

VISIÓN ARTIFICIAL APLICADA AL MONITOREO NO INVASIVO DE LA FRECUENCIA RESPIRATORIA COMPUTER VISION APPLIED TO NON-INVASIVE RESPIRATORY RATE MONITORING

Autores: ¹David Eduardo Sánchez Espinoza y ²José Omar Cabrera Escobar.

¹ORCID ID: <https://orcid.org/0000-0001-6388-1237>

²ORCID ID: <https://orcid.org/0000-0002-0197-5163>

¹E-mail de contacto: davide.sanchez@unach.edu.ec

²E-mail de contacto: omar.cabrera@unach.edu.ec

Afiliación: ¹²Universidad Nacional de Chimborazo, (Ecuador).

Artículo recibido: 16 de Abril del 2025

Artículo revisado: 16 de Abril del 2025

Artículo aprobado: 2 de Mayo del 2025

¹Ingeniero especialización en petróleo de la Escuela Politécnica del Litoral, (Ecuador) con 10 años de experiencia laboral. Magister de Ciencias en Ingeniería de Gas y Petróleo, de la Universidad de Salford, (Inglaterra). Maestrante de la maestría en Matemática Aplicada con mención en Matemática Computacional de la Universidad Nacional de Chimborazo, (Ecuador).

²Ingeniería, especialización en mecánica de la Escuela Politécnica del Chimborazo, (Ecuador) con 11 años de experiencia laboral. Magister en Diseño, de la Universidad Internacional SEK, (Ecuador). Magister en Ingeniería Matemática y Computación de la Universidad Internacional de la Rioja, (España). Doctorado en Avances de Ingeniería de Materiales y Energías Sostenibles de la Universidad de Jaén, (España).

Resumen

Este trabajo presenta la implementación y evaluación de un sistema computacional no invasivo para la estimación de la frecuencia respiratoria mediante técnicas avanzadas relacionadas con la visión artificial y procesamiento de video. El sistema combina la Magnificación Euleriana de Video (EVM) para amplificar sutiles desplazamientos torácicos imperceptibles al ojo humano, y el Análisis de Flujo Óptico para cuantificar dichos movimientos y detectar los ciclos respiratorios cuando la persona respira. Ambos algoritmos fueron integrados en una plataforma de procesamiento en tiempo real utilizando una Raspberry Pi 4 y una cámara OV5647, lo que permitiría su uso en entornos clínicos y domiciliarios sin requerir contacto físico con el paciente. Se realizaron pruebas experimentales con seis participantes en tres posiciones distintas frente a la cámara (frontal, lateral y 45°), utilizando como referencias la observación directa y un circuito electrónico basado en el sensor LM35. Los resultados obtenidos mostraron una correlación de $r = 0.314$ entre el sistema no invasivo y la frecuencia respiratoria real observada, y de $r = 0.359$ con respecto al circuito Arduino. Además, se obtuvieron errores absolutos medios (MAE) de 1.61 y 1.94, y errores cuadráticos medios

(MSE) de 6.71 y 6.39, respectivamente. Estos hallazgos demuestran la viabilidad de emplear visión artificial para la monitorización continua de la frecuencia respiratoria como una técnica precisa, no invasiva y de bajo costo.

Palabras clave: Visión artificial, Frecuencia respiratoria, Magnificación euleriana, Flujo óptico, Monitoreo no invasivo.

Abstract

This study presents the implementation and evaluation of a non-invasive computational system for estimating respiratory rate using advanced techniques in computer vision and video processing. The proposed system integrates Eulerian Video Magnification (EVM) to enhance subtle thoracic displacements that are imperceptible to the naked eye, and Optical Flow Analysis to quantify these movements and identify respiratory cycles during inhalation and exhalation. Both algorithms were embedded in a real-time processing platform built with a Raspberry Pi 4 and an OV5647 camera, enabling a compact and portable solution suitable for clinical and home-care environments without requiring physical contact with the patient. Experimental tests were conducted with six participants recorded in three different positions (frontal, lateral, and at a 45-degree angle). The system's

