

Análisis de termografía de infrarrojos mediante inteligencia artificial para diagnóstico no invasivo de bajo gasto cardíaco en pacientes críticos

Artificial Intelligence–Driven Analysis of Infrared Thermography for Noninvasive Diagnosis of Low Cardiac Output in Critically Ill Patients

ANDRÉS N. ATAMAÑUK^{1,2}, IGNACIO J. GANDINO², HORACIO E. FERNÁNDEZ³, RENZO E. MELCHIORI³, LUIS E. GÓMEZ², JORGE BILBAO³, NICOLÁS A. TORRES³, GUSTAVO ROSS QUAAS⁴, SERGIO J. BARATTA³

RESUMEN

Introducción: El flujo sanguíneo cutáneo desempeña un papel clave en la termorregulación, y se ve alterado en estados de shock hemodinámico. La termografía infrarroja ofrece un método no invasivo para mapear la temperatura periférica y analizar su comportamiento en pacientes con inestabilidad hemodinámica.

Objetivo: Evaluar el comportamiento térmico del rostro de pacientes críticos bajo monitoreo hemodinámico invasivo, mediante el uso de cámara infrarroja. De manera secundaria, por medio de inteligencia artificial, establecer el valor diagnóstico de dicho método para bajo gasto cardíaco.

Material y métodos: Estudio transversal en pacientes críticos bajo monitoreo con catéter de arteria pulmonar. Se obtuvieron imágenes térmicas faciales con cámara infrarroja simultáneamente a la realización de mediciones hemodinámicas invasivas. Se analizaron seis regiones faciales predefinidas y se calcularon temperaturas aisladas, promedios y gradientes térmicos. Los datos fueron procesados mediante *machine learning* para predecir un índice cardíaco $<2,5$ L/min/m².

Resultados: Se realizaron 35 monitoreos en 18 pacientes (edad 60 ± 14 años, 70 % hombres). El 60 % presentaba shock y el 40 % estaba en posoperatorio cardíaco; 54 % recibía ≥ 2 drogas vasoactivas. La mayoría de los análisis térmicos faciales mostraron correlación significativa con el índice cardíaco (mejor correlación, gradiente térmico (GT): $r = -0,45$; $p = 0,010$). El modelo de redes neuronales alcanzó un área bajo la curva ROC de 0,75 para predecir bajo gasto.

Conclusiones: En esta prueba de concepto, la termografía facial identificó regiones y gradientes con correlación significativa con el índice cardíaco. Su integración con inteligencia artificial exhibió una señal biológica prometedora para la detección de bajo gasto cardíaco, perfilándose como una alternativa a explorar para el monitoreo hemodinámico no invasivo en el entorno crítico.

Palabras clave: Termografía - Inteligencia artificial - Hemodinamia - Cuidados críticos - Shock - Insuficiencia cardíaca - Monitoreo

ABSTRACT

Introduction: Cutaneous blood flow plays a key role in thermoregulation and is altered in states of hemodynamic shock. Infrared thermography offers a non-invasive method to map temperature and analyze its behavior in patients with hemodynamic instability.

Objective: To evaluate the thermal behavior of the face in patients under invasive hemodynamic monitoring using an infrared camera. Secondly, to determine the diagnostic value of this method using artificial intelligence.

Methods: A cross-sectional study was conducted in critically ill patients monitored with a pulmonary artery catheter. Facial thermal images were obtained with an infrared camera simultaneously with invasive hemodynamic measurements. Six pre-

REV ARGENT CARDIOL 2026;94:295-301. <https://doi.org/10.7775/rac.es.v94.i4.21036>

VER ARTÍCULO RELACIONADO: Rev Argent Cardiol 2026;94: 261-262. <https://doi.org/10.7775/rac.es.v94.i4.21040>

Recibido: 07/11/2025 - Aceptado: 05/03/2026

Dirección para correspondencia: Andrés Nicolás Atamañuk. Correo electrónico: nicoatama@hotmail.com

Este trabajo obtuvo el Premio Cossio en el 51 Congreso Argentino de Cardiología



<https://creativecommons.org/licenses/by-nc-sa/4.0/>

©Revista Argentina de Cardiología

¹ Sección Insuficiencia Cardíaca y Trasplante cardíaco, Hospital Universitario Austral, Pilar, Buenos Aires, Argentina

² Servicio de Cardiología, Hospital General de Agudos Juan A. Fernández, Ciudad Autónoma de Buenos Aires, Argentina.

³ Unidad de Cuidados Críticos Cardiovasculares, Hospital Universitario Austral, Pilar, Buenos Aires, Argentina.

