-42.

[27] University of Helsinki, "What is Independent Component Analysis?," Department of Computer Science, Sep. 30, 2017. [En línea]. Disponible: <https://www.cs.helsinki.fi/u/ahyvarin/whatisica.shtml>.

[28] J. Cardoso, A. Soloumiac, "Blind beamforming for non-Gaussian signals", en *IEEE Proceedings F - Radar and Signal Processing*, vol. 40, 1993, pp. 362-370.

[29] J. Cardoso, "Blind signal separation: stational principes", en *IEEE*, vol. 86, 1998, pp. 10.

[30] W. Verkrusse, L. Svaasand, J. Nelson, "Remote plethysmographic imaging using ambient light", en *Opt. Express* 16, vol. 16, 2008.

[31] J. Miettinen, K. Nordhausen, S. Taskinen, "Blind source separation based on joint diagonalization in R: the packages JADE and BSSasyp", en *Journal of Statistical Software*, vol 76, 2017, [En Línea]. Disponible en : <https://www.jstatsoft.org/index.php/jss/article/view/v076/i02/v76i02.pdf>

[32] A. Ziehe, "Blind source separation based on joint diagonalization of matrices with applications in biomedical signal processing", Ph.D. dissertation, Dept. Mat., Postdam University, Berlín, 2005.

[33] L. De la Fraga, *La Transformada Discreta de Fourier y la Transformada Rápida de Fourier*, May. 30, 2001. [En línea]. Disponible: http://www.angelfire.com/falcon/shadow_rsv/t_senales/tdf.pdf.

[34] R. Alvarez, "Curso Básico de Procesamiento Digital de Señales," Escuela Politécnica Nacional, 2016.



Karla Portilla nació el 1 de septiembre de 1993, sus estudios secundarios los realizó en el Colegio Manuela Cañizares de la ciudad de Quito, los estudios universitarios los cursó en la Escuela Politécnica Nacional (EPN) en la carrera de Ingeniería Electrónica y Control. Áreas de interés: instrumentación, automatización y control industrial, domótica, robótica, control de procesos industriales.



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. Sus estudios superiores los realizó en la Escuela Politécnica Nacional donde obtuvo el título de Ingeniero en Electrónica y Control. Áreas de interés: instrumentación, procesamiento de señales biomédicas, visión por computador, sistemas de control y automatización.



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 Magister 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.



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

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.