



UNIVERSIDAD AUTÓNOMA DEL ESTADO DE MÉXICO  
CENTRO UNIVERSITARIO UAEM ATLACOMULCO



“Termógrafo Embebido para la detección de temperatura a partir de técnicas de  
Visión por Computadora”

# T E S I S

Que para obtener el Grado Académico de:

**Maestro en Ciencias de la Computación**

Presenta:

**Miguel Ángel López Pérez**

Director de Tesis:

**Dr. Allan Antonio Flores Fuentes**

Co-directores de Tesis

**Dr. Rosendo Peña Eguiluz**

**Dr. Everardo Efrén Granda Gutiérrez**

**Diciembre 2023**

## **RESUMEN**

A partir de las epidemias mundiales como el SARS-CoV-2, H1N1, SARS y MERS, de los últimos años se ha generado una severa crisis sanitaria, económica y social, así como un creciente número de personas afectadas en el mundo, partiendo de estas premisas, se ha desarrollado una amplia gama de sistemas de medición de la temperatura que basan su funcionamiento en técnicas de visión por computadora para reducir y prevenir el contagio por virus, recientemente se incorporan el procesamiento de imágenes térmicas que permiten determinar la temperatura basado en el espectro térmico. El presente trabajo describe la construcción de un sistema embebido que incorpora el procesamiento del espectro térmico mediante una cámara térmica que realiza un análisis térmico del medio. La metodología propuesta parte del diseño y construcción de un sistema embebido para la adquisición de imágenes térmicas, que determina la temperatura y la ajusta por medio de un Filtro Kalman, atenuando el ruido del medio, y el proveniente del sensor; finalmente se incorpora el algoritmo Local Binary Patterns (LBPHFaceRecognizer) de reconocimiento de rostros y el procesamiento de puntos del rostro (LandMarkFace) que de acuerdo con la literatura garantizan un clasificador de reconocimiento de características del rostro con una exactitud superior al 86.66%. La implementación del sistema propuesto genera beneficios tecnológicos y científicos, contribuyendo de forma directa en el cuidado de la salud de las personas ante la presente y futuras pandemias virales mediante la determinación adecuada del parámetro de fiebre.

## **ABSTRACT**

Since the global pandemics such as SARS-CoV-2, H1N1, SARS and MERS, in recent years have generated a severe health, economic and social crisis, as well as a growing number of people affected in the world. Based on these antecedents, it has been developed a wide diversity of temperature measurement systems that base their operation on computer vision techniques to reduce and prevent the spread of the virus, recently incorporating the processing of thermal images that arise to determine the temperature based on the thermal spectrum. The present study describes the construction of an embedded system that incorporates thermal spectrum processing using a low-cost FLIR® Lepton® sensor that performs a thermal analysis of the medium. The methodology proposed for this project starts with the design and construction of an embedded system for the acquisition of thermal images. This device determines and adjusts the temperature by means of a Kalman Filter, attenuating both source noises produced by the medium and the sensor, and finally incorporates the LBPHFaceRecognizer algorithm and face point processing (LandMarkFace) that according to the literature guarantee a face feature recognition classifier with an accuracy of more than 86.66%. The implementation of the proposed system generates scientific and technologic benefits from present and future viral pandemics through a well-determined fever parameter.

# ÍNDICE

RESUMEN.....	i
ABSTRACT.....	ii
ÍNDICE.....	iii
ÍNDICE DE TABLAS.....	viii
ÍNDICE DE FIGURAS.....	x
ABREVIATURAS Y ACRONIMOS.....	xvi
Glosario de variables.....	xix
INTRODUCCIÓN.....	23
PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA.....	28
1.1    Definición del problema.....	30
1.2    Objetivos de investigación.....	30
1.2.1    Objetivo General.....	30
1.2.2    Objetivos Específicos.....	30
1.3    Preguntas de investigación.....	31
1.4    Justificación.....	32
1.5    Requerimientos del proyecto.....	34
1.5.1    Impactos.....	35
HIPÓTESIS.....	36
2. Estado del Arte.....	37
2.1 Estado actual de las pandemias globales.....	37
2.1.1 MERS-CoV.....	37
2.1.2 SARS-CoV.....	37
2.1.3 H1N1.....	38
2.1.4 Endemia del Ébola.....	38

2.1.5 SARS-CoV-2 .....	38
2.1.6 Nuevas amenazas globales.....	40
2.2 Espectro térmico.....	40
2.2.1 Termografía Infrarroja .....	42
2.2.2 Radiación de un cuerpo negro .....	44
2.2.3 Principios fundamentales de la IRT.....	45
2.2.3.1 Ley de Kirchhoff.....	45
2.2.3.2 Ley de Wien .....	45
2.2.3.3 Ley de Planck.....	46
2.2.3.4 Ley de Stefan-Boltzmann.....	48
2.3 Cámaras térmicas.....	49
2.3.1 Principio físico de las cámaras termográficas .....	49
2.3.2 Óptica de la cámara térmica.....	50
2.3.4 Campo de visión o FOV .....	50
2.3.5 Resolución Espacial.....	51
2.3.6 Resolución de la cámara termográfica.....	53
2.3.7 Precisión de las medidas .....	53
2.3.8 Flir Lepton® .....	53
2.4 Sistemas Embebidos.....	53
2.4.1 El Microcontrolador .....	54
2.4.1.1 Arquitectura de un Microcontrolador.....	55
2.4.1.1.1 Arquitectura Von Neumann .....	55
2.4.1.1.2 Arquitectura Harvard .....	56
2.4.2 Las Microcomputadoras .....	56
2.4.2.1 Microcomputadora en una sola placa Raspberry Pi.....	56

2.4.3	Termógrafo Embebido.....	57
2.5	Calibración de un Sistema Termográfico.....	58
2.5.1	Filtros de Kalman .....	60
2.5.1.1	Filtro de Kalman lineal.....	61
2.6	Conceptos fundamentales de la Inteligencia Artificial.....	63
2.6.1	Visión Artificial .....	63
2.6.2	Aprendizaje Profundo .....	64
2.6.2.1	Redes neuronales.....	64
2.6.2.2	Redes Neuronales Convolucionales.....	65
2.6.2.3	Funciones de activación .....	66
2.6.2.3.1	Función Sigmoide .....	66
2.6.2.3.2	Función tangente hiperbólica .....	67
2.6.2.3.3	Función Unidad lineal Rectificada (ReLU) .....	67
2.6.2.3.4	Función SoftMax.....	68
2.6	Reconocimiento Facial .....	69
2.6.1	Algoritmo <i>Eigenfaces</i> .....	70
2.6.2	Algoritmo <i>Fisherface</i> .....	71
2.6.3	Algoritmo LBPH .....	72
2.6.4	Algoritmo <i>Landmakface</i> .....	72
2.7	Matrices de referencia .....	73
3.	MÉTODO.....	79
3.1	Requerimientos o especificaciones.....	81
3.1.1	Viabilidad técnica .....	81
3.1.2	Factibilidad operativa .....	83
3.1.2.1	Flir® Leptón.....	83

3.2.1.2 Flir® Breakout Board v2.0 .....	85
3.1.2.3 Tarjeta en una sola placa Raspberry Pi 3 B+ .....	85
3.1.2.4 Sensor de temperatura infrarrojo MLX90614.....	87
3.1.2.5 Pantalla touch 7” para Raspberry Pi .....	87
3.1.3 Factibilidad económica.....	88
3.1.4 Factibilidad legal .....	89
3.2 Diseño e implementación .....	90
3.2.1 Construcción del sistema embebido .....	90
3.2.1.2 Diseño físico del sistema embebido.....	96
3.3 Caracterización del sistema de procesamiento de la temperatura.....	97
3.3.1 Primer caso de estudio CE1 .....	108
3.3.2 Segundo caso de estudio CE2 .....	112
3.4 Metodología de procesamiento de procesamiento de rostros .....	113
3.4.1 Obtención del <i>Dataset</i> .....	115
3.4.2 Reconocimiento de rostro .....	120
3.4.2.1 Clasificador Haar .....	123
3.4.2.1 Análisis de rostros en cascada.....	123
3.4.2.2 Detección del rostro .....	124
3.4.2.3 Detección de puntos clave del rostro en imagen térmica.....	126
3.5 Detección de puntos de referencia faciales con tareas MediaPipe térmicos	128
3.6 Análisis estadístico .....	131
3.6.1. Prueba de <i>ANOVA</i> .....	131
3.6.2. <i>ANOVA</i> de dos vías para datos independientes .....	131
3.6.2.1 Condiciones <i>ANOVA</i> de dos vías para datos independientes.....	131
3.6.3. <i>ANOVA</i> con variables dependientes ( <i>ANOVA</i> de medidas repetidas) .....	132