performance was validated against two reference methods: direct human observation and a traditional electronic circuit based on an LM35 temperature sensor. The statistical results showed a Pearson correlation coefficient of $r = 0.314$ with respect to the observed respiratory rate, and $r = 0.359$ with respect to the Arduino circuit. Additionally, mean absolute errors (MAE) of 1.61 and 1.94, and mean squared errors (MSE) of 6.71 and 6.39, respectively, were obtained. These findings support the feasibility of applying computer vision techniques for continuous respiratory monitoring as a precise, non-invasive, and low-cost alternative, particularly suitable for remote health surveillance and patient comfort in real-world environments.

Keywords: Computer vision, Respiratory rate, Eulerian video magnification, Optical flow, Non-invasive monitoring.

Sumário

Este estudo apresenta a implementação e avaliação de um sistema computacional não invasivo para estimativa da frequência respiratória, utilizando técnicas avançadas de visão computacional e processamento de vídeo. O sistema proposto integra a Magnificação Euleriana de Vídeo (EVM) para amplificar deslocamentos torácicos sutis, imperceptíveis ao olho humano, e a Análise de Fluxo Óptico para quantificar esses movimentos e identificar os ciclos respiratórios durante a inspiração e expiração. Ambos os algoritmos foram incorporados em uma plataforma de processamento em tempo real, construída com um Raspberry Pi 4 e uma câmera OV5647, possibilitando uma solução compacta e portátil adequada para ambientes clínicos e domiciliares, sem necessidade de contato físico com o paciente. Foram realizados testes experimentais com seis participantes, registrados em três diferentes posições (frontal, lateral e em ângulo de 45 graus). O desempenho do sistema foi validado com base em dois métodos de referência: observação humana direta e um circuito eletrônico tradicional baseado no sensor de temperatura LM35. Os resultados estatísticos mostraram

um coeficiente de correlação de Pearson de $r = 0.314$ em relação à taxa observada, e $r = 0.359$ em comparação com o circuito Arduino. Além disso, foram obtidos erros médios absolutos (MAE) de 1.61 e 1.94, e erros quadráticos médios (MSE) de 6.71 e 6.39, respectivamente. Estes achados demonstram a viabilidade da aplicação de técnicas de visão computacional para o monitoramento contínuo da frequência respiratória como uma alternativa precisa, não invasiva e de baixo custo.

Palavras-chave: Visão computacional, Frequência respiratória, Magnificação euleriana de vídeo, Fluxo óptico, Monitoramento não invasivo.

Introducción

El monitoreo continuo de los signos vitales es esencial para la detección temprana de condiciones médicas críticas y la mejora de la atención hospitalaria y domiciliaria. Entre estos signos, la frecuencia respiratoria es un indicador importante en el diagnóstico y seguimiento de diversas afecciones, incluyendo enfermedades pulmonares, insuficiencia cardíaca y trastornos del sueño. Sin embargo, los métodos convencionales, como sensores de contacto y cánulas nasales, pueden resultar invasivos, lo que afecta la comodidad del paciente y, además, generar imprecisiones debido a la interferencia de estos dispositivos con los movimientos naturales del cuerpo (Toften et al., 2024).

Para abordar estas limitaciones, las técnicas de visión por computador han surgido como una alternativa innovadora para la monitorización no invasiva de la frecuencia respiratoria. Métodos como la Magnificación Euleriana de Vídeo (EVM) y el Flujo Óptico han demostrado su eficacia en la detección y análisis de sutiles movimientos a través de las secuencias de vídeo, lo que ha permitido la extracción de parámetros biométricos, sin necesidad de dispositivos de contacto físico (Zhang et al., 2024). Estudios recientes han aplicado estas

técnicas en diversos entornos clínicos y experimentales, evidenciando su potencial para mejorar la precisión del monitoreo y la experiencia del paciente (Maxwell et al., 2023).