⁴ Centro de Inteligencia Artificial de la Universidad Nacional de Mexico y la Universidad Panamericana.

defined facial regions were analyzed, and isolated temperatures, averages, and thermal gradients were calculated. Data were processed using machine learning to predict a cardiac index <2.5 L/min/m².

Results: Thirty-five monitoring sessions were performed in 18 patients (age 60 ± 14 years, 70 % male). Sixty percent presented with shock and 40 % were postoperative cardiac patients; 54 % were receiving ≥ 2 vasoactive drugs. Most facial thermal analyses showed a significant correlation with cardiac index (strongest correlation: thermal gradient, $r = -0.45$; $p = 0.010$). The neural network model achieved an area under the ROC curve of 0.75 for predicting low cardiac output.

Conclusions: In this proof-of-concept study, facial thermography identified regions and gradients that significantly correlated with the cardiac index. Its integration with artificial intelligence exhibited a promising biological signal for the detection of low cardiac output, emerging as an alternative to be explored for non-invasive hemodynamic monitoring in the critical care setting.

Key words: Thermography - Artificial intelligence - Hemodynamics - Critical care - Shock - Heart failure - Monitoring

INTRODUCCIÓN

La monitorización hemodinámica constituye un componente esencial en el manejo de pacientes críticos, y el volumen minuto cardíaco (VMC) se reconoce como uno de los principales indicadores del estado circulatorio. A lo largo de la historia, métodos como el de Fick y la termodilución mediante catéter de arteria pulmonar (CAP) han sido considerados estándar de referencia, aunque su carácter invasivo implica riesgos relevantes, incluyendo arritmias durante la inserción (entre 12,5 % y más del 70 %), con arritmias ventriculares clínicamente significativas en menos del 1 %, y bacteriemia asociada al catéter en torno al 1,3 %-2,3 %. (1,2) Estas limitaciones han impulsado el desarrollo de alternativas menos invasivas o no invasivas para la estimación del estado hemodinámico.

Entre los métodos mínimamente invasivos, la termodilución transpulmonar, representada por dispositivos como PiCCO (3,4) utiliza un catéter venoso central y otro arterial, aunque presenta limitaciones en pacientes con terapias extracorpóreas o con shunts intracardíacos. La litodilución transpulmonar (5,6) disponible en sistemas como LiDCO, requiere la inyección de cloruro de litio y un sensor arterial, lo que la restringe en pacientes bajo tratamiento con litio o expuestos a determinados relajantes musculares. Otra alternativa es el análisis del contorno de la onda de presión arterial (FloTrac/Vigileo, MostCare), que estima el volumen sistólico latido a latido, sin necesidad de calibración en algunos sistemas, aunque su precisión puede reducirse en estados de vasoplejía o en presencia de dispositivos de asistencia ventricular. (7-9) En el campo de los métodos no invasivos, se incluyen la bioimpedancia y biorreactancia eléctrica torácica (NICOM), cuya exactitud puede verse comprometida en pacientes con marcapasos, hipertensión pulmonar o insuficiencias valvulares graves. (10,11) La ecocardiografía Doppler, tanto transtorácica como transesofágica, aportan información sobre el flujo sanguíneo y la morfología cardíaca, pero requieren capacitación específica y muestran variabilidad interobservador. Por su parte, el sistema esCCO, basado en pulsioximetría, electrocardiografía y análisis de la onda de

pulso periférico, ha mostrado correlación favorable con la termodilución en estudios seleccionados. (9-12) No obstante, la evidencia sobre estas técnicas se caracteriza por una marcada heterogeneidad metodológica, tamaños muestrales reducidos y limitada información sobre seguridad, si bien la incidencia de efectos adversos parece baja. (12) Además, los costos son variables, desde el Doppler esofágico como opción accesible hasta PiCCO, una de las más caras entre las alternativas mínimamente invasivas. (9,12)

En este escenario, la termografía infrarroja se presenta como una herramienta emergente, completamente no invasiva y de bajo costo, que permite medir la radiación infrarroja emitida por los tejidos y explorar alteraciones de la perfusión periférica. Su potencial clínico ha sido evaluado en insuficiencia cardíaca, donde estudios recientes demostraron que, combinada con algoritmos de inteligencia artificial (IA), permite diferenciar pacientes con insuficiencia cardíaca aguda descompensada de controles, con una sensibilidad interesante y un área bajo la curva ROC de 0,82. (13) De igual modo, la temperatura de superficie ocular, medida mediante termografía, ha mostrado correlación con la temperatura corporal central (14,15) y en modelos animales asociación con desenlaces cardiovasculares, como el infarto agudo de miocardio y el pronóstico a largo plazo. (16) Estas evidencias sugieren que la termografía infrarroja podría convertirse en una herramienta diagnóstica y de monitoreo clínico, aplicable en escenarios de cuidados críticos y en contextos de telemedicina, aportando una alternativa segura y accesible a las estrategias hemodinámicas actuales.

