

ALINEACIÓN DE IMÁGENES A COLOR Y TÉRMICAS PARA MEDIR TEMPERATURA EN ROSTROS HUMANOS

Isidro Robledo Vega, Oscar E. Villalba Pérez, Abraham E. Rodríguez Mata, Carmen L. García Mata, Rogelio E. Baray Arana

Tecnológico Nacional de México / Instituto Tecnológico de Chihuahua
División de Estudios de Posgrado e Investigación
Ave. Tecnológico #2909, Col. 10 de mayo, Chihuahua, México
Tel. +52(614)201-2000 Ext. 2114
[isidro.rv, m21061142, abraham.rm, carmen.gm, rogelio.ba]@chihuahua.tecnm.mx

RESUMEN.

Un síntoma común que presentan personas con enfermedades infecciosas es una alta temperatura corporal. Durante la pandemia de COVID-19 se hizo común el uso de termómetros de mano o de pedestal en las entradas de lugares públicos, estos termómetros miden la temperatura en el rostro de las personas a cortas distancias. En pocos lugares se observó el uso de cámaras térmicas, debido a su alto costo y baja resolución. En este artículo se presenta el desarrollo de un sistema de visión embebido que permite la medición de temperatura a distancia. Se realiza un proceso de calibración para alinear los planos de imagen de una cámara a color y un sensor térmico. Se detectan rostros de personas en las imágenes a color utilizando un modelo pre-entrenado de red neuronal de aprendizaje profundo y se mide la temperatura de los rostros detectados en las regiones correspondientes de las imágenes térmicas. Se realizaron pruebas de medición de temperatura a personas en la entrada de un edificio público, se compararon las mediciones de un termómetro de pedestal y las obtenidas por el sistema de visión embebido, observando una diferencia promedio de 0.3 grados centígrados.

Palabras Clave: Alineación de imágenes, detección de rostros, redes neuronales de aprendizaje profundo, sensores térmicos, sistemas embebidos.

ABSTRACT.

A common symptom experienced by people with infectious diseases is a high body temperature. During the COVID-19 pandemic, the use of hand-held or pedestal thermometers at the entrances of public places became common. These thermometers measure the temperature on people's faces at short distances. The use of thermal cameras was observed in very few places, due to their high cost and low resolution. This article presents the development of an embedded vision system that allows temperature measurements at a distance. A calibration process is performed to align the image planes of a color camera and a thermal sensor. Faces of people are detected in the color images using a pre-trained deep learning model, then the temperature of the detected faces in the corresponding regions of the thermal images is measured. Temperature measurement tests were carried out on people at the entrance of a public building, the measurements from a pedestal sensor and those obtained by the embedded vision system were compared, observing an average difference of 0.3 degrees Celsius.

Keywords: Image alignment, face detection, deep learning neural networks, thermal sensors, embedded systems.

1. INTRODUCCIÓN

De acuerdo a estadísticas de la Organización Mundial de la Salud, se habían reportado oficialmente más de 770 millones de caso de COVID-19 al terminar el año 2023 y cerca de 3 millones más en lo que va de este año [1]. Esto indica que, aunque fue declarado el fin de la pandemia en el año 2022, aún siguen presentándose una gran cantidad de casos semanales a nivel mundial. La detección de altas temperaturas corporales es uno de los métodos más simples y efectivos para detectar personas infectadas por coronavirus y otras enfermedades infecciosas. Muy comúnmente se realiza por medio de termómetros infrarrojos que miden la temperatura de la persona, estos pueden estar colocados en un pedestal o una persona realiza la medición de forma manual y está limitada a una persona a la vez. Otro factor es el método para medir la temperatura, se recomienda que se realice en el rostro (frente) y a corta distancia, por lo que muchas personas se niegan por considerarlo dañino.