3.6.3.1 Condiciones para <i>ANOVA</i> de variables dependientes.....	132
4. RESULTADOS Y DISCUSIÓN .....	133
4.1 Procesamiento de la temperatura en objetos .....	133
4.2 Procesamiento de la temperatura en humanos.....	140
4.2.1 Temperatura basada en gradiente del rostro con 10 individuos.....	142
4.2.2 Temperatura basada en características del rostro prueba con 70 individuos.	148
4.2.2 Temperatura basada en características del rostro sin fiebre .....	152
4.3 Procesamiento y reconocimiento del rostro .....	157
4.4 DISCUSIÓN DE LOS RESULTADOS .....	160
5. CONCLUSIONES .....	163
6. REFERENCIAS .....	166
ANEXOS .....	178
Anexo 1. Información de Raspberry .....	178
Anexo 2. Diseño de la cubierta del termógrafo embebido.....	179



## ÍNDICE DE TABLAS

<b>Tabla.1.</b> Características generales de hardware requerido. ....	34
<b>Tabla 2.</b> Requerimientos materiales adicionales .....	34
<b>Tabla 3.</b> Características clínicas y de laboratorio de los pacientes .....	39
<b>Tabla 4.</b> Antecedentes de los termógrafos embebidos .....	73
<b>Tabla 5.</b> Técnicas de procesamiento de imágenes térmicas .....	75
<b>Tabla 6.</b> Técnicas de áreas de oportunidad del proyecto.....	76
<b>Tabla 7.</b> Metas de la estrategia general del trabajo .....	80
<b>Tabla 8.</b> Equipos necesarios para el desarrollo y pruebas del sistema embebidos.....	81
<b>Tabla 9.</b> Equipos para la construcción del sistema embebido.....	82
<b>Tabla 10.</b> Equipos adicionales para la construcción del sistema embebido.....	82
<b>Tabla 11.</b> Software requerido .....	83
<b>Tabla 12.</b> Características físicas y operativas de Flir® Lepton®.....	84
<b>Tabla 13.</b> Características eléctricas del sensor .....	84
<b>Tabla 14.</b> Propiedades físicas del sensor .....	84
<b>Tabla 15.</b> Características del FLIR Lepton® Breakout Board v2.0.....	85
<b>Tabla 16.</b> Características de la placa Raspberry Pi 3 B+ .....	86
<b>Tabla 17.</b> Características físicas del sensor MLX906140 .....	87
<b>Tabla 18.</b> Características físicas de la pantalla touch Raspberry .....	87
<b>Tabla 19.</b> Equipos necesarios para el desarrollo y pruebas del sistema embebido .....	88
<b>Tabla 20.</b> Software Requerido para el desarrollo y pruebas del sistema embebido.....	88
<b>Tabla 21.</b> Comparativa entre valores $\alpha$ en FK.....	107
<b>Tabla 22.</b> Comparativa de numero demuestras .....	108
<b>Tabla 23.</b> Desempeño de FK con Flir Lepton .....	112
<b>Tabla 24.</b> Dispositivos de procesamiento de la temperatura.....	133
<b>Tabla 25.</b> Prueba del sistema embebido a altas temperaturas .....	134
<b>Tabla 26.</b> Prueba de temperaturas corporales.....	136
<b>Tabla 27.</b> Procesamiento de bajas temperaturas.....	138
<b>Tabla 28.</b> Prueba del sistema de detección de temperatura basado en rostro humano..	142
<b>Tabla 29.</b> Prueba de ANOVA de dos vías .....	146
<b>Tabla 30.</b> Prueba <i>post-hoc</i> pairwise <i>t-test</i> .....	146

<b>Tabla 31.</b> Prueba Post-hoc Test de <i>Tukey-Kramer</i> .....	147
<b>Tabla 32.</b> Porcentaje de error por instrumento.....	147
<b>Tabla 33.</b> Test de Friedman y Kruskal-W .....	147
<b>Tabla 34.</b> Test <i>U</i> de <i>Mann-Whitney-Wilcoxon</i> .....	148
<b>Tabla 35.</b> Procesamiento de la temperatura 70 muestras .....	148
<b>Tabla 36.</b> Prueba de <i>ANOVA</i> de dos vías .....	150
<b>Tabla 37.</b> Prueba <i>Post-hoc</i> pairwise t-test.....	151
<b>Tabla 38.</b> Prueba <i>Post-hoc</i> Test de Tukey con 70 individuos.....	151
<b>Tabla 39.</b> Porcentaje de error por instrumento.....	151
<b>Tabla 40.</b> Procesamiento de la temperatura 37 muestras .....	153
<b>Tabla 41.</b> Prueba de normalidad de Shapiro-Wilk .....	154
<b>Tabla 42.</b> Prueba de homocedasticidad mediante Levene.....	154
<b>Tabla 43.</b> Error y desviación estándar con 37 muestras.....	154
<b>Tabla 44.</b> Prueba de <i>ANOVA</i> de dos vías 37 muestras.....	155
<b>Tabla 45.</b> Prueba Post-hoc Test de Tukey con 37 muestras.....	155
<b>Tabla 46.</b> Test de Friedman y Kruskal-W .....	156
<b>Tabla 47.</b> Test <i>U</i> de <i>Mann-Whitney-Wilcoxon</i> .....	156
<b>Tabla 48.</b> Niveles de confianza en escena térmica.....	159
<b>Tabla 49.</b> Tiempos de entrenamiento .....	160
<b>Tabla 50.</b> Descripción de Pines del puerto GPIO. ....	178

# ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1. Espectros Electromagnéticos .....	42
Figura 2. Rangos visibles de una cámara térmica .....	42
Figura 3. Imagen a) RGB, b) Térmica .....	43
Figura 4. Gama de colores emitidos por un tubo de PVC bajo convección natural. ....	43
Figura 5. Emisividad ( $\epsilon$ ), reflexión ( $\rho$ ) y transmisión ( $\tau$ ) de cuerpo negro .....	44
Figura 6. Gráfico de temperaturas basado en la Ley de Wien. ....	46
Figura 7. Distribución de espectral de un cuerpo negro a una temperatura T .....	47
Figura 8. Demostración de la ley de Stefan-Boltzmann .....	48
Figura 9. Captación, procesado y presentación de datos térmicos.....	50
Figura 10. Puntos Focales para la Energía Infrarroja.....	50
Figura 11. Representación gráfica de campo de visión FOV.....	51
Figura 12. Representación gráfica del IFOV .....	51
Figura 13. IFOV a) caso real, b) caso ideal, c) regla general $IFOV_{meas} = 3 \times IFOV$ ....	52
Figura 14. Núcleos de un Sistema Embebido .....	54
Figura 15. Usos de los Microcontroladores .....	54
Figura 16. Estructura a bloques de un microcontrolador. ....	55
Figura 17. Arquitectura Von Neumann.....	55
Figura 18. Arquitectura Harvard .....	56
Figura 19. Características de los métodos de calibración .....	59
Figura 20. Métodos de calibración de sistemas no lineales .....	59
Figura 21. Filtros Kalman .....	60
Figura 22. Etapas de un Filtro Kalman .....	61
Figura 23. Algoritmo de Filtro Kalman .....	62
Figura 24. Aspectos del procesamiento de imágenes .....	63