MATERIAL Y MÉTODOS

Realizamos un estudio transversal en la Unidad de Cardiología Crítica de dos hospitales terciarios. Se incluyeron pacientes consecutivos hospitalizados que se encontraban bajo monitorización invasiva con CAP indicado por criterio clínico independiente de este protocolo. Se excluyeron aquellos con cirugía o trauma facial previo, edema facial grave, infecciones activas, dispositivos oculares o faciales, y cualquier condición que pudiera alterar la anatomía o el patrón térmico. El protocolo fue aprobado por el comité de ética institucional y cumplió con la Declaración de Helsinki. (17)

Para cada paciente, se obtuvieron tres imágenes térmicas faciales en serie utilizando una cámara infrarroja portátil (FLIR ONE®, FLIR Systems Inc.; resolución 160×120 píxeles, rango espectral $8-14 \mu\text{m}$). Las fotografías se realizaron de forma simultánea a tres mediciones hemodinámicas por CAP, cuyos valores se promediaron para el análisis. Las capturas se efectuaron en decúbito dorsal, a una distancia de 10 cm del rostro, en una sala con temperatura ambiente controlada, evitando la influencia de fuentes externas de calor o corrientes de aire.

El análisis de imágenes se llevó a cabo mediante un *software* específico para termografía. Un evaluador ciego seleccionó seis regiones faciales de interés: frente, mejilla derecha, mejilla izquierda, nariz y ángulos internos de ambos ojos. A partir de estas regiones se calcularon tres tipos de variables: 1) temperaturas aisladas por región (T), 2) promedios entre distintas regiones (TP), y 3) gradientes térmicos entre regiones (GT) (Figura 1). Posteriormente, un segundo evaluador, también ciego, comparó los parámetros térmicos con las variables hemodinámicas obtenidas por CAP.

Mediante *machine learning* se procesaron los valores térmicos para obtener el mejor modelo de predicción para un índice cardíaco (IC) menor a $2,5 \text{ L/min/m}^2$ (el cual fue definido como bajo gasto cardíaco).

Las variables cualitativas se expresan en números y porcentajes, las cuantitativas en media y desviación estándar (DE). Se utilizó el test de Chi2 o Fisher para asociaciones de variables categóricas, y *t-test* o *Wilcoxon rank sum test* para las cuantitativas. Se empleó *test* de Pearson o Spearman para correlacionar las variables cuantitativas. Se consideró un valor de $p < 0,050$ como significativo. La capacidad discriminativa se evaluó con curvas ROC y cálculo del área bajo la curva (AUC), junto con sensibilidad, especificidad y valores predictivos. El protocolo fue aprobado por un comité de ética hospitalario. La identidad de los pacientes fue resguardada

por las características de la imagen térmica las cuales no permiten la identificación de los rostros.

RESULTADOS

En total se analizaron 35 monitoreos hemodinámicos en 18 pacientes (9 pacientes registraron 2 o más monitoreos). La edad media fue 60 ± 14 años, 70% eran hombres. Las causas de internación fueron insuficiencia cardíaca en 50% de los casos; post operatorios de cirugías cardiovasculares 39% y causas no cardiovasculares 11% de los casos. La indicación de monitoreo hemodinámico fue en 60% de los casos shock, y en 40% posoperatorio cardíaco complicado. Respecto del tratamiento con drogas vasoactivas: 17 pacientes (94,4%) recibieron alguna droga vasoactiva; en 19 monitoreos (54,3%) se usó 2 o más drogas (dobutamina y noradrenalina en más del 50% de los casos, 27% milrinona, y adrenalina y nitroglicerina en menos del 10%).

En el monitoreo por CAP, en 31 determinaciones (88,6%) el cálculo de VMC se realizó mediante método de termodilución. En 18 casos (51,4%) se halló bajo gasto cardíaco, con los siguientes valores: tensión arterial media (TAM): $74,5 \pm 7,8 \text{ mmHg}$; frecuencia cardíaca (FC) $95,7 \pm 21,2 \text{ lat/min}$; presión arterial pulmonar media (PAPM) $26,2 \pm 8,7 \text{ mmHg}$; presión de enclavamiento pulmonar (Pw) $12,2 \pm 4,9 \text{ mmHg}$; presión venosa central (PVC) $7,3 \pm 4,2 \text{ mmHg}$; índice cardíaco (IC) $2,6 \pm 0,6 \text{ L/min/m}^2$; resistencia vascular sistémica (RVS) $1123,3 \pm 260,1 \text{ din.s. cm}^{-5}$, resistencia vascular pulmonar (RVP) $168 \pm 87,4 \text{ din.s.cm}^{-5}$.