En este trabajo, se propone la optimización de un sistema de monitoreo no invasivo basado en visión artificial para la medición de la frecuencia respiratoria. A diferencia de enfoques previos, como el desarrollado por Sánchez et al. (2024), esta investigación se enfoca en mejorar la precisión del algoritmo mediante el ajuste de parámetros y la implementación de estrategias de optimización. Se emplearán métricas cuantitativas avanzadas, incluyendo error absoluto medio (MAE), error cuadrático medio (MSE) y coeficiente de correlación de Pearson, para comparar el desempeño del sistema con métodos tradicionales de monitoreo respiratorio (Hashim, 2024). Además, el sistema está diseñado para ser compatible con cámaras comerciales de alta resolución, lo que facilita su implementación en distintos entornos clínicos y experimentales. También, los resultados de este estudio permitirán evaluar la viabilidad de la visión por computador en la monitorización respiratoria y su potencial aplicación en el desarrollo de sistemas de monitoreo en tiempo real sin contacto físico.

Antecedentes Matemáticos

El sistema de monitoreo no invasivo de la frecuencia respiratoria se basa en fundamentos matemáticos de procesamiento de imágenes y análisis de movimiento. Las técnicas empleadas son: la Magnificación Euleriana de Video (EVM) y el Análisis de Flujo Óptico, las cuales permiten amplificar y detectar cambios sutiles en la región torácica a partir de secuencias de video (Escobedo-Gordillo et al., 2024; Meng et al., 2023). Ambas técnicas son ampliamente utilizadas en aplicaciones biomédicas por su capacidad de extraer señales fisiológicas sin

contacto físico, como se ha reportado en diversos estudios recientes (Agarwal et al., 2024; Nirmala et al., 2023). El método de Magnificación Euleriana de Video (EVM) se fundamenta en la serie de Taylor, lo que le permite aproximar pequeños desplazamientos en una imagen a través de un modelo lineal (Wu, et al., 2012). Considerando que la imagen capturada se representa como $I(\mathbf{x}, t)$, donde \mathbf{x} es la posición espacial y t el tiempo, un desplazamiento $\delta(t)$ en la imagen puede expresarse como:

$$I(\mathbf{x}, t) = f(\mathbf{x} + \delta(t)) \quad (1)$$

Aplicando la expansión de Taylor de primer orden y asumiendo que $\delta(t)$ es un desplazamiento pequeño:

$$f(\mathbf{x} + \delta(t)) \approx f(\mathbf{x}) + \delta(t) \frac{\partial f}{\partial \mathbf{x}} \quad (2)$$

Para resaltar estos desplazamientos, se emplea un filtro paso banda que aísla las variaciones de frecuencia relevantes y amplifica la señal por un factor α , obteniendo finalmente:

$$I(\mathbf{x}, t) \approx f(\mathbf{x}) + (1 + \alpha) \delta(t) \frac{\partial f}{\partial \mathbf{x}} \quad (3)$$

Donde α es el factor de amplificación que permite visualizar movimientos respiratorios que serían imperceptibles a simple vista. El Flujo Óptico es una técnica basada en el seguimiento del desplazamiento de los píxeles en secuencias de video, calculando su desplazamiento entre fotogramas consecutivos (Hari, Shrestha, & Pokharel, 2023). Se modela mediante la ecuación diferencial:

$$\frac{\partial I(\mathbf{x}, t)}{\partial t} + \nabla I(\mathbf{x}, t) \cdot \vec{v} = 0 \quad (4)$$

Donde $\frac{\partial I(\mathbf{x}, t)}{\partial t} \vec{v}$ representa la variación temporal de la intensidad en la imagen, $\nabla I(\mathbf{x}, t)$ es el

gradiente espacial de la imagen y, \vec{v} es el vector de velocidad del desplazamiento del píxel, el cual indica la dirección y magnitud del movimiento. Al resolver esta ecuación, se obtiene una estimación del desplazamiento respiratorio en el tiempo, lo que permite cuantificar la frecuencia respiratoria de manera precisa.