Como alternativa al enfoque convencional para medir temperatura en el rostro de las personas, se ha desarrollado un sistema de visión embebido para detectar la temperatura en rostros de personas mediante el análisis de imágenes adquiridas con una cámara a color alineadas con las imágenes de un sensor térmico, conectados ambos a una tarjeta embebida. Se realiza la detección de los rostros de las personas en las imágenes de la cámara a color utilizando un modelo pre-entrenado de una red neuronal de aprendizaje profundo, luego se determina la temperatura medida por el sensor térmico en las regiones correspondientes a los rostros detectados, tomando en cuenta que se realizó previamente un proceso de calibración para alinear el plano de las imágenes a color con el plano de las imágenes térmicas. El sistema desarrollado puede ser utilizado en los accesos a edificios públicos para sensar la temperatura en el rostro las personas que ingresen. La principal ventaja del sistema es que la medición de temperatura se realizará sin solicitar al usuario posicionarse frente a un sensor de temperatura, de pedestal o manual, además de poder medir la temperatura en varias personas a la vez.

En los últimos años, la medición de temperatura a distancia ha subido de un nivel experimental a un nivel de operación, el avance en desarrollo de herramientas y técnicas de procesamiento ha sido exponencial. La detección térmica se ocupa de la adquisición, procesamiento e interpretación de los datos adquiridos principalmente en el rango infrarrojo térmico (TIR - *Thermal Infrared*) del espectro electromagnético. [2]

Cuanta más alta es la temperatura del objeto, más radiación infrarroja (IR) se emite. Las cámaras termográficas producen imágenes de radiación de rayos infrarrojos o calor invisible y proporcionan capacidades de medición de temperatura precisa sin contacto. Una cámara con sensor de rayos infrarrojos detecta la energía en forma de calor y la convierte en una señal electrónica que se procesa para producir una imagen térmica. El calor detectado por una cámara infrarroja puede cuantificarse o medirse con mucha precisión. [3]

Las cámaras térmicas son más costosas y técnicamente más complejas que las cámaras a color. Esto se debe a que utilizan sensores y componentes especializados que son más caros de fabricar y mantener. Las cámaras térmicas captan la temperatura en lugar de los detalles visuales. Por lo que es posible que no sean eficaces para capturar rasgos faciales detallados que pueden ser importantes para aplicaciones como la detección y reconocimiento de rostros.

En las imágenes térmicas, la apariencia facial de diferentes personas bajo diferentes condiciones de iluminación es similar. Esto se debe a que la distribución de la temperatura facial es generalmente constante y no se ve afectada por las condiciones de iluminación. Esta similitud en la apariencia de los rostros da ventajas en la detección de rostros.

Existen estudios para la detección de rostros en imágenes térmicas que utilizan métodos desarrollados para la detección de rostros en imágenes a color, como es el caso de los clasificadores en cascada con características similares a las funciones de Haar [4]; y otros tipos de funciones, como Multi-Block LBP [5] y HOG [6]. Existen pocos estudios que exploran rasgos locales, en [7] se presentan dos enfoques: el primero crea nuevos tipos de funciones ampliando Multi-Block LBP para que las funciones sean más resistentes al ruido de la imagen y más efectivas para la detección de rostros en imágenes térmicas, el segundo enfoque propone un método de entrenamiento basado en AdaBoost para obtener clasificadores en cascada con múltiples tipos de rasgos locales. Sin embargo, estos métodos no dan los mismos resultados de detección en imágenes térmicas.

Los métodos de detección de rostros en imágenes térmicas basados en aprendizaje profundo (DL - *Deep Learning*), como en [8], muestran mejoras marginales (5% en TPR - *True Positive Rate*) con respecto a los clasificadores tradicionales como AdaBoost y sin alcanzar el rendimiento de los modelos de DL para detección de rostros en imágenes a color como MTCNN (*Multi-task Cascaded Convolutional Networks*) [9], SRN (*Selective Refinement Networks*) [10] y FaceBoxes [11]. Por esta razón, en esta investigación se propone detectar los rostros en imágenes de color utilizando un modelo pre-entrenado de una

red neuronal de aprendizaje profundo, luego se determina la temperatura medida por el sensor térmico en las regiones correspondientes a los rostros detectados, tomando en cuenta que se realizó previamente un proceso de calibración para alinear los planos de las imágenes a color y térmicas.

2. ADQUISICIÓN DE IMÁGENES

Se integró el hardware del sistema de visión embebido, siendo el principal componente la tarjeta Nvidia Jetson Nano, esta tarjeta embebida es de bajo costo y tiene la capacidad de ejecutar modelos de redes neuronales de aprendizaje profundo de manera eficiente, además de contar con puertos suficientes para conectar la cámara de video y el sensor térmico. Se puede realizar el procesamiento eficiente de imágenes digitales utilizando las librerías OpenCV y CUDA.