Figura 25. Aspectos del procesamiento de imágenes .....	65
Figura 26. Función Sigmoide .....	66
Figura 27. Función tanh .....	67
Figura 28. Función ReLU .....	68
Figura 29. Algoritmo de detección de rostros .....	69
Figura 30. Secuencia de desarrollo del proyecto .....	79
Figura 31. Estrategia general del trabajo.....	80
Figura 32. Diseño físico de la cámara térmica Lepton.....	85
Figura 33. FLIR Lepton® Breakout Board v2.0.....	85
Figura 34. Configuración de GPIO. ....	86
Figura 35. Sensor MLX90614 .....	87
Figura 36. Elementos físicos necesarios. ....	90
Figura 37. Diagrama a bloques de procesamiento térmico de una FL.....	91
Figura 38. Módulos de adquisición de la imagen térmica .....	91
Figura 39. Componentes de comunicación y alimentación de la, a) Flir® Leptón y b) Nomenclatura .....	92
Figura 40. Fase de configuración.....	92
Figura 41. Configuración del kernel. ....	93
Figura 42. Perspectiva inicial de la cámara térmica.....	95
Figura 43. Estrategia general del trabajo.....	96
Figura 44. Modelo de Cubierta I para Flir Lepton®.....	96
Figura 45. Prototipo I. a) Vista frontal b) Vista Lateral c) Vista superior .....	97
Figura 46. Prototipo II.....	97
Figura 47. Modelo Experimental I.....	98
Figura 48. Elementos del Método Experimental I. ....	98

Figura 49. a) Temperatura en sensor 1, b) Temperaturas en sensor 2, c) Temperaturas en Flir Lepton® d) Comportamiento de los valores extremos ( $\alpha$ ).....	105
Figura 50. Desempeño de FK con $\alpha$ con $1e^{-7}$ .....	107
Figura 51. a) Ajuste de temperatura, b) Zoom a zona de interés .....	109
Figura 52. Reducción de ruido a) 1000 muestras b) 100 muestras .....	110
Figura 53. Comparativa de métodos de ajuste en Flir® Lepton .....	111
Figura 54. Comparativa entre Media Móvil Vs. Filtro Kalman en Flir® Lepton.....	111
Figura 55. Temperatura, Media Móvil y Filtro Kalman en Flir® Lepton .....	112
Figura 56. Ajuste de métodos estocásticos vs Filtro Kalman en Flir® Lepton .....	112
Figura 57. Modelo Experimental II procesamiento térmico del rostro. ....	113
Figura 58. Materiales involucrados en el procesamiento y reconocimiento del rostro..	114
Figura 59. Procesamiento y reconocimiento del rostro.....	114
Figura 60. Procesamiento de obtención de <i>dataset</i> .....	115
Figura 61. Base de datos para almacenar el conjunto de datos de estudiantes .....	116
Figura 62. Interfaz de obtención de <i>dataset</i> .....	116
Figura 63. Consentimiento informado a estudiantes Universitarios .....	117
Figura 64. Formulario de pacientes Post-COVID.....	117
Figura 65. Carpeta de datos de entrenamiento, controlados por <i>NumeroDeCuenta</i> .....	118
Figura 66. Carpeta de datos de datos de validación, controlados por <i>NumeroDeCuenta</i> .....	118
Figura 67. Carpeta de etiquetas de entrenamiento .....	119
Figura 68. Dataset Imágenes RGB.....	119
Figura 69. Dataset Imágenes escala de grises .....	119
Figura 70. Dataset Imágenes Térmicas .....	120
Figura 71. Estrategia general del trabajo.....	120
Figura 72. Descriptores Haar. ....	121

Figura 73. Ejemplo de región.....	122
Figura 74. Característica Haar térmica y RGB. ....	124
Figura 75. Ejemplo de reconocimiento de un rostro en escena térmica.....	125
Figura 76. Ejemplo de reconocimiento de 4 rostros en escena térmica .....	125
Figura 77. Procesamiento de escena térmica en formato Open CV .....	126
Figura 78. Procesamiento de escena térmica en formato RGB.....	126
Figura 79. Procesamiento de térmica en a escala de grises.....	126
Figura 80. Procesamiento y reconocimiento de rostro en escena térmica .....	127
Figura 81. Ejemplo de reconocimiento de 4 rostros en escena térmica .....	127
Figura 82. a) Reconocimiento de puntos clave del rostro b) Zona térmica de interés ...	128
Figura 83. a) Ejecución de MediaPipe térmico b) Puntos clave del rostro c) Zona térmica de interés .....	129
Figura 84. Composición de puntos clave del rostro de imagen térmica por <i>pipeline</i> ....	130
Figura 85. Prueba del Sistema Embebido a altas Temperaturas .....	133
Figura 86. Comparativa entre termómetro de Mercurio VS. Termógrafo Embebido....	135
Figura 87. Prueba de Temperaturas Corporales .....	135
Figura 88. Prueba de Temperaturas Corporales.....	137
Figura 89. Determinación de temperatura a bajas temperaturas.....	137
Figura 90. Prueba de Temperaturas Corporales.....	139
Figura 91. a) Altas temperaturas b) Temperaturas Corporales c) Bajas Temperaturas .	139
Figura 92. Escena térmica con gradientes similares .....	140
Figura 93. Múltiples gradientes de escena térmica .....	141
Figura 94. a) Gradiente de rostro, b) porcentaje de error.....	142
Figura 95. T.E Sujeto de estudio 1 .....	142
Figura 96. O.S.4 Sujeto de estudio 1.....	142

Figura 97. T.E Sujeto de estudio 2.....	142
Figura 98. O.S.4 Sujeto de estudio 2.....	142
Figura 99. T.E Sujeto de estudio 3.....	142
Figura 100. O.S.4 Sujeto de estudio 3.....	142
Figura 101. T.E Sujeto de estudio 4.....	143
Figura 102. O.S.4 Sujeto de estudio 4.....	143
Figura 103. T.E Sujeto de estudio 5.....	143
Figura 104. O.S.4 Sujeto de estudio 5.....	143
Figura 105. T.E Sujeto de estudio 6.....	143
Figura 106. O.S.4 Sujeto de estudio 6.....	143
Figura 107. T.E Sujeto de estudio 7.....	143
Figura 108. O.S.4 Sujeto de estudio 7.....	143
Figura 109. T.E Sujeto de estudio 8.....	143
Figura 110. O.S.4 Sujeto de estudio 8.....	143
Figura 111. T.E Sujeto de estudio 9.....	143
Figura 112. O.S.4 Sujeto de estudio 9.....	143
Figura 113. T.E Sujeto de estudio 10.....	144
Figura 114. O.S.4 Sujeto de estudio 10.....	144
Figura 115. Comparativa del Error obtenida al procesar temperaturas en rostro humano .....	144
Figura 116. Comparativa entre el termógrafo Embebido y termómetro IRT en la determinación de temperatura.....	145
Figura 117. Prueba de ANOVA de dos vías aplicada a 10 Objetos de Estudio.....	145
Figura 118. Comparativa del Error obtenida al procesar Temperaturas en Rostro Humano con 70 muestras.....	149

Figura 119. Comparativa entre el termógrafo Embebido y termómetro IRT con 70 muestras .....	150
Figura 120. Prueba de ANOVA aplicada a 70 Objetos de Estudio .....	150
Figura 121. Condiciones ambientales de obtención del <i>dataset</i> a) Temperatura b) Humedad relativa .....	152
Figura 122. Desempeño del Termógrafo Embebido con 37 muestras .....	153
Figura 123. Desempeño del Termógrafo Embebido vs Termómetro IRT con 37 muestras .....	154
Figura 124. Test ANOVA de dos vías aplicada a 37 Elementos.....	155
Figura 125. Análisis Cuantil-Cuantil de: a) Termógrafo embebido b) Cámara térmica c) Termómetro IRT .....	156
Figura 126. Identificación de rostro térmico en sistema pre-entrenado.....	157
Figura 127. Identificación de rostro erróneo.....	158
Figura 128. Identificación de Rostro y temperatura en sistema entrenado. ....	158
Figura 129. Diseño de la Cubierta modelo II Vista1. ....	179
Figura 130. Diseño de la Cubierta modelo II Vista2. ....	180
Figura 131. Diseño de la Cubierta modelo II bordes laterales.....	180
Figura 132. Diseño de la Cubierta modelo II Vista 4. ....	181
Figura 133. Diseño de la Cubierta modelo II Vista5. ....	181