Materiales y Métodos

Procesamiento del Sistema

El sistema fue diseñado para capturar video en tiempo real, aplicar técnicas de procesamiento de imágenes y analizar el movimiento torácico del paciente, siguiendo una arquitectura similar a la planteada por Sánchez et al. (2024), quienes desarrollaron una primera implementación funcional basada en EVM y Flujo Óptico para la estimación de la frecuencia respiratoria. El flujo de trabajo general incluye las siguientes etapas:

- **Captura de video:** Registro de secuencias mediante una cámara de alta resolución, Raspberry Pi OV5647 con resolución 1080p, conectada a un microprocesador Raspberry Pi 4
- **Preprocesamiento:** Conversión de los cuadros a escala de grises, reducción de ruido y segmentación de la región torácica.
- **Magnificación de movimiento:** Aplicación del algoritmo EVM para amplificar las variaciones de baja frecuencia asociadas al movimiento respiratorio.
- **Análisis de desplazamiento:** Uso de Flujo Óptico para estimar la dirección y magnitud del movimiento en cada cuadro.
- **Estimación de frecuencia:** Cálculo de la frecuencia respiratoria a partir de los patrones temporales detectados.
- **Visualización:** Generación de salidas gráficas e interfaz con indicadores numéricos en tiempo real.

Cabe recalcar que, durante las pruebas, se aseguraron condiciones de iluminación

controladas para minimizar interferencias en la detección del movimiento respiratorio.

Implementación de Técnicas de Visión Artificial

El algoritmo sigue los siguientes pasos:

- Descomposición de la imagen en pirámides Gaussianas y Laplacianas.
- Aplicación de un filtro paso banda temporal para resaltar las variaciones respiratorias.
- Amplificación de la señal de movimiento mediante un factor.
- Reconstrucción de la imagen para visualizar los desplazamientos amplificados.

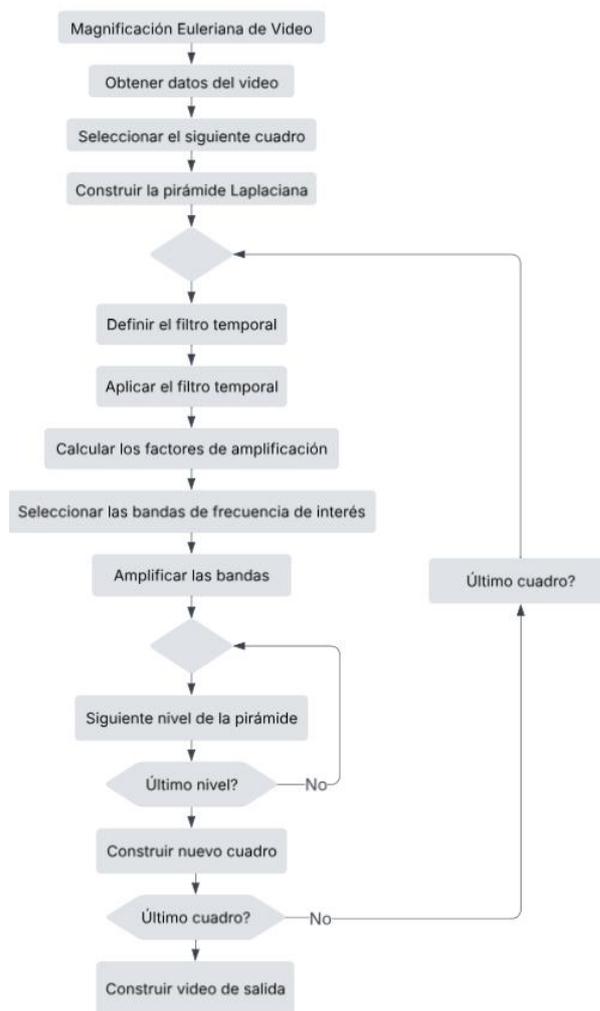


Figura 1: Diagrama del proceso de la Magnificación Euleriana de Video

La Figura 1 muestra el diagrama de flujo del procesamiento del algoritmo de Magnificación Euleriana de Video, en el cual se detallan los pasos seguidos para amplificar las variaciones de movimiento en las imágenes de video. El procedimiento inicia con la captura de los datos y la segmentación en cuadros individuales, seguido de la construcción de la pirámide Laplaciana. Posteriormente, se aplican filtros temporales y se amplifican las bandas de frecuencia de interés antes de reconstruir el video final con los desplazamientos respiratorios resaltados.