Fig. 1. Fotografía termográfica del rostro de un paciente, obtenida con cámara infrarroja (FLIR-ONE). Se señalan las regiones de medición: T1 (región interiliar), T2 (ángulo interno de los ojos), T3 (raíz de la pirámide nasal), T4 (ángulo diedro paralelo al ala nasal). La escala de colores indica variaciones de temperatura en °C.

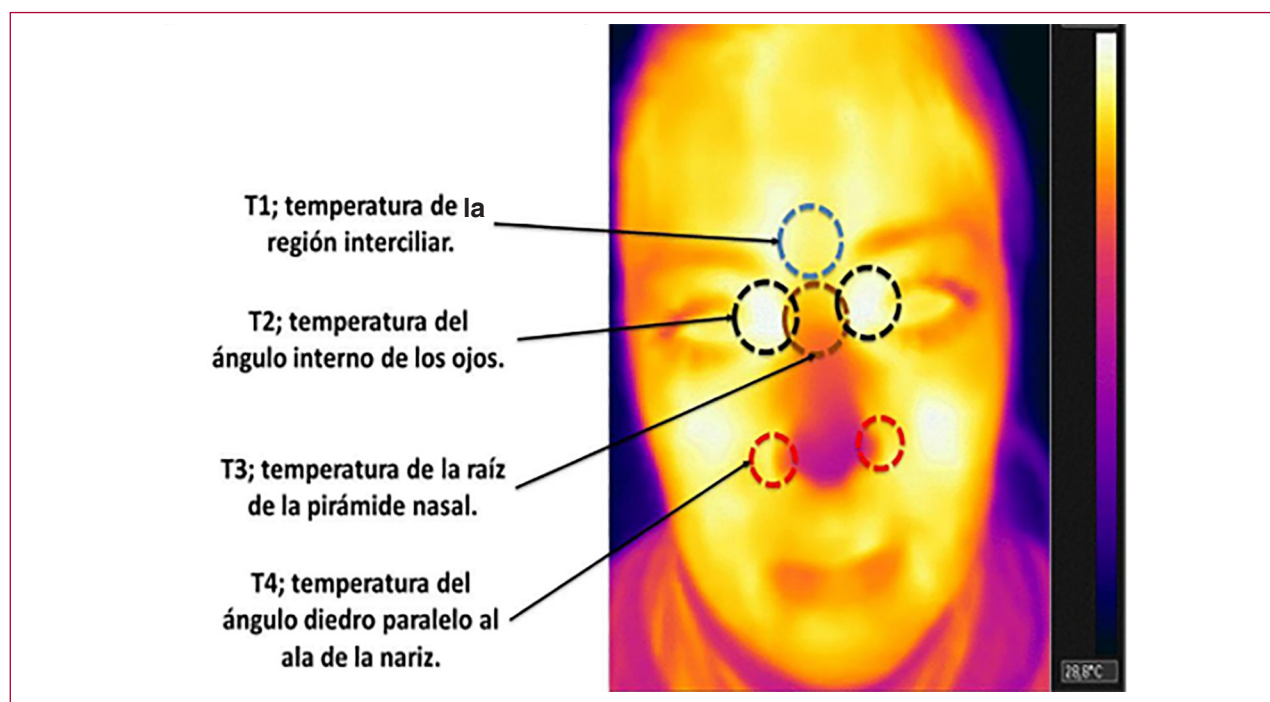
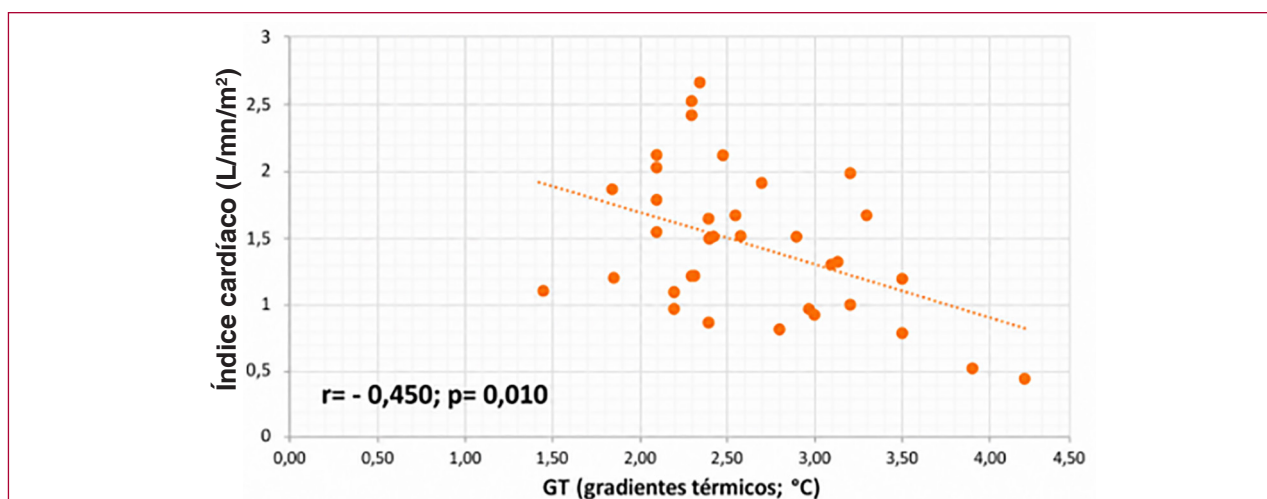