## ABREVIATURAS Y ACRONIMOS

°C	Grados Centígrados
°F	Grados Fahrenheit
ARM	Advanced risc machine
CNN	Red neuronal convolucional
CONAHCyT	Consejo Nacional de Humanidades, Ciencias y Tecnologías
CoV	Coronavirus
CPU	Unidad central de procesos
DAC	Tarjetas de adquisición de datos
Dataset	Conjunto de datos
DL	Aprendizaje profundo
dlls	Dólares americanos
EEPROM	Electrically Erasable Programmable Read-Only Memory (ROM programable y borrable eléctricamente)
Eigen	Vectores de análisis de rostros
eigenfaces	Conjuntó de vectores propios del rostro
EPROM	Erasable Programmable Read-Only Memory (ROM programable borrable)
FC	Frecuencia cardíaca
Fisherface	Algoritmo de reconocimiento facial
FLIR	Empresa desarrolladora de cámaras térmicas
FPGA	Circuito integrado digital programable
FR	Frecuencia respiratoria
GPIO	Puerto de Entrada/Salida de Propósito Genera
GPU's	Unidad de Procesamiento de Gráficos
H1N1	Virus de la influenza A
H3N8	Subtipo diferente del virus de influenza A
Histograma	Gráfico que usa barras para simbolizar cómo se distribuye un conjunto de datos
Hz	Hertz

I2C	Inter-integrated circuit
IA	Inteligencia artificial
IEC	Comisión electrotécnica internacional
IRT	Sensores precisos de temperatura que tienen un campo de visión de medio ángulo de 18 grados.
ISO	Organización Internacional de Normalización
J	Joules
JETSON	Plataforma de computación de inteligencia artificial líder en el mundo para el procesamiento en paralelo acelerado con GPU
JHU	Universidad Johns Hopkins
K	Unidad de temperatura del sistema internacional
Kalman	Algoritmo desarrollado por Rudolf E. Kalman
LandMarkFace	Puntos clave del rostro
LBPH	Local binary pattern histogram
LWIR	Banda infrarroja de onda larga
MAPE	Error de porcentaje medio absoluto
MERS	Síndrome respiratorio de Oriente Medio
MHz	Mega hertz
MLR	Regresión lineal múltiple
MWIR	Bandas infrarrojas de onda media
NN	Neural Network/ red neuronal
OMS	Organización mundial de la salud
OpenCV	Biblioteca de visión artificial
OXM	Oximetría
PCA	Análisis de componentes principales
RAM	Memoria de acceso aleatorio
RGB	Composición de color en términos de intensidad de colores primarios
RMSE	Error cuadrático medio
ROM	Memoria de solo lectura
SARS	Síndrome respiratorio agudo grave
SARS-CoV-2	Coronavirus 2 del Síndrome Respiratorio Agudo Severo

SLR	Regresión lineal simple
SM	Media simple
SMA	Media móvil simple
SNR	Relación señal/ruido
SPI	Estándar de comunicación serial
TA	Presión arterial
TC	Temperatura corporal
UART	Receptor/transmisor asíncrono universal
UDOO	Mini PC de código abierto compatible con Android y Linux
VA	Visión artificial
YOLO	Algoritmo, You Only Look Once

## Glosario de variables

$\alpha$	Es un valor cercano a cero entre 0 y 1
$\lambda$	Longitud de onda
$\lambda_{max}$	Longitud de onda del pico de emisión en metros
$\varepsilon$	Emisividad
$\tau$	Transmitancia
$\rho$	Reflectancia
$\sigma(x)$	Varianza de x
$\beta_0$	Es el intercepto en la media móvil
$\beta_1$	Medida del cambio en $y_i$ con respecto a $x_{i1}$ en la media móvil
$\beta_p$	Medida del cambio en $y_i$ con respecto a $x_{ip}$ en la media móvil
$\varepsilon_i$	Error involucrado en la media móvil simple
$\sigma^2$	Varianza
$a$	Dimensión en x del histograma
$ar$	Pendiente
$b$	Dimensión en y del histograma
$B$	Dependencia de la longitud de onda
$B_k$	Matriz de coeficientes de filtro de Kalman
$br$	La intercepción del eje y, que representa la pendiente
$c_0$	Constante de la velocidad de la luz $c_0 = 299,792,458$ [m/s]
$C_{1L}$	Constante de radiación $C_{1L} = 2hc_0^2 = 1.191062 \times 10^{16}$ [W-m <sup>2</sup> /s]
$C_2$	Constante de radiación $C_2 = hc_0/k = 0.014388$ [m/K]
$E$	Energía establecida en Joules
$E_{em}$	Cantidad de energía emitida por unidad de área del cuerpo
$E_{ab}$	Porción de energía incidente que es absorbida por el cuerpo
$E(R_{blancos})$	Intensidad de la región clara
$E(R_{negros})$	Intensidad de la región oscura
$er_i$	Término de error aleatorio, donde se espera que el error sea igual a 0 y tenga una varianza constante
$Es$	Radiación espectral

$Expec$	Expectativa matemática o valor esperado
$f$	Distancia focal
$F_{fabricante}$	Factor positivo muy cercano a 1 proporcionado por fabricante
$F_{Haar}$	Detección de potencial
$F_{k-1}$	Matriz de transición del estado
FOV	Campo de visión
FOV-H	Campo de visión horizontal
FOV-v	Campo de visión Vertical
$g(a,b)$	Expansión del histograma
$G_{k-1}$	La matriz de entrada
$h$	Es la constante de Planck
$histof$	Histograma de la imagen $f$ .
$H_k$	Matriz de salida
$H(Q)$	Ecualización del histograma
$I$	Matriz identidad de dimensión $m \times m$ , donde $m$ es la dimensión del vector de estado
$i(x,y)$	Imagen original
$ii(x,y)$	Imagen integral
IFOV	Campo de visión instantáneo
IFOVmeas	Temperatura media 3 x IFOV
$k$	Instante de tiempo en filtro de Kalman
$k_B$	Constante de Boltzmann $k = 1.380649 \times 10^{23}$ [J/K]
$K_a$	Abrupto de la curva
$K_k$	Ganancia kalman
$L_{\lambda,b}$	Radiancia involucrada en la ley de Plank
$Lim$	El valor máximo del conjunto $Q = \{0, \dots, Q - 1\}$
$L_{max}$	Máximo valor de la función
$l_{sma}$	Límite de datos involucrados en la media móvil simple
$M$	Potencia emisiva hemisférica
$max\{ c(x,y) ^2\}$	Valor esperado del pico de la correlación en el plano de salida
$m_{im}$	NI de la imagen en $y$

$n$	Número de elementos
$n_{im}$	NI de la imagen en x
$n_{pixeles}$	Numero de pixeles
$p$	Momento lineal de una partícula
$P_0^+$	Valor inicial de la matriz de covarianza <i>a posteriori</i>
$pixeles$	Pixeles
$P_k^+$	Matriz de covarianza posterior
$P_k^-$	Matriz de covarianza <i>a priori</i>
$P_{k-1}^+$	Matriz de covarianza <i>a posteriori</i>
$P(k/k)$	Covarianza del error
$P(k   k-1)$	Matriz de covarianzas del error <i>a priori</i>
$P(k-1   k-1)$	Matriz de covarianzas del error <i>a posteriori</i>
$P_t$	Datos del i-ésimo paso temporal
$Q_k$	Ruidos blancos, no correlacionados, de media cero
$R$	Función del tiempo de integración y la longitud de onda
$R_k$	Ruido blanco, no correlacionados con matrices de covarianza conocidas
$R_{kf}$	Matriz de covarianza del ruido de medida
$S(k)$	Vector de medida que representa las lecturas del sensor
SMA	Media móvil simple
$s(x, y)$	Renglón con la suma acumulada
$T$	Temperatura del cuerpo negro en Kelvin
$T_s$	Temperatura absoluta de la superficie
$T(k)$	Vector de estado que representa las predicciones
$\hat{T}(k   k)$	Estimación de estado <i>a priori</i>
$u_{k-1}$	Vector de entrada del sistema
$v$	Equivale a la frecuencia en Hertz
$Var$	Varianza del pico de correlación
$v(k)$	Vector de ruido de las mediciones
$v_k$	Ruido blanco con matrices de covarianza conocida $v_k \sim (0, R_k)$
$W$	Relación entre la temperatura de un cuerpo y la energía que produce