Estimación con flujo óptico

Posteriormente, para extraer la frecuencia respiratoria a partir de los videos procesados, se aplicó el método de Lucas-Kanade con pirámides Gaussianas. Este análisis del flujo óptico permite identificar los ciclos de inhalación y exhalación a través de la detección de picos en la señal de desplazamiento.

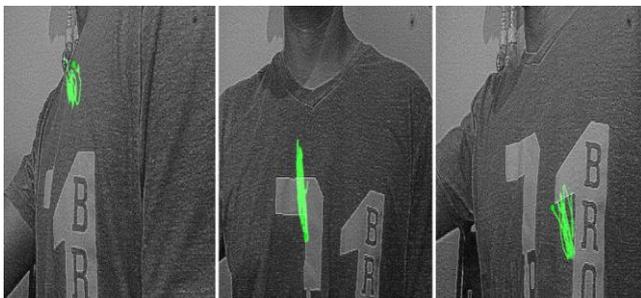


Figura 2: Aplicación del Flujo Óptico en la estimación del movimiento torácico en posición lateral, frontal y ángulo de 45°

La Figura 2 muestra la aplicación del Flujo Óptico en la detección del desplazamiento torácico mediante vectores de movimiento. En esta imagen se resaltan los vectores direccionales, evidenciando la variación del flujo en cada ciclo respiratorio.

Evaluación del rendimiento del sistema

Para validar la precisión del sistema propuesto, se compararon las mediciones obtenidas con un método de referencia basado en un sensor

tradicional de temperatura (LM35). Se utilizaron las siguientes métricas cuantitativas para evaluar el rendimiento del algoritmo:

- Error Absoluto Medio (MAE)

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i| \quad (5)$$

Mide la diferencia promedio entre la frecuencia respiratoria estimada (\hat{y}_i) y la real (y_i).

- Error Cuadrático Medio (MSE)

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (6)$$

Penaliza errores más grandes, proporcionando una evaluación más estricta de la precisión del sistema.

- Coeficiente de Correlación de Pearson (r)

$$r = \frac{\sum(x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum(x_i - \bar{x})^2 \sum(y_i - \bar{y})^2}} \quad (7)$$

Evalúa la relación entre la frecuencia respiratoria estimada y la medida por el método tradicional. Un valor cercano a 1 indica una alta precisión en la estimación.

Diseño de la interfaz del usuario

Para facilitar la interacción con el sistema, se desarrolló una interfaz gráfica en Python (Tkinter) que permite visualizar los resultados en tiempo real. La interfaz incluye:

- Un botón de inicio, que activa el proceso de captura y análisis.
- Un área de visualización del video magnificado y el flujo óptico aplicado.
- Un indicador numérico de la frecuencia respiratoria estimada, que muestra el resultado final del análisis.

Resultados

En esta sección se presentan los valores de frecuencia respiratoria obtenidos por el sistema

de monitoreo no invasivo y se comparan con dos métodos de referencia: el conteo manual (frecuencia real) y un sistema basado en sensor de temperatura LM35 (Arduino Circuit), replicando parcialmente el protocolo experimental empleado en el estudio de Sánchez et al. (2024), en el que se validó la

eficacia del monitoreo respiratorio sin contacto físico. Las pruebas se realizaron con seis participantes, cada uno evaluado en tres posiciones: frontal, lateral y 45°. La Tabla 1 resume los datos registrados para los tres métodos en cada una de las posiciones de la prueba.