La cámara de video a color es importante para esta investigación, ya que los rostros son detectados en las imágenes adquiridas por esta cámara. Basado en las necesidades de resolución de las imágenes necesarias para ser procesadas por los modelos pre-entrenados de DL y la velocidad de captura, se determinó que se puede utilizar una cámara de bajo costo y alta disponibilidad como la cámara Logitech C920s que cuenta con una resolución de 1920 x 1080 (1080p) a 30 cuadros por segundo y un campo de visión diagonal de 78°.

El sensor térmico utilizado es el FLIR Lepton 3.5, este es un sensor de tipo microbolómetro sin enfriamiento hecho de óxido de vanadio (VOx - *Vanadium Oxide*), proporciona una resolución de 160 x 120 elementos a 9 cuadros por segundo con un campo de visión horizontal de 57° y vertical de 71°. El sensor Lepton 3.5 requiere el uso de la tarjeta Groupgets PureThermal 2, diseñada para montar el encapsulado del sensor y proporcionar una interfaz USB 2.0 para conectarla a la tarjeta Nvidia Jetson Nano con una configuración plug-and-play UVC 1.0 USB, por lo que el sensor térmico es reconocido como una cámara USB.

Se utiliza un monitor de video conectado al puerto HDMI de la tarjeta Nvidia Jetson Nano para mostrar los resultados. Se diseñó e imprimió en 3D una carcasa para la tarjeta embebida con una base para la cámara y el sensor térmico que se monta sobre el monitor. La Figura 1 muestra los componentes de hardware del sistema de visión embebido.

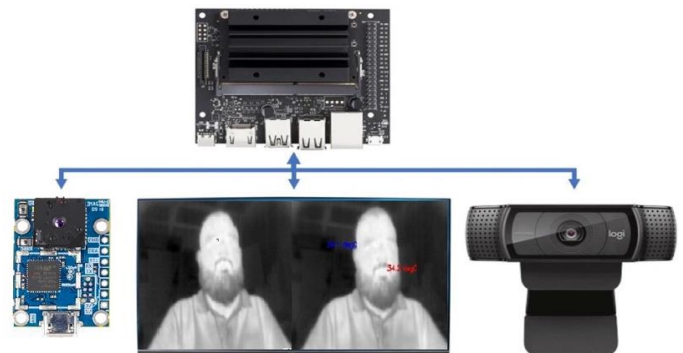


Figura 1.- Componentes de hardware del sistema de visión embebido.

El software de adquisición de imágenes se programó en lenguaje Python utilizando las funciones de la librería OpenCV para acceder a las cámaras y capturar los cuadros de las imágenes a color y térmicas; y la librería Numpy para cambiar el tamaño de las imágenes. La Figura 2 muestra un par de imágenes a color y térmicas adquiridas por el sistema de visión en estéreo.

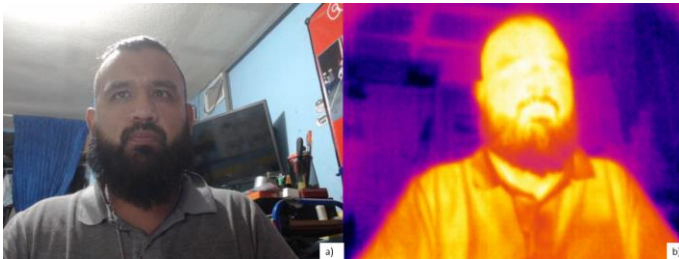


Figura 2. Imágenes adquiridas con a) la cámara a color y b) el sensor térmico del sistema de visión embebido.

3. ALINEACIÓN DE IMÁGENES A COLOR Y TÉRMICA

El proceso de alineamiento de imágenes es común en varias aplicaciones del área de visión por computadora como en visión en estéreo, análisis de movimiento, costura de imágenes y realidad virtual.

El objetivo de alinear los planos de las imágenes de la cámara de video a color y del sensor térmico es obtener los valores de temperatura de los puntos en la imagen térmica que corresponden a los mismos puntos en la imagen a color, de esta forma se podrán obtener valores de temperatura en la región de la imagen donde se detecte un rostro.