$W_{b\lambda}$	Modelo en que trabaja la señal expresada en términos de radiancia térmica
$w(k)$	Vector de ruido
$w_k$	Ruido blanco de media cero $w_k \sim (0, Q_k)$
$w_{k-1}$	Matriz de ruido anterior
$W_{obj}$	Modelo en que trabaja la señal expresada en términos de radiancia térmica
$\bar{x}$	Media simple
$x_0$	Valor inicial del estado
$\hat{x}_0^+$	Valores iniciales al estado aproximado <i>a posteriori</i>
$x_f$	Valor en x final
$x_i$	Valor en x inicial
$\hat{x}_k^-$	Estimado <i>a priori</i>
$\hat{x}_{k-1}^+$	Estimado <i>a posteriori</i>
$x_k$	Ruido proveniente de elementos que registran variables del sistema
$x_{k-1}$	Vector de estado
$x_{i1} \dots x_{ip}$	Variables predictoras
$x_{sm}$	Valor x resultante
$x_{th}$	Valor en x en función tangente hiperbólica
$XR$	Variable independiente de predicción de un SLR
$XR_i$	Variable independiente de la regresión lineal
$x_{relu}$	Entrada de la neurona en función Relu
$x_{sf}$	Entrada de la neurona en función Softmax
$y_i$	Variable predicha en la media móvil
$y_k$	Vector de salida del sistema
$YR$	Variable por predecir
$YR_i$	Variable dependiente de la regresión lineal

## INTRODUCCIÓN

En los últimos años las pandemias víricas han generado crisis mundiales, como la del Coronavirus 2 del Síndrome Respiratorio Agudo Severo (SARS-CoV-2, por sus siglas en inglés), causante de la COVID-19 que ha provocado una elevada mortalidad (Tiwari & Mishra, 2020). Enfermedades anteriores como la AH1N1 fue considerada un brote de gripe pandémica, que surgió como una infección respiratoria y febril en México a finales de 2009 (WHO, 2009), por otra parte, el SARS y el MERS, surgidos en 2003 y 2012 también son enfermedades con características febriles (Christian, et al., 2004) (Zaki, et al., 2012).

El SARS-CoV-2 es el coronavirus más virulento de la familia de los coronavirus (CoV), transmitiéndose rápidamente de persona a persona a través de las secreciones respiratorias mejor conocidos como aerosoles respiratorios (Huang, et al., 2020). Debido a que diversos países de Asia y Europa no tomaron medidas de control a tiempo, el virus se propagó rápidamente por todo el mundo, causando una crisis sanitaria a nivel mundial (OMS, 2020). Hecho que demuestra que una mala contención de estas amenazas podría desencadenar crisis a nivel global. Para superar este problema, la comunidad científica ha realizado diversos esfuerzos preventivos para reducir los índices de infección, principalmente basados en la medición de los signos vitales que son indicativos del funcionamiento de diversos órganos como el cerebro, corazón y los pulmones que determinan el estado de salud de una persona (Liu, et al., 2020). Por esta razón médicos y profesionales de la salud examinan rutinariamente parámetros de i. Frecuencia Cardíaca (FC), ii. Frecuencia Respiratoria (FR), iii. Temperatura Corporal (TC), iv. Presión Arterial (TA) y v. Oximetría (OXM) (González, et al., 2012)

Ruiz y Jiménez (2020) declaran que el parámetro más importante de estos síntomas es la fiebre, considerada uno de los síntomas característicos de infección o enfermedad, por lo tanto, es el parámetro de diagnóstico más utilizado en el ámbito médico. (Ruiz & Jiménez, 2020). Así mismo Guyton y Hall (2010) justifican que los cambios febriles están asociados con agentes infecciosos. A menudo se ha cuestionado si la aparición de este síntoma es realmente positiva para el cuerpo humano. No obstante, este mecanismo de defensa aparece como parte de la respuesta inmune. (Guyton & Hall, 2010). Por ejemplo, Roberts y Pantell



(2021) afirman que, si la temperatura corporal supera 38 °C, se considera febril debido al aumento de 1°C en comparación con la temperatura corporal normal de 37 °C. Estos cambios pueden ser causados por estímulos ambientales como el clima, la actividad física y el estado metabólico y hormonal de un individuo. (Roberts & Pantell, 2021).

Para medir con precisión la temperatura corporal (TC) se utilizan dispositivos térmicos, típicamente por medio del termómetro de mercurio. Otra manera de medir la TC, la describe Hardy en sus postulados IV y V, en estos expone que el cuerpo humano es un radiador de cuerpo negro debido a la energía térmica emitida por la piel humana, estos postulados han dado pauta a una alternativa más para medir temperatura por medio de dispositivos infrarrojos, que aprovechan el espectro térmico de un objeto, dando lugar a la creación de termómetros infrarrojos (IRT) cuya aplicabilidad se incluye en las ciencias universales, incluyendo las médicas (Hardy, 1934), (Hardy & Muschenheim, 1936) y (Rizkin, et al., 2019).

La termografía infrarroja es una tecnología que permite la medición y visualización de la temperatura superficial, debido a que el cuerpo emite radiación infrarroja proporcional a la temperatura superficial, por ejemplo, como lo describe Tolón, et al., (2008) al diagnosticar el fibrosarcoma en gatos (Tolón, et al., 2008). En el caso de los humanos, la radiación térmica también puede ser detectada mediante sensores infrarrojos, que la convierten en una temperatura variable en función de su intensidad. Cabe señalar que esta técnica es un proceso no invasivo, por lo tanto, disminuye el contacto con un objeto reduciendo el riesgo de algún contagio, ya que se realiza a distancia (Maguina-Vargas, et al., 2020). Esta es una de las razones por la que la comunidad global de investigadores, científicos e ingenieros trabajan para la implementación de nuevas tecnologías de diagnóstico remoto temprano para prevenir enfermedades infecciosas.

Algunos pioneros que describen el uso de la termografía infrarroja con implementaciones realizadas durante el brote de SARS en 2005, donde se incorporó un procesamiento de temperatura en línea, haciendo uso de una cámara térmica como la publicada por Chiu y et al., (2005) donde se pudieron detectar hasta en un 42% de pacientes con temperatura corporal superior a 38°C (Chiu, et al., 2005), o para procesar cuadros infecciosos del virus del ébola, y el H1N1 encontrados en el trabajo reportado por Cowling

et al., en el 2010. En el trabajo de Ulhaq y Cols. (2020) se describe que la principal ventaja de la tecnología infrarroja es la ausencia de contacto con personas infectadas, lo que resulta de gran utilidad para reducir significativamente las infecciones asociadas a las técnicas de detección tradicionales. Actualmente se han propuesto diversos métodos para el estudio, diagnóstico y contención del virus por medio de diferentes técnicas de visión por computadora (Cowling, et al., 2010), (Ulhaq, et al., 2020).