Tabla 1. Resultados de la frecuencia respiratoria

Participante	Posición	Frecuencia Respiratoria (Actual)	Frecuencia Respiratoria (Arduino)	Frecuencia Respiratoria (Dispositivo No Invasivo)
1	Frontal	19	18	20
	Lateral	21	20	18
	45°	18	17	19
2	Frontal	20	19	21
	Lateral	19	18	19
	45°	18	17	20
3	Frontal	21	20	19
	Lateral	20	19	18
	45°	18	17	9
4	Frontal	15	14	15
	Lateral	17	17	20
	45°	18	17	18
5	Frontal	17	17	18
	Lateral	19	18	20
	45°	20	19	20
6	Frontal	18	17	18
	Lateral	19	18	17
	45°	18	17	19

Fuente: Elaboración propia

Para evaluar la precisión del sistema de monitoreo no invasivo, se realizaron comparaciones con dos métodos de referencia: la frecuencia respiratoria real observada y la estimada mediante un circuito Arduino con sensor LM35. Las comparaciones se efectuaron utilizando tres métricas estadísticas: el error absoluto medio (MAE), el error cuadrático medio (MSE) y el coeficiente de correlación de Pearson (r). Los resultados obtenidos se presentan en la Tabla 2. En la comparación con los valores reales observados, el sistema mostró un MAE de 1.61, un MSE de 6.72 y un coeficiente de correlación de $r = 0.314$, lo cual indicaría una correspondencia moderada. En contraste, la comparación con el circuito Arduino arrojó un MAE de 1.94, un MSE de 6.39 y un coeficiente de correlación de $r = 0.359$, lo que sugiere una mayor similitud entre ambas mediciones.

Tabla 1 Resultados estadísticos

Métricas Estadísticas	Comparación con Frecuencia Respiratoria (Actual)	Comparación con Frecuencia Respiratoria (Arduino Circuit)
MAE	1.61	1.94
MSE	6.72	6.39
r	0.314	0.359

Fuente: Elaboración propia

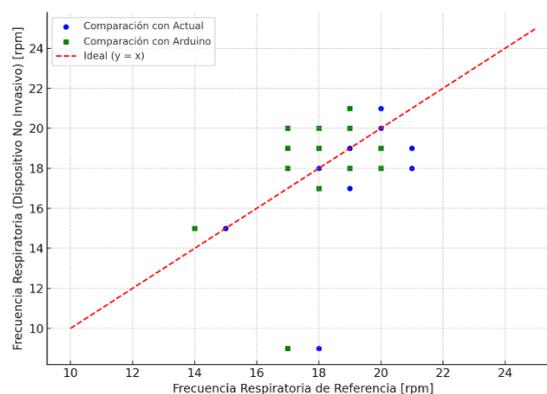


Figura 3: Comparación de frecuencia respiratoria

La Figura 3 ilustra visualmente las comparaciones mediante un gráfico de dispersión, en el que se observa que los puntos

correspondientes a la comparación con Arduino se alinean más estrechamente con la línea de referencia ideal $y = x$, en comparación con los puntos asociados a la frecuencia observada.

Además del análisis numérico, se evaluó el comportamiento dinámico de las señales de respiración obtenidas por el sistema no invasivo en comparación con los métodos de referencia. En la Figura 4 se presentan ejemplos representativos del registro respiratorio correspondiente a un participante en posición frontal. Las señales fueron extraídas a partir del análisis de Flujo Óptico y amplificadas mediante Magnificación Euleriana de Video. Esta figura muestra la señal respiratoria generada por el sistema de visión artificial, en la que se aprecian variaciones periódicas consistentes con el ciclo respiratorio. También, presenta la señal capturada por el sensor LM35 a través del circuito Arduino. Se observa una correspondencia en el número de ciclos y en la frecuencia dominante, aunque con diferencias en la amplitud debido a la naturaleza del sistema de adquisición. Estas visualizaciones complementan los resultados cuantitativos y permiten validar la capacidad del sistema para detectar y representar el patrón respiratorio de manera no invasiva.