La alineación de las imágenes a color y térmica que fueron adquiridas sobre la misma escena se basa en la aplicación una transformación geométrica para que los puntos correspondientes entre las dos imágenes coincidan. Esta transformación geométrica se calcula mediante un proceso de calibración en el cual se definen las matrices de parámetros intrínsecos y extrínsecos de la cámara de video y el sensor térmico. La librería OpenCV incluye funciones que permiten realizar la calibración de las cámaras [12], estas funciones requieren de imágenes que capturan una escena que contiene un patrón de calibración. Por lo general, este patrón tiene la forma de un tablero de ajedrez de 9x6 cuadros de un tamaño específico que se imprime en una hoja y es colocado sobre una superficie plana. Las funciones de la librería OpenCV permiten detectar las esquinas del tablero de ajedrez en imágenes adquiridas por las cámaras y estimar la posición geométrica del plano del tablero en coordenadas tridimensionales del mundo real con respecto a las coordenadas del plano de la imagen.

El problema enfrentado en esta investigación fue que no se pudieron detectar las esquinas del tablero de ajedrez en las imágenes del sensor térmico, ya que el material en el que fue impreso mantiene una temperatura constante sobre todo el plano. Para resolver este problema, se consideró el uso de componentes alternativos que pudieran ser detectados de forma efectiva por

la cámara de video a color y el sensor térmico. En [13] se detalla la creación de un tablero de ajedrez de dos capas diseñado para facilitar la diferenciación térmica entre las capas. El objetivo del estudio fue demostrar que enfriar el tablero de ajedrez es más eficaz que calentarlo. Ese método permite que la cámara térmica detecte efectivamente el diferencial térmico entre una capa de cobre y la otra capa con resina epóxica como material aislante. Este enfoque ofrece una técnica alternativa y potencialmente más eficiente al utilizar sensores térmicos.

Se realizaron pruebas térmicas en con diferentes tipos de material mostrados en Figura 3. Se colocaron sobre una placa de metal enfriada con el fin de encontrar un material que no absorba el frío y pueda producirse un diferencial térmico con respecto a la placa para que sea detectado en las imágenes térmicas y que a la vez muestre un contraste en las imágenes a color.

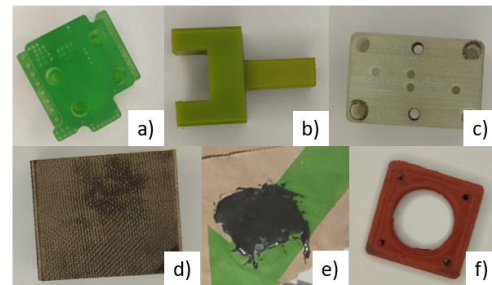


Figura 3.- Materiales para prueba térmica: a) resina, b) termoplástico, c) fibra de vidrio, d) plástico, e) adhesivo epóxico y f) polímero de neopreno.

Al realizar las pruebas con los materiales mostrados en la Figura 3 se observó que el trozo de cartón en el que se colocó el adhesivo epóxico mostró un fuerte diferencial térmico con la placa de metal. Por lo que se decidió construir el patrón de calibración con la forma de un tablero de ajedrez utilizando una placa de metal con cuadrados de cartón adheridos a la superficie. El uso de los cuadros de cartón facilita la detección de las esquinas tanto en las imágenes térmicas como en las de color. En la Figura 4 se muestran las imágenes a) a color y b) térmica del patrón de calibración contruido utilizando una placa de aluminio con cuadros de cartón adheridos a su superficie formando un tablero de ajedrez. También se pueden observar las esquinas detectadas en ambas imágenes.

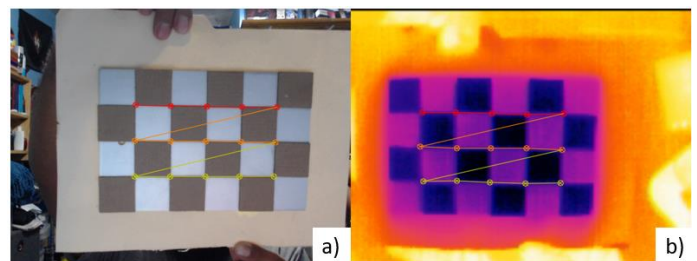


Figura 4.- Imágenes del tablero de ajedrez adquiridas con a) cámara a color y b) sensor térmico mostrando las esquinas detectadas.