Tabla 1. Valores térmicos y su correlación con el IC

Variable hemodinámica	T1	T2	T3	T4	TP=1	GT
PVC	r = 0,42; p= 0,010	r = 0,32; p= 0,506	r= 0,37; p= 0,020	r= 0,35; p= 0,033	r= 0,4; p= 0,010	NS
PAPM	NS	NS	NS	NS	NS	NS
Pw	NS	NS	NS	NS	NS	NS
TAM	NS	NS	NS	NS	NS	NS
FC	NS	NS	NS	NS	NS	NS
IC	r = 0,42; p= 0,010	NS	r= 0,37; p= 0,021	r= 0,41; p= 0,012	r= 0,43; p= 0,010	r= -0,45; p= 0,010
RVS	r= -0,36; p= 0,030	NS	r= -0,35; p= 0,041	r= -0,44; p= 0,010	r= -0,41; p= 0,010	NS
RVP	NS	NS	NS	NS	NS	NS

FC: frecuencia cardíaca; GT: gradiente térmico; IC: índice cardíaco; NS: no significativo; PAPM: presión arterial pulmonar media; PVC: presión venosa central; Pw: presión de enclavamiento pulmonar; RVP: resistencias vasculares pulmonares; RVS: resistencias vasculares sistémicas; T: temperatura aislada por región; TAM: tensión arterial media; TP: temperatura promedio

Fig. 2. Correlación entre gradiente térmico (GT) facial e índice cardíaco (IC). Se observa asociación inversa significativa ($r = -0,45$; $p = 0,010$).

El 25% de los pacientes se encontraba en asistencia respiratoria mecánica.

Se obtuvieron 105 imágenes termográficas. Los datos térmicos de mejor correlación con el IC, respectivamente fueron: T1: $35,55 \pm 1,84^{\circ}\text{C}$ ($r=0,42$, $p=0,010$), T3: $34,48 \pm 2,45^{\circ}\text{C}$ ($r=0,37$, $p=0,021$), T4: $35,74 \pm 1,48^{\circ}\text{C}$ ($r=0,41$, $p=0,012$), TP1 (promedio entre T1 y T4) $34,99 \pm 1,47^{\circ}\text{C}$ ($r=0,43$, $p=0,014$) y GT (gradiente entre T1 y TP1): $1,32 \pm 0,59^{\circ}\text{C}$ ($r=-0,45$, $p=0,010$). También se hallaron algunas correlaciones significativas con RVS y PVC. (Tabla 1)

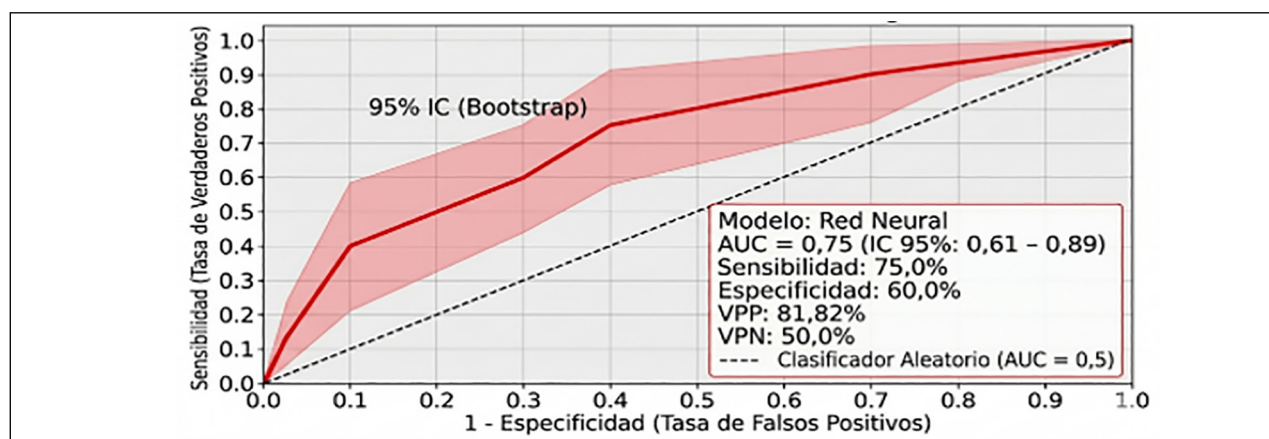
No se hallaron correlaciones entre las evaluaciones termográficas con Pw, FC, PAPM y TAM. Excepto T2,

todas las determinaciones térmicas se correlacionaron con el IC, y el mejor valor se obtuvo con GT. (Figura 2)