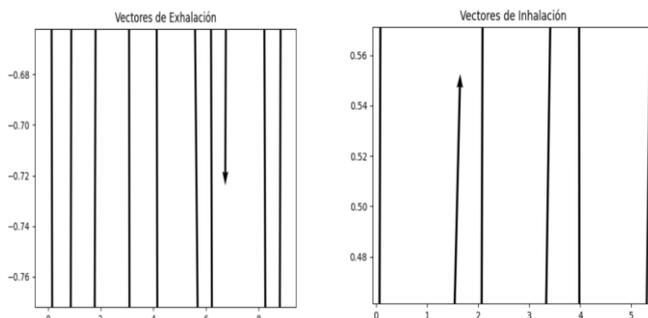


Figura 4: Vectores de movimiento detectados durante las pruebas

Para comparación, la Figura 5 muestra la señal correspondiente obtenida mediante el sensor LM35 del sistema Arduino. Aunque se registran

ligeras diferencias en amplitud y forma de onda, ambas señales presentan coincidencia en la frecuencia estimada y número de ciclos.



Figura 5: Señal capturada por el Arduino Circuit

Discusión

Los resultados obtenidos evidencian la viabilidad del uso de técnicas de visión artificial para la estimación de la frecuencia respiratoria de manera no invasiva. La comparación con los métodos de referencia mostró un desempeño aceptable, particularmente con respecto al circuito Arduino basado en el sensor LM35, con el cual se obtuvo un coeficiente de correlación de $r = 0.359$, un MAE de 1.94 y un MSE de 6.39. Estos valores indican que, aunque el sistema no invasivo presenta ciertas discrepancias con respecto al método de referencia, puede seguir con una precisión aceptable la tendencia general del patrón respiratorio. En comparación con la frecuencia respiratoria observada manualmente, el sistema también mostró una correlación positiva, con $r = 0.314$, un MAE de 1.61 y un MSE de 6.72. Estas métricas reflejan una concordancia baja, sin embargo, se mantienen dentro de la tolerancia esperable para un sistema sin contacto, especialmente considerando las condiciones controladas del experimento. Las

diferencias observadas pueden atribuirse a una pobre precisión durante el conteo manual o a movimientos involuntarios del participante durante la grabación.

El comportamiento de las señales visualizadas respalda estos hallazgos. Las curvas generadas por el sistema reflejan patrones respiratorios periódicos que, aunque no replican exactamente las amplitudes de las mediciones de referencia, presentan una frecuencia similar en términos de ciclos por minuto. Adicionalmente, las pruebas realizadas en tres posiciones diferentes (frontal, lateral y 45°) demuestran la eficacia del sistema frente a variaciones de ángulo de captura. Aunque, se observó una ligera disminución en la precisión con respecto a las posiciones no frontales, probablemente debido a una menor visibilidad del desplazamiento torácico por parte de la cámara. La integración de técnicas como la Magnificación Euleriana de Video y el Flujo Óptico permitió amplificar e identificar movimientos sutiles que de otro modo serían imperceptibles, lo cual representa una ventaja significativa frente a sistemas convencionales que requieren contacto físico con el paciente. Sin embargo, es importante destacar que el desempeño del sistema puede verse comprometido debido a condiciones de iluminación, movimiento involuntario del sujeto o presencia de ropa suelta, lo cual representa una limitación que debe ser abordada en estudios futuros.

En conjunto, los resultados sugieren que el sistema propuesto constituye una alternativa viable, no invasiva y de bajo costo para la monitorización de la frecuencia respiratoria, con potencial para ser implementado en contextos clínicos y domiciliarios. Aunque, será necesario realizar estudios con un mayor número de participantes y en distintos

escenarios para fortalecer la validez de los resultados.