La incorporación de técnicas de visión por computadora en los sistemas de detección de enfermedades en una etapa temprana tiene como premisa aumentar la eficiencia y velocidad de detección (León, 2020). La implementación de dispositivos que utilizan tecnologías IRT para el monitoreo de la temperatura corporal, para la temprana detección de los síntomas del SARS-CoV-2, como los encontrados en los trabajos de Mc Carthy et al., y Corman et al., (2020) (Mc Carthy, et al., 2020) y (Corman, et al., 2020) ha sido más frecuente. En la actualidad para mejorar el proceso de detección temprana del COVID-19, existen sistemas basados en imágenes térmicas que utilizan inteligencia artificial (IA) para detectar cambios en la temperatura corporal de una persona. No obstante, algunas de estas tecnologías están incluidas en los dispositivos HikVision™ y los sistemas Optris™ Xi 400® y PI 450i® tienen precios que oscilan entre \$3,000 y \$10,000 dls, mientras que sus rangos de medición han sido verificados durante su utilización. (Carpené, et al., 2021), (Amrani, et al., 2020), (HikVision, 2022) y (Optris, 2021). Resultando más viable y atractiva la implementación de sistemas de monitoreo de temperatura utilizando sistemas de sensores térmicos integrados o termógrafos de bajo costo que pueden adquirir imágenes del sistema de monitoreo, con un costo de implementación inferior a \$780 mediante tecnología de cámaras de imágenes térmicas como Flir™ en sus modelos Lepton®, Tau® y One® y su combinación con sistemas de procesamiento de datos como tarjetas de adquisición de datos (DAC, por su acrónimo en inglés *Digital to Analogue Converter*), circuito integrado digital programable (FPGA, por sus siglas en inglés *Field Programmable Gate Array*) y microcomputadoras (Galvan, 2020) y (Pestana, et al., 2017).

Algunos otros sistemas de procesamiento de imágenes térmicas reportados realizan procesamiento en GPU's (*Graphic Proccesor Unit*, o en español Unidad de Procesamiento de Gráficos), como el propuesto por Kyal y Cols, en 2021, que utiliza una tarjeta NVIDIA™

GeForce 940MX®, mediante el cual se extraen rasgos faciales por imagenología térmica, para el procesamiento de emociones faciales (Kyal, et al., 2021). También se incluyen los sistemas de bajo costo con procesamiento mono núcleo y multinúcleo como: i. Arduino®, ii. Raspberry Pi®, iii. UDOO®, iv. Jetson®, etc. que cuentan con la ventaja de ser portables y adecuados para implementaciones embebidas. Los sistemas embebidos reportados en la literatura para el procesamiento del espectro térmico que se autodenominan de bajo costo incorporan una microcomputadora para la adquisición y procesamiento de la imagen, incluyendo cámaras térmicas como; Flir™ Lepton®, Tau®, Qianli®, Hikvision, entre otros, los cuales generan una independencia de un operador humano y en algunos reconocimiento de características del rostro, facial o de emociones como se describe en la literatura y representan una alternativa a los dispositivos que miden la temperatura del cuerpo humano mientras realizan tareas específicas (Lazgheb, et al., 2020), (Kyal, et al., 2021), (Corman, et al., 2020), (Chiu, et al., 2005), (Cowling, et al., 2010), (Ulhaq, et al., 2020), (Galvan, 2020) y (Pestana, et al., 2017). Es conveniente argumentar que si se pretende diseñar sistemas embebidos con procesamiento de características del rostro y/o reconocimiento facial deben contar con una base de conocimiento o *dataset* con parámetros de identificación preprocesados que permitan asociar un rostro, o forma a una persona específica.

La tarea de identificación biométrica es una técnica muy recurrente y casi obligatoria en los últimos años, por ejemplo, para acceder a ciertas instalaciones e instituciones, de acuerdo con Woodward, et al., (2003) un sistema biométrico es un sistema de reconocimiento que establece la autenticidad de una característica fisiológica o de comportamiento específico de un usuario, este se divide en dos etapas: a) módulo de registro, y b) módulo de identificación (Woodward, et al., 2003). El reconocimiento facial es un área de oportunidad debido al proceso de identificación que permite manejar los parámetros faciales, como el reportado por Anghelone y et al., en 2023, dónde se propone un reconocimiento facial automatizado partiendo de un espectro térmico visible usando la arquitectura de YOLOv5, integrando módulos secuenciales para la detección de caras y puntos de referencia (Anghelone, et al., 2022).

En la actualidad la Inteligencia Artificial, y específicamente las técnicas de Aprendizaje Automático son aplicadas a los sistemas embebidos, para realizar tareas

específicas, como el caso de las aplicaciones con cámaras que operan en el espectro térmico. Por otra parte, debido a la pandemia iniciada en el año 2019 por el virus del COVID-19, se ha marcado un antecedente en el control y propagación del virus. Así, este documento presenta el diseño y la implementación de un sistema embebido que integra técnicas de visión artificial para el procesamiento del espectro térmico extraído de una cámara térmica de bajo costo. Partiendo de los datos antes mencionados, este proyecto considera cuatro fases de experimentación: la primera incluye los aspectos de construcción del sistema, haciendo uso de la tecnología multinúcleo RaspBerry Pi 3 B+, el sensor térmico Flir Lepton® y Breakout Board v2.0® que obtienen imágenes térmicas consideradas de baja resolución; la segunda fase que incluye los procesos de ajuste del parámetro de temperatura a partir de la eliminación del ruido ambiental y del proveniente del sensor mediante un Filtro de Kalman, cuyo objetivo es atenuar el ruido; una tercera fase que incluye el preprocesamiento de las imágenes térmicas por medio de técnicas Wavelet y de filtrado, que redimensionan y depuran errores en la imagen y por último, una cuarta fase donde se incorpora el algoritmo LBPHFaceRecognizer y procesamiento de puntos del rostro que de acuerdo con la literatura garantiza un clasificador de reconocimiento de características del rostro con una exactitud superior al 86.66%.

## PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA

El SARS-CoV-2 es el tercer coronavirus que emerge en las últimas dos décadas, y es causante de la COVID-19, además ha demostrado ser fácilmente transmisible entre humanos con una rápida diseminación mundial, iniciada en la ciudad de Wuhan, China en diciembre de 2019, y declarada como pandemia mundial en 2020 (Dabanch, 2021). En algunos casos, puede propagarse cuando una persona se expone a estos aerosoles respiratorios que se liberan cuando un portador del virus tose, estornuda, respira, canta o habla, por lo que se recomiendan medidas de barrera para minimizar la propagación (Márquez-Gutiérrez de Velasco, 2020) y (OMS, 2021). Cifras de la Universidad Johns Hopkins muestran que desde 2019 hasta el final de la emergencia sanitaria provocada por el virus SARS-CoV-2 declarada el 5 de mayo de 2023 contabilizó 676,609,955 casos positivos y 6,919,573 decesos a nivel mundial debido a esta enfermedad (JHU, 2023), (PAHO, 2023). Estas cifras han alertado a la sociedad científica quienes han desarrollado tecnologías y métodos para la prevención y control de esta enfermedad, entre ellos, procedimientos para la detección temprana de la enfermedad de una persona infectada, una de estas medidas es detectar fiebre en humanos. De acuerdo con la OMS de 2020, una técnica para la detección de este virus es el medir la temperatura de una persona al entrar a un lugar público (OMS, 2020) y (Smith, 2021).

Existen alternativas para la detección de la temperatura sin entrar en contacto con la persona infectada, algunos de estos son los denominados sistemas embebidos para realizar una medición rápida sin la necesidad de estar conectados a una computadora o requerir de un operador humano para capturar y/o procesar los datos obtenidos. Ulhaq y et al., (2020), desarrolla un sistema de procesamiento del espectro térmico como medidas automáticas para la detección temprana de cambios en los signos vitales lo que representa un avance en esta problemática, ya que determina la temperatura de forma automática, es decir, que no requieren la intervención de un operador humano para diagnosticar un padecimiento febril (Ulhaq, et al., 2020).

Recientemente el uso de estos sistemas para la detección temprana se ha incrementado considerablemente, ya sea por su fiabilidad de análisis e implantación o la facilidad que brinda en regresiones de escena, lo cual ha reducido el contagio de personal

de seguridad de acceso en sitios comerciales, públicos, entre otros. Cabe resaltar que la mayoría de estos dispositivos determinan la temperatura haciendo uso de cámaras térmicas de baja resolución que sobreponen; i. Una imagen RGB, ii. La medición de temperatura a partir de un sensor IR iii. El espectro térmico de baja resolución, y en algunos casos una iv. IA para la fusión de los elementos antes mencionados; lo cual logra tener capturas nítidas del espacio analizado (espectro térmico visible) y una temperatura con un porcentaje de error focalizado al centro, lo cual da como resultado variaciones considerables en el análisis térmico, así como un elevado costo de fabricación y/o venta.