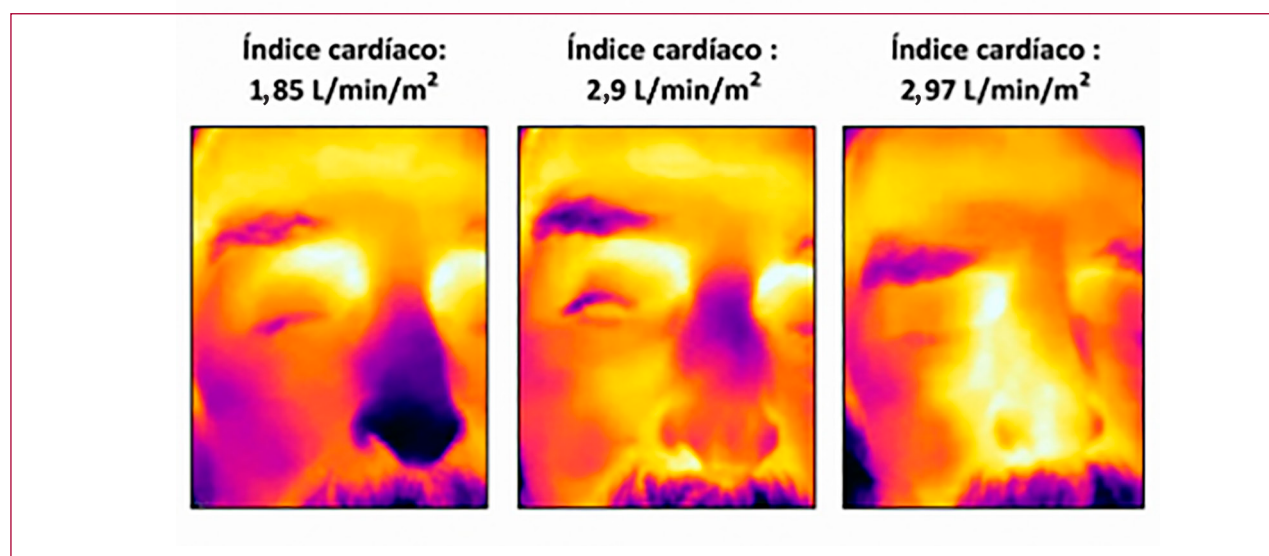
En la predicción de bajo gasto por IA, el mejor modelo obtenido fue de redes neuronales con área bajo la curva ROC de 0,75 (IC 95 % 0,61-0,89), sensibilidad 75,0%, especificidad 60,0%, valor predictivo positivo 81,82% y valor predictivo negativo 50,00 %. (Figura 3)

DISCUSIÓN

Este estudio demuestra que la termografía facial infrarroja, integrada a la IA, puede identificar correlaciones significativas con el IC, especialmente a través

Fig. 3. Curva ROC para predicción de IC $<2,5\text{L/min/m}^2$, con modelo de redes neuronales de termografía facial

AUC: área bajo la curva; IC: intervalo de confianza; VPN: valor predictivo negativo; VPP: valor predictivo positivo

Fig. 4. Fotos termográficas del rostro de un paciente con shock cardiogénico en tres estados hemodinámicos diferentes. Puede apreciarse, de izquierda a derecha, la mejoría progresiva del índice cardíaco ($1,85$; $2,9$ y $2,97\text{ L/min/m}^2$) y el correspondiente cambio térmico en la escala de colores (blanco = mayor temperatura, negro = menor temperatura).

de gradientes térmicos. Estos hallazgos coinciden con evidencia previa en pacientes con insuficiencia cardíaca aguda descompensada, donde la termografía mostró una sensibilidad del 84 % y especificidad del 52 % para su detección. (13) Adicionalmente, estudios recientes describen cómo la termorregulación cutánea se encuentra alterada en la insuficiencia cardíaca, siendo más lenta y reducida la respuesta térmica durante el ejercicio, particularmente en pacientes con fracción de eyección reducida. (18,19) Esta disfunción térmica refleja el compromiso en la perfusión periférica y la progresión hacia estadios avanzados de la enfermedad.