Conclusiones

Este trabajo presentó el desarrollo y evaluación de un sistema no invasivo para la medición de la frecuencia respiratoria, basado en técnicas de visión artificial. Mediante a integración de la Magnificación Euleriana de Video (EVM) y el Análisis de Flujo Óptico se pudo amplificar y cuantificar los desplazamientos torácicos asociados a la respiración a partir de secuencias de video. Los resultados experimentales, obtenidos a partir de pruebas con seis participantes en diferentes posiciones, muestran que el sistema propuesto es capaz de estimar con una precisión aceptable la frecuencia respiratoria con respecto a los métodos de referencia utilizados. Los valores de correlación fueron $r = 0.359$ con el sensor LM35 y de $r = 0.314$ con la observación directa. Aunque, estas cifras no reflejan una correlación alta, sirven para establecer una tendencia consistente en la estimación de la frecuencia respiratoria. Además, el análisis estadístico mostró valores de errores que permiten considerar al sistema como funcional bajo condiciones controladas, pero con limitaciones frente a escenarios que tengan una iluminación variable o movimientos impredecibles del participante.

El sistema desarrollado representa una alternativa de bajo costo, portátil y no invasiva para la monitorización respiratoria, el cual tiene bastante potencial de aplicación en entornos clínicos, domiciliarios o situaciones donde se requiera una supervisión continua sin interferir con la comodidad del paciente. Futuros trabajos pueden enfocarse en la optimización del algoritmo cuando ocurren movimientos erráticos, variaciones lumínicas o la inclusión de técnicas de aprendizaje automático para la

mejorar la precisión en la detección de la frecuencia respiratoria.

Referencias Bibliográficas

Agarwal, P., Mishra, N., Deshmukh, A., & Patil, S. (2024). Contactless Heart Rate Detection Using Eulerian Video Magnification. *Association for Computing Machinery*, 651–654.

Escobedo Gordillo, A., Rivas Scott, O., Brieva, J., Moya Albor, E., Cabon, S., Porée, F., & Pladys, P. (2024). Non-Contact Respiratory Rate Estimation in Newborns During Quiet Sleep Using Video Magnification Techniques and a 3D Convolutional Neural Network. *IEEE*.

Hari, C., Shrestha, S., & Pokharel, M. (2023). Video Object Motion Tracking using Dense Optical Flow Techniques. *IEEE*.

Hashim, A. (2024). Non-Contact Automatic Respiratory Rate Monitoring for Newborns Using Digital Camera Technology and Deep Learning. *Journal of Biomedical Photonics & Engineering*.

Maxwell, M., Hanley, T., Golden, C., Andonie, A., Parsi, A., & Lemley, J. (2023). Non-Contact Breathing Rate Detection Using Optical Flow. *Irish Machine Vision and Image Processing Conference 2023*.

Meng, L., Huang, M., Feng, S., Wang, Y., Lu, J., & Li, P. (2023). Optical Flow-Based Full-Field Quantitative Blood-Flow Velocimetry

Using Temporal Direction Filtering and Peak Interpolation. *International Journal of Molecular Sciences*.

Nirmala, K., Vinoth Kumar, C., Janani, M., Parvathi, R., & Radhika, B. (2023). Camera-based Non-contact Respiratory Rate Estimation. *Iete Journal of Research*.

Sánchez, D., Chuquimarca, L., Gómez, O., Montaña, M., & Salcedo, M. (2024). Implementation of an Electronic Monitoring Device Using Computer Vision for Non-Invasive Respiratory Rate Measurement. *IEEE*, 126-131.

Toften, S., Kjellstadli, T., Kværness, J., Pedersen, H., Laugsand, E., & Thu, K. (2024). Contactless and continuous monitoring of respiratory rate in a hospital ward: a clinical validation study. *Frontiers in Physiology*.

Wu, Y., Rubinstein, M., Shih, E., Guttag, J., Durand, F., & Freeman, W. (2012). Eulerian video magnification for revealing subtle changes in the world. *ACM Trans. Graph.*, 1-8.

Zhang, L., Yang, Y., Hu, C., Li, J., Qin, B., & Yang, X. (2024). Wearable respiratory sensors for health monitoring. *Npg Asia Materials*.



Esta obra está bajo una licencia de **Creative Commons Reconocimiento-No Comercial 4.0 Internacional**. Copyright © David Eduardo Sánchez Espinoza y José Omar Cabrera Escobar.