Debido a las características de los sensores de espectro o cámaras térmicas de baja resolución como la Lepton® de la compañía Flir™ con resolución de 80x80 píxeles, es necesaria la implementación de técnicas de Visión Artificial (VA) que incorporan algoritmos y modelos matemáticos para preprocesar y filtrar el espectro. Algunas de estas técnicas mediante Transformada Wavelet y Filtro de Kalman, no sólo son efectivas en procesos de redimensionamiento de imágenes con esta resolución, sino también en la eliminación de señales contaminantes (ruido) provenientes del medio y/o propias del sensor que suelen arrojar mediciones con un considerable error en la determinación de la temperatura.

Con base en estos requerimientos se plantea el diseño de un termógrafo embebido para la medición y procesamiento de la temperatura en humanos. El proceso de ajuste y operación del sistema se basa en: a) el filtro de Kalman, y b) reconocimiento de características del rostro que combinan técnicas de visión artificial codificados en lenguaje de alto nivel Python, y las librerías específicas como LBPHFaceRecognizer y LandMarkFace. De esta manera ambas contribuyen a un correcto análisis de parámetros febriles característicos de una infección viral en humanos, centrando su análisis en la relación ojos y frente que de acuerdo con los autores son los puntos característicos de la presencia de fiebre, y así mismo contribuyen en la clasificación y reconocimiento de identidad de personas.

## **1.1 Definición del problema**

Actualmente los sistemas de detección de parámetros de un paciente infectado con una cepa del coronavirus SARS-CoV-2 que involucren el uso de cámaras térmicas comerciales realizan una medición imprecisa de la temperatura por la superposición de imágenes, espectro térmico y en algunos casos la inclusión de sensores IRT. Por lo que, se propone la creación de un sistema embebido como una alternativa de medición partiendo de una cámara térmica Flir® Lepton que permite la medición precisa de la temperatura en función del gradiente de puntos clave del rostro humano, haciendo uso de técnicas de visión artificial y filtrado de señales. Cabe señalar que el sistema debe permitir el procesamiento térmico y sin la necesidad del contacto directo de un operador humano. Por otra parte, con base en la información consultada en la literatura especializada del área de visión artificial, esta implementación puede ser pionera en el análisis y procesamiento térmico en humanos.

## **1.2 Objetivos de investigación**

### **1.2.1 Objetivo General**

Implementar un termógrafo embebido para la medición de temperatura en humanos partiendo de puntos claves del rostro característicos en padecimientos febriles de infecciones virales a partir de técnicas de visión por computadora.

### **1.2.2 Objetivos Específicos**

1. Diseñar un instrumento de medición de la temperatura a partir de una cámara térmica.
2. Construir el termográfico embebido.
3. Ajustar el parámetro de temperatura mediante el filtro Kalman.
4. Obtener un *dataset* de imágenes RGB y Térmicas de 80 sujetos de prueba con parámetros de temperatura de 36 - 40 °C.
5. Implementar técnicas de preprocesamiento y redimensionamiento de las imágenes térmicas de baja resolución por medio de técnicas de Visión por Computadora.
6. Desarrollar un algoritmo para la extracción de puntos clave y zonas térmicas del rostro.
7. Validar el modelo experimental por medio de métodos estadísticos.

### 1.3 Preguntas de investigación

1. ¿Qué limitantes y funciones tendrá el termógrafo embebido partiendo de sensores de espectro térmico?
2. ¿Cómo se evalúa el desempeño del termógrafo embebido?
3. ¿Qué características debe tener el método de ajuste de la temperatura partiendo del espectro térmico?
4. ¿Qué características debe tener el *dataset* para generar un procesamiento de las características del rostro?
5. ¿Qué características debe contener el algoritmo de preprocesamiento térmico del rostro para determinar la temperatura característica centralizada en zonas características en infecciones virales?
6. ¿Cuántas muestras requiere el *dataset* para ser eficaz en tareas de identificación de puntos clave del rostro?



## 1.4 Justificación

Debido al surgimiento de nuevas pandemias globales, a la facilidad de contagio, así como al creciente número de muertes, la sociedad mundial ha adoptado una serie de medidas preventivas para contener la propagación de estos virus. Muchos de ellos permiten una estimación temprana de la temperatura; Por ejemplo, cuando hay accesos a zonas de alta afluencia de personas o incluso a lugares de trabajo, lo que conlleva la compra de sistemas costosos para la detección temprana de anomalías en su salud.

Hasta principios de 2022, varias empresas líderes en el campo de los sistemas de seguridad basados en cámaras de alta definición han desarrollado dispositivos de análisis térmico que incorporan técnicas de Visión Artificial e Inteligencia Artificial basada en gradientes de temperatura, que emiten avisos sonoros cuando el valor de temperatura detectado es superior a  $37^{\circ}\text{C}$  como el encontrado en el Bullet/Minidomo 2020 (Optris, 2021).

Cabe señalar que dicha tecnología logra un reconocimiento facial y análisis de temperatura sobreponiendo una medición focalizada por sensores IR, una imagen 4K o HD con una o varias imágenes térmicas, elevando su costo de fabricación y comercialización, no permitiendo diferenciar los espectros electromagnéticos, tanto el visible como el térmico, resultando en una baja precisión al determinar temperatura (Carpené, et al., 2021) y (Amrani, et al., 2020).

Algunas alternativas de sistemas de detección de temperatura en línea de menor costo son por medio de la implementación de termógrafos embebidos, que integran componentes comerciales de menor precio, como en el uso de cámaras térmicas como las promovidas por el fabricante Flir™ en su modelo Lepton®. Cabe resaltar que Flir™ Lepton® tienen una resolución de 80x60 píxeles (Lepton, 2023).

Asimismo, es importante mencionar que el análisis de imágenes térmicas por medio de técnicas de Visión por Computadora es un tema cuyos aportes literarios son limitados debido a lo complejo de los modelos matemáticos requeridos para su aplicación, por otra parte, es bien sabido que las imágenes térmicas de baja resolución no representan un área de beneficio en la sociedad científica, pero que sí es de interés para la problemática actual.

El objetivo del presente proyecto consiste en diseñar un sistema confiable y eficaz para la medición de temperatura focalizada a la zona ojos y boca del rostro partiendo de la programación de alto nivel de Python y sus librerías de código abierto para Visión Artificial y Aprendizaje Automático OpenCV, Landmark-Detection y Scikit-Learn, reduciendo el costo de la implementación. Esta es una ventaja en comparación con sistemas que requieren del uso de software con licencia como Matlab® o LabView® y sus librerías de uso específico para el procesamiento de Imágenes Térmicas, Visión Artificial y Machine Learning.

Adicionalmente, es necesaria una correcta elección del sistema de procesamiento digital, actualmente la literatura marca una tendencia de la tecnologías de procesamiento de visión artificial mediante las llamadas microcomputadoras, consideradas como sistemas complejos de bajo costo, que contienen además de microprocesador multinúcleo, memoria RAM, y espacio de almacenamiento escalable a las necesidades del proyecto, diversos componentes periféricos de interconexión como I2C y múltiples puertos de entrada y salida comerciales, permitiendo la implementación de casi cualquier sistema digital por su naturaleza reconfigurable debido a la flexibilidad de arquitectura (Nayyar & Puri, 2015).

## 1.5 Requerimientos del proyecto

Como elementos necesarios para la construcción del termógrafo embebido a partir de técnicas de visión artificial se enlistan requerimientos físicos y monetarios, que representan un costo estimado partiendo de cotizaciones proporcionadas por proveedores nacionales e internacionales de tecnología, los cuales se resumen en la Tabla 1. Cabe mencionar que no se incluyen la totalidad de los elementos o componentes para la implementación ya que estos se describen en la viabilidad del estudio en el apartado de materiales y métodos.