Resuelto el problema de la detección de esquinas del tablero de ajedrez se lleva a cabo el proceso de calibración utilizando las funciones de la librería OpenCV que permiten obtener las matrices de parámetros intrínsecos, parámetros extrínsecos y los coeficientes de distorsión geométrica de la cámara a color y el sensor térmico. Después de obtener los parámetros de cada cámara se procede a realizar la calibración en estéreo para estimar una matriz de transformación con parámetros de translación y rotación que relacionan la posición de los ejes coordenados de la cámara a color y el sensor térmico. Finalmente se utiliza la función de rectificación estéreo que calcula la rotación de las matrices de cada cámara para alinear sus planos y la función para corregir distorsiones en las matrices de rectificación que calcula una nueva transformación en forma de mapas utilizados por el algoritmo de re-mapeo. En este algoritmo, para cada píxel en la imagen original se calculan las coordenadas correspondientes en una nueva imagen rectificada, de acuerdo a la ecuación:

$$Img_{rectif}(x,y) = Img_{orig}(map_x(x,y), map_y(x,y)) \quad [1]$$

Donde $map_x(x,y)$ y $map_y(x,y)$ son los mapas producidos por el proceso de rectificación en estéreo y utilizados para re-mapear pixeles de la imagen original (Img_{orig}) hacia la imagen rectificada (Img_{rectif}). El proceso de rectificación estéreo y el cálculo de los mapas de transformación geométrica para la función de re-mapeo se lleva a cabo por separado para la cámara a color y el sensor térmico. Al terminar el proceso de calibración se deben guardar los mapas ($map_x(x,y)$ y $map_y(x,y)$) de la cámara a color y también los mapas el sensor térmico. Mientras no se modifiquen los parámetros intrínsecos y extrínsecos del sistema de visión embebido, es decir, que no se modifiquen las posiciones de la cámara a color y el sensor térmico, estos mapas servirán para rectificar las nuevas imágenes a color y térmicas adquiridas por el sistema.

Una vez rectificadas las imágenes se puede obtener el valor de temperatura en la imagen térmica correspondiente a la posición del pixel (x,y) en la imagen a color. La Figura 5 muestra un par de imágenes a) a color y b) térmica después del proceso de rectificación donde se puede observar la deformación geométrica aplicada para alinear los planos de imagen y lograr que los puntos correspondientes coincidan.



Figura 5.- Imágenes de la a) cámara de video a color y del b) sensor térmico obtenidas después del proceso de rectificación.

4. DETECCIÓN DE ROSTROS Y MEDICIÓN DE TEMPERATURA

Para llevar a cabo la detección de rostros se utiliza un modelo pre-entrenado de red neuronal de aprendizaje profundo. El modelo de red *Multi-task Cascaded Convolutional Networks* (MTCNN) [9] fue utilizado con éxito en investigaciones previas [14], su arquitectura se compone de tres redes neuronales convolucionales en cascada, cada una diseñada para realizar una tarea específica. La primera red P-Net (*Proposal Network*) realiza la detección inicial de rostros en diferentes escalas. Genera propuestas de regiones donde se podría encontrar un rostro y también proporciona las coordenadas de las cajas delimitadoras; la segunda red R-Net (*Refine Network*) refina las propuestas de la P-net eliminando falsos positivos y ajustando las cajas delimitadoras de los rostros detectados; la tercera red O-Net (*Output Network*) procesa las detecciones refinadas, mejora la precisión de las cajas delimitadoras, además puede proporcionar puntos de referencia facial como la posición de los ojos, nariz y boca. En el estudio comparativo presentado en [15] se destaca a la red MTCNN como el mejor algoritmo de detección de rostros al compararlo con otros algoritmos, mencionando como sus principales ventajas una alta precisión y su ejecución en tiempo real, aunque menciona también que su entrenamiento toma bastante tiempo en comparación con otros modelos. En pruebas realizadas, el modelo MTCNN pudo procesar entre 21 y 25 cuadros por segundo sin errores de detección al ser ejecutado en modo de inferencia en la tarjeta Nvidia Jetson Nano. Las imágenes de entrada deben ser redimensionadas a 640x480 pixeles para ser alimentadas al modelo. La Figura 6 muestra ejemplos del proceso de detección de rostros en imágenes a color donde los rostros detectados se encuentran a diferentes distancias de la cámara.