Es interesante destacar que la correlación entre la temperatura periférica y el IC no es un hallazgo nuevo.

(19,20) En 1969, Joly y Weil publicaron un estudio pionero donde demostraron que la temperatura del hallux era un marcador sensible de hipoperfusión periférica y se correlacionaba con el gasto cardíaco en pacientes con shock. (21) Dicho trabajo sentó las bases fisiológicas para considerar la temperatura cutánea como un reflejo indirecto del estado circulatorio, antecediendo varias décadas a las aplicaciones modernas de la termografía. Nuestros resultados extienden esta observación hacia el análisis térmico facial, aportando además la integración con algoritmos de IA que optimizan la capacidad diagnóstica.

La fortaleza de la presente investigación radica en la implementación de un protocolo estandarizado:

capturas térmicas simultáneas con mediciones invasivas de IC en pacientes críticamente enfermos, análisis regionalizado del rostro y procesamiento mediante IA. Esto permitió establecer correlaciones robustas con IC, aportando una aproximación diagnóstica novedosa, de naturaleza innovadora; es el primer reporte que combina termografía facial, monitoreo invasivo simultáneo y análisis mediante IA, representando una herramienta completamente no invasiva, rápida y económica con potencial para telemedicina y cuidados críticos.

Sin embargo, se deben considerar limitaciones importantes. El tamaño muestral modesto y la heterogeneidad clínica (con un porcentaje significativo de pacientes con shock y postoperatorio cardíaco) restringen la generalización de los resultados. Asimismo, la capacidad predictiva del modelo de IA (AUC = 0,75) es prometedora, pero requiere validación externa en cohortes más amplias y homogéneas. Aún no se conoce si estos patrones térmicos varían entre subtipos específicos de insuficiencia cardíaca (según fracción de eyección, entre otros). Tampoco se evaluó la evolución temporal del patrón térmico ante intervenciones hemodinámicas (aunque la valoración individual de pacientes en nuestro estudio muestra imágenes de coherencia térmica-hemodinámica; Figura 4), ni se exploró su utilidad en el seguimiento ambulatorio o remoto.

En línea con revisiones recientes, la termografía médica tiene múltiples aplicaciones válidas, como la detección temprana de cambios vasculares o inflamatorios, y permite captar variaciones térmicas sutiles que preceden a las alteraciones estructurales. (20) Sin embargo, es fundamental recordar que la termografía constituye una herramienta fisiológica complementaria y no reemplaza los métodos estructurales convencionales (ecocardiografía, cateterismos, etc.). Como tal, la termografía podría ser tomada como un nuevo método complementario en el ámbito de los cuidados críticos, y su integración con la IA la convierte en una herramienta con claras ventajas frente a sus competidores por ser un método no invasivo, rápido y económico.

CONCLUSIONES

La termografía facial infrarroja mostró asociación con el índice cardíaco en pacientes críticos, siendo el gradiente térmico la variable con mayor correlación. La integración con inteligencia artificial permitió identificar una señal fisiológica con potencial utilidad para la detección de bajo gasto cardíaco.

Dado el carácter exploratorio del estudio, el tamaño muestral limitado y la ausencia de validación externa, estos hallazgos deben interpretarse con cautela. Se requieren estudios prospectivos, con mayor número de pacientes y metodologías analíticas robustas, que confirmen su valor diagnóstico y definan su aplicabilidad

Agradecimientos

A los equipos de cuidados críticos de los hospitales participantes.

Conflicto de intereses

Los autores declaran no tener conflicto de intereses.

Financiamiento

No se recibió financiamiento externo.