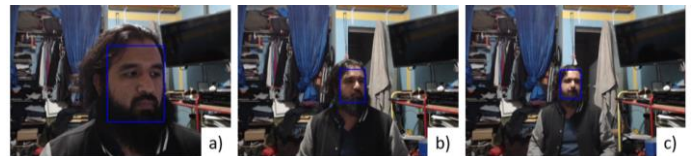


Figura 6.- Rostro detectado a una distancia de: a) 50, b) 100 y c) 150 cm de la cámara.

En el procesamiento en modo continuo del sistema de visión embebido para medir la temperatura en los rostros detectados se adquieren cuadros de imagen de la cámara a color y del sensor térmico y se redimensionan a 640x480 pixeles, luego se procede a realizar la rectificación de ambos cuadros utilizando la función de re-mapeo con los mapas almacenados para la cámara a color y el sensor térmico por medio de la Ecuación 1. A continuación se detectan rostros en la imagen a color rectificada por medio del modelo MTCNN produciendo una caja delimitadora para cada rostro detectado.

Se utilizan las coordenadas de la caja delimitadora de cada rostro detectado para determinar el valor máximo de temperatura dentro de la caja en la imagen térmica rectificada. La Figura 7

muestra una imagen a color donde se detectan múltiples rostros y se muestran las temperaturas correspondientes en la parte superior de las cajas delimitadoras.

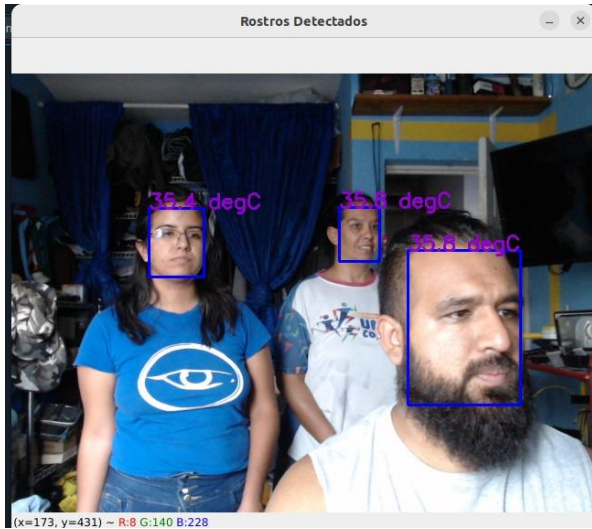


Figura 7.- Detección de múltiples rostros con sus correspondientes temperaturas.

Posteriormente se agregó un umbral de temperatura, si la medición de la temperatura en un rostro detectado sobrepasa los 37.5°C se dibuja la caja delimitadora en color rojo, si la temperatura no excede el umbral la caja delimitadora será verde. La figura 8 muestra una medición de temperatura por arriba del umbral en el rostro de una persona, también se muestra la medición de temperatura realizada con un termómetro de contacto, se observa una diferencia de 0.3° C entre las mediciones del sensor térmico y el termómetro de contacto.



Figura 8.- Medición de temperatura por arriba del umbral de 37.5° C.

Se llevó a cabo un experimento para validar el funcionamiento del sistema de visión embebido, este se realizó en la entrada de un edificio público. Se instaló un termómetro de pedestal a un

lado del sistema de visión embebido con finalidad de comparar las mediciones de temperatura en el rostro de 50 personas que ingresaron al edificio, realizadas con ambos aparatos. En cumplimiento con consideraciones éticas y de privacidad, se informó a las persona participantes sobre el tipo de prueba que se realizaría y se aseguró a los participantes que la información relativa a los rostros detectados no sería almacenada, registrada ni utilizada para ningún otro propósito que no fuera la validación de este sistema. Este compromiso se formalizó mediante la firma de una carta responsiva. En la Figura 9 se muestra la gráfica con los datos de las mediciones realizadas con el termómetro de pedestal en color azul y con el sistema de visión embebido en color naranja, así como los límites establecidos utilizando la tolerancia definida en las especificaciones del termómetro de pedestal en color gris para el límite inferior y en color amarillo para el límite superior. Se puede observar que las mediciones realizadas con el sistema de visión embebido se encuentran dentro de los límites de variabilidad del termómetro de pedestal.

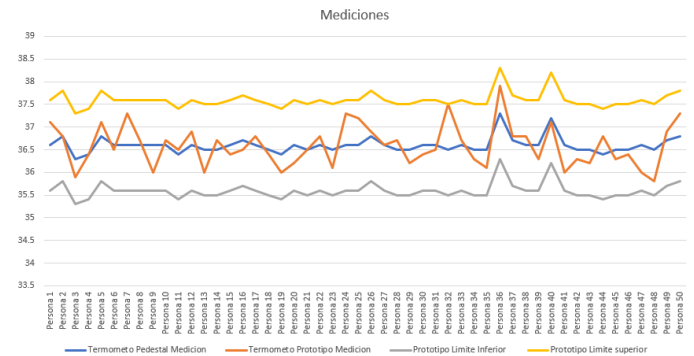


Figura 9.- Mediciones de temperatura de 50 personas en el experimento de validación del sistema desarrollado.

Se calculó el promedio de la diferencia absoluta entre las mediciones realizadas con el termómetro de pedestal y el prototipo desarrollado de acuerdo a la siguiente ecuación:

$$\text{Promedio dif. abs.} = \frac{1}{50} \sum |T_{\text{termómetro}} - T_{\text{sistema}}| \quad (2)$$

El promedio calculado sobre las 50 mediciones fue de 0.3° C, lo cual no se considera una diferencia significativa, tomando en cuenta las posibles variaciones debidas a las tolerancias de funcionamiento de ambos aparatos.

5. CONCLUSIONES

Se construyó un sistema de visión embebido utilizando una tarjeta Nvidia Jetson Nano que cuenta con características especiales para aplicaciones de visión por computadora e inteligencia artificial. El sistema de visión embebido fue programado para realizar la adquisición de imágenes de una cámara de video a color y un sensor térmico, conectados a los puertos USB de la tarjeta embebida. Se diseñó una carcasa para la tarjeta embebida con una base para montar la cámara a color

y el sensor térmico de manera que puedan adquirir imágenes de la misma escena y se mantenga su configuración sin cambios. Se llevó a cabo el proceso de calibración para alinear los planos de imagen de la cámara a color y el sensor térmico.

La principal contribución de esta investigación radica en el diseño de un patrón de calibración que puede ser detectado por la cámara a color y el sensor térmico. Este patrón de calibración fue construido con materiales comunes y accesibles, se utilizó una placa de aluminio con cuadros de cartón adheridos a su superficie con la forma de un tablero de ajedrez. El contraste en el color de la placa de aluminio y los cuadros de cartón es capturado por la cámara a color, mientras que al enfriar la placa metálica se crea un diferencial térmico con respecto al cartón de manera que puede ser captado por el sensor térmico. En las pruebas realizadas fue posible la detección de las esquinas del patrón de calibración, tanto en las imágenes a color, como en las térmicas, lo que permitió llevar a cabo el proceso de calibración para obtener los mapas de transformación que después son utilizados para rectificar las imágenes capturadas por la cámara a color y el sensor térmico de manera que los puntos correspondientes en ambas imágenes se encuentren en la misma posición.

Se implementó el modelo MTCNN para detección de rostros en las imágenes a color. En el funcionamiento en modo continuo del sistema de visión embebido se adquieren imágenes de la cámara a color y el sensor térmico, estas imágenes son redimensionadas y rectificadas para alinear sus planos. Luego se detectan los rostros presentes en la imagen a color. Para cada rostro detectado, se utilizan las coordenadas de la caja delimitadora generada por el modelo MTCNN para determinar la temperatura dentro de esta caja en la imagen térmica.