BIBLIOGRAFÍA

1. Rajagopalan N, Borlaug BA, Bailey AL, Eckman PM, Guglin M, Hall S, et al. Practical Guidance for Hemodynamic Assessment by Right Heart Catheterization in Management of Heart Failure. *JACC: Heart Failure* 2024;12:1141-56. <https://doi.org/10.1016/j.jchf.2024.03.020>
2. Evans DC, Doraiswamy VA, Prosciak MP, Silveira M, Seamon MJ, Rodriguez Funes V, et al. Complications Associated with Pulmonary Artery Catheters: A Comprehensive Clinical Review. *Scand J Surg* 2009;98:199-208. <https://doi.org/10.1177/145749690909800402>
3. Vivas AM, Saboya Sánchez S, Patiño Rodríguez M, Silva Obregón JA, Gómez Rosado S, Blanco García JJ. Monitorización hemodinámica: sistema PiCCO. *Enferm Intensiva* 2008;19:132-40. [https://doi.org/10.1016/S1130-2399\(08\)72755-X](https://doi.org/10.1016/S1130-2399(08)72755-X)
4. Putko K, Erber J, Wagner F, Busch D, Schuster H, Schmid R, et al. Accuracy of hemodynamic parameters derived by GE E-PiCCO in comparison with PiCCO® in patients admitted to the intensive care unit. *Sci Rep* 2023;13:6861. <https://doi.org/10.1038/s41598-023-34141-8>
5. Sundar S, Panzica P. LiDCO systems. *Int Anesthesiol Clin* 2010;48:87-100. <https://doi.org/10.1097/AIA.0b013e3181bce8c1>
6. Pearse RM, Ikram K, Barry J. Equipment review: an appraisal of the LiDCO plus method of measuring cardiac output. *Crit Care* 2004;8:190-5. <https://doi.org/10.1186/cc2852>
7. Maeda T, Hamaguchi E, Hirata Y, Inoue T, Murakami M, Ohashi Y, et al. Comparison of cardiac output measurements by Fick, thermolulution, and the pulse contour method (Vigileo/FloTrac) in patients with pulmonary hypertension. *J Cardiol* 2018;71:517-23.
8. Romano SM, Pistolesi M. Assessment of cardiac output from systemic arterial pressure in humans. *Crit Care Med* 2002;30:1834-41. <https://doi.org/10.1097/00003246-200208000-00027>
9. Cecconi M, Rhodes A, Poloniecki J, Della Rocca G, Grounds RM. Bench-to-bedside review: the importance of the precision of the reference technique in method comparison studies—with specific reference to the measurement of cardiac output. *Crit Care* 2009;13:201. <https://doi.org/10.1186/cc7129>
10. Rali AS, Buechler T, Van Gotten B, Waters A, Shah Z, Haglund N, et al. Non-Invasive Cardiac Output Monitoring in Cardiogenic Shock: The NICOM Study. *J Card Fail* 2020;26:160-5. <https://doi.org/10.1016/j.cardfail.2019.11.015>
11. Smischney N, Stoltenberg AD, Schroeder D, DeAngelis JL, Kaufman DA. Noninvasive Cardiac Output Monitoring (NICOM) in the Critically Ill Patient Undergoing Endotracheal Intubation: A Prospective Observational Study. *J Intensive Care Med* 2023;38:1108-20. <https://doi.org/10.1177/08850666231183401>
12. García X, Mateu L, Maynar J, Mercadal J, Ochagavía A, Ferrandiz A. Estimating cardiac output. Utility in the clinical practice. Available invasive and non-invasive monitoring. *Med Intensiva* 2011;35:552-61. <https://doi.org/10.1016/j.medin.2011.01.014>
13. Atamanuk AN, Gandino IJ, Miranda MN, Cardozo LM, Escalante SE, Villalba C, et al. Artificial Intelligence-Enabled Analysis of Thermography to Diagnose Acute Decompensated Heart Failure. *JACC Adv* 2025;4:101888. <https://doi.org/10.1016/j.jacadv.2025.101888>

14. Cohen O, Toledano R, Glovinsky Y, Kesler A. Ocular surface temperature as a surrogate of body core temperature. *Diagnostics* (Basel) 2021;11:691. <https://doi.org/10.3390/diagnostics11101877>
15. Shah S, Galor A. Impact of the tear film on ocular thermography: a review. *Clin Optom* (Auckl) 2021;13:73-81. <https://doi.org/10.2147/OPTO.S281601>
16. Vogel B, Wagner H, Gmoser J, Wörner A, Löschberger A, Peters L, et al. Touch-free measurement of body temperature using close-up thermography of the ocular surface. *MethodsX* 2016;3:407-16. <https://doi.org/10.1016/j.mex.2016.05.002>
17. World Medical Association. World Medical Association Declaration of Helsinki: Ethical Principles for Medical Research Involving Human Subjects. *JAMA* 2013;310:2191-4. <https://doi.org/10.1001/jama.2013.281053>
18. Balmain BN, Jay O, Sabapathy S, Royston D, Stewart GM, Jayasinghe R, et al. Altered thermoregulatory responses in heart failure patients exercising in the heat. *Physiol Rep* 2016;4:e13022. <https://doi.org/10.14814/phy2.13022>
19. Shoemaker WC, Czer LS. Evaluation of the physiologic basis for the use of invasive monitoring in critically ill patients. *Circulation* 1969;40:Suppl II-3-13.
20. Švantner M, Lang V, Skála J, Kohlschütter T, Honner M, Muzika L, et al. Statistical study on human temperature measurement by infrared thermography. *Sensors* (Basel) 2022;22:8395. <https://doi.org/10.3390/s22218395>
21. Joly HR, Weil MH. Temperature of the great toe as an indication of the severity of shock. *Circulation* 1969;39:131-8. <https://doi.org/10.1161/01.CIR.39.1.131>