Se realizaron pruebas de medición de temperatura en la entrada de un edificio público utilizando un termómetro de pedestal y el sistema de visión embebido. Se compararon las mediciones de temperatura realizadas a 50 personas con los dos aparatos resultando un promedio de diferencia absoluta de 0.3°C , lo que se considera poco significativo tomando en cuenta los rangos de variación especificados en los datos técnicos del termómetro de pedestal y el sensor térmico.

Agradecemos al Tecnológico Nacional de México por el apoyo para la realización de esta investigación por medio del proyecto 21048.24-P.

6. BIBLIOGRAFÍA

- [1] WHO COVID-19 dashboard. [En línea]. Disponible en: <https://data.who.int/dashboards/covid19/cases?n=c>. [Última visita: 31-mayo-2024].
- [2] Prakash, A., "Thermal remote sensing: Concepts, issues and applications", *International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing*, vol. 33, no. B1, pp. 239-243. 2000.
- [3] ¿Qué son los infrarrojos?, Teledyne FLIR. [En línea]. Disponible en: <https://www.flir.com.mx/discover/what-is-infrared/>. [Última visita: 31-mayo-2024].
- [4] Reese, K.; Zheng, Y.; Elmaghraby, A. "A comparison of face detection algorithms in visible and thermal spectrums", *In Proceedings of the International Conference on Advances in Computer Science and Application*, Amsterdam, The Netherlands, 2012, doi: 02.CSA.2012.01
- [5] Zhang, L.; Chu, R.; Xiang, S.; Liao, S.; Li, S.Z., "Face detection based on multi-block lbp representation", *In Proceedings of the 2007 International Conference on Biometrics (ICB 2007)*, Crystal City, VA, USA, pp. 11-18, 2007, doi: 10.1007/978-3-540-74549-5_2
- [6] N. Dalal and B. Triggs, "Histograms of oriented gradients for human detection," *2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'05)*, San Diego, CA, USA, 2005, pp. 886-893 vol. 1, doi: 10.1109/CVPR.2005.177.
- [7] Ma, C., Trung, N. T., Uchiyama, H., Nagahara, H., Shimada, A., & Taniguchi, R. I., "Adapting local features for face detection in thermal image". *Sensors*, vol. 17, no. 12, pp. 2741. 2017, doi: 10.3390/s17122741
- [8] Cao, Z., Zhao, H., Cao, S., Pang, L., "Face detection in the darkness using infrared imaging: a deep-learning-based study", *Proc. SPIE 11843, Applications of Machine Learning*, 118430K, 2021, doi: 10.1117/12.2597194
- [9] Ku, H., & Dong, W., "Face recognition based on mtcnn and convolutional neural network", *Frontiers in Signal Processing*, vol. 4, no. 1, pp. 37-42, 2020, doi: 10.22606/fsp.2020.41006
- [10] C. Cheng, S. Zhang, J. Xing, L. Zhen, S.Z. Li, X. Zou, "Selective Refinement Network for High Performance Face Detection", *Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence*, vol. 33, no. 1, pp. 8231-8238, 2019, doi: 10.1609/aaai.v33i01.33018231
- [11] S. Zhang, X. Zhu, Z. Lei, H. Shi, X. Wang and S. Z. Li, "FaceBoxes: A CPU real-time face detector with high accuracy", *IEEE International Joint Conference on Biometrics (IJCB)*, pp. 1-9, 2017, doi: 10.1109/BTAS.2017.8272675
- [12] Camera Calibration and 3D Reconstruction. OpenCV. [En línea]. Disponible en: https://docs.opencv.org/4.10.0/d9/d0c/group_calib3d.html. [Última visita: 31-mayo-2024].
- [13] Herrmann, T., Migniot, C., Aubreton, O., "Thermal camera calibration with cooled down chessboard", *In Quantitative InfraRed Thermography Conference*, 2019.
- [14] Loya Domínguez, Andrés. E., "Sistema de Visión Embebido con Múltiples Cámaras para Reconocimiento Facial". *Tesis de Maestría en Ingeniería Mecatrónica. Tecnológico Nacional de México / Instituto Tecnológico de Chihuahua*. 2022.
- [15] Jadhav, A., Lone, S., Matey, S., Madamwar, T., Jakhete, S. "Survey on face detection algorithms", *International Journal of Innovative Science and Research Technology*, vol. 6, no. 2, pp. 291-297, 2021.