**Tabla.1.** Características generales de hardware requerido.

Concepto	Descripción	Justificación	Costo Unitario
Tablero de control FLIR v2.0	Tarjeta de desarrollo Lepton	Construcción del termógrafo embebido.	\$2,000.00
FLIR Lepton 3 (500-071-01)	Cámara termográfica	Construcción del termógrafo embebido.	\$4,000.00
Raspberry pi 3B+ 2 GB	Tarjeta de desarrollo Raspberry	Construcción del termógrafo embebido	\$2,000.00
Pantalla <i>touch</i> 7" para Raspberry	Pantalla <i>touch</i> para Raspberry Pi 4	Construcción del termógrafo embebido	\$2,000.00
Webcam MJPG YUV	Cámara web HD	Obtención de <i>dataset</i> imágenes RGB para entrenamiento	\$500.00
<b>Total:</b>			<b>\$10,500.00</b>

**Fuente:** Elaboración propia con base en estudio presupuestal con proveedores.

De manera personal y por parte del Laboratorio de Cómputo Científico se cuentan con algunos materiales necesarios descritos en Tabla 2.

**Tabla 2.** Requerimientos materiales adicionales

Concepto	Descripción	Justificación
HP Proliant M1110 G6	Procesador Xeon 3.1GHz 16gb DDR3	Para la comparativa entre procesamiento de microcomputadora y GPU
Tarjeta Quadro 600	Tarjeta de gráficos 1 GB GDDR3	Para la comparativa entre procesamiento de microcomputadora y GPU
Dell Optiplex 790	Processor i7 8Gb DDR3 200Gb SSD	Desarrollo de algoritmos de Visión por Computadora
Fuentes de Poder BK 305d	Fuente de poder BK Precisión	Alimentación de dispositivo electrónico
Generadores de funciones B&K Precision 4040B	Generador de funciones	Calibración de panel de conexión Flir™
Multímetros FLUKE 1587	Multímetro	Mediciones de componentes electrónicos
Estaciones de trabajo	Estación de trabajo con conexión a corriente	Montaje seguro de sistema embebido
Estaciones de trabajo para soldar	Estación de trabajo y caudín	Ensamble de equipo electrónico
Routers inalámbricos TPlink AX1500	Router inalámbrico	Para conexión inalámbrica entre sistema embebido y servidor

**Fuente:** Elaboración propia con base en material adicional

Como parte de recursos humanos se cuenta con la participación de integrantes del claustro docente del programa de posgrado, tanto internos como externos, personal administrativo y estudiantes del programa del Centro Universitario UAEM Atlacomulco, quienes pueden ser requeridos durante la realización del proyecto de investigación.

### **1.5.1 Impactos**

#### **• Científico.**

Evidenciar que la implementación de un termógrafo embebido sin la sobreposición de imágenes RGB, térmica y de un sensor IRT se puede obtener una temperatura fiable eliminando los efectos negativos que se tiene con la medición focalizada.

Proponer un algoritmo como alternativa de solución para conjuntos de datos ruidosos, con una precisión igual o superior a los sistemas comerciales.

Presentar evidencia suficiente que permita demostrar que la zona térmica del rostro ojos y boca favorecen los mejores niveles de precisión al determinar la temperatura.

Con base al desempeño obtenido con los algoritmos de visión artificial es posible justificar la utilización de este termógrafo como un instrumento de medición fiable.

Divulgación científica a través de la participación en eventos científicos y/o tecnológicos internacionales y/o nacionales, así como la producción científica asociada y debidamente respaldada mediante una publicación en revista indizada.

#### **• Tecnológico.**

Desarrollo e implementación de un termógrafo embebido, para el diagnóstico de padecimientos febriles reduciendo la posible exposición al SARS-CoV-2 a operadores humanos por medio de técnicas de visión por computadora que permitan determinar la temperatura en humanos.

## **HIPÓTESIS**

La implementación de un termógrafo embebido desarrollado con dispositivos de detección térmica de baja resolución como el Flir Lepton® utilizando técnicas de Visión por Computadora logrará el desarrollo de un dispositivo de que determine la temperatura en humanos focalizada en las zonas ojos y boca, con precisión en la determinación de la temperatura en humanos de ~ 98%.

## **2. Estado del Arte**

### **2.1 Estado actual de las pandemias globales**

En los últimos años, las epidemias virales han provocado graves crisis en todo el mundo, la mayoría de éstas se asocian a los Coronavirus (CoV), que han demostrado ser más virulentos y mortales comparados con los virus convencionales. Los CoV antes mencionados son clasificados genéticamente en Alphacoronavirus y los Betacoronavirus, que infectan a mamíferos, y los Gammacoronavirus y los Deltacoronavirus que se transmiten a aves (Tiwari & Mishra, 2020). Actualmente se conocen típicamente siete tipos de CoV reportados en la literatura como transmisibles a humanos, entre los que se encuentran HCoV-NL63 y hCoV-229E pertenecientes al género Alphacoronavirus y a hCoV-OC43, hCoV-HKU1, SARS-CoV, MERS-CoV y SARS-CoV-2 que pertenecen al género Betacoronavirus (Drexler, et al., 2010), (Morrison, et al., 2023).

#### **2.1.1 MERS-CoV**

Una epidemia que precedió al reciente SARS-CoV-2 y asociada a un CoV fue la epidemia por el Síndrome Respiratorio de Oriente Medio (MERS-CoV), conocida coloquialmente como MERS, el cual surgió a mediados de 2012 en Asia, y extendiéndose a África, Europa y América, siendo de mayor prevalencia en Medio Oriente, y donde hasta hace algunos años era considerada zona de alto riesgo de infección por este CoV. Es importante mencionar que los parámetros recurrentes del MERS son fiebre superior a 38°C, tos y dificultad para respirar. (Zaki, et al., 2012).

#### **2.1.2 SARS-CoV**

Otra pandemia predecesora es la del Síndrome Respiratorio Agudo Severo de 2002 conocida como (SARS-CoV) o SARS la cual surgió al sur de China de 2002-2003, con prevaecía todo el mundo, siendo esta más común en los países asiáticos. Cabe señalar que el SARS fue responsable de 8.422 contagios, 916 muertes y una tasa de mortalidad del 11%. Afectando principalmente a mujeres, la sintomatología del SARS se caracteriza por fiebre

alta que oscila entre 38°C – 42°C, tos y dificultad para respirar, siendo la fiebre el parámetro común de la infección. (Morrison, et al., 2023).

### **2.1.3 H1N1**

México es el país del epicentro la pandemia antecesora del SARS-CoV-2 por la crisis de salud por el virus de la Influenza (H1N1) surgida en 2009, caracterizada por una infección respiratoria grave y fiebre superior a los 38°C como cuadro recurrente. La OMS declaró este brote de influenza en fase 6, extendiéndose internacionalmente con más de 18.449 muertes en el mundo (Liozidou, et al., 2023). Es importante mencionar que este virus se propaga por el aire a través de gotitas respiratorias que se liberan cuando una persona infectada con el virus tose, estornuda, respira o habla (Cook, et al., 2011). La literatura especializada menciona que las personas infectadas puedan transmitir el virus durante aproximadamente un día antes de que aparezcan los síntomas y hasta cuatro días después. Los niños y las personas con sistemas inmunitarios debilitados pueden ser portadores del virus durante un período de tiempo más largo (Mayoclinic, 2023).

### **2.1.4 Endemia del Ébola**

Un virus endémico importante en los últimos años es el Ébola surgido en 2013 en el continente africano, y cuyos reportes apuntan que para 2015 es responsable de más de 17,145 contagios, 6,070 muertes y una tasa de letalidad del 35%. Los síntomas clínicos de su infección se dividen en tres etapas. En la primera, se presentan síntomas similares a los de la gripe y aparecen entre 2 y 21 días después del contagio. En la segunda se presentan síntomas viscerales y mucocutáneos, los síntomas principales son una erupción macular o maculopapular, descamación e infiltración de las mucosas de los ojos, la boca y la garganta, la tercera fase es una recuperación o muerte. El diagnóstico se confirma por una prueba de Reacción en Cadena de la Polimerasa (PCR) positiva. Cabe señalar que los estados febriles son característicos durante la enfermedad (WHO, 2023).

### **2.1.5 SARS-CoV-2**

El SARS-CoV-2 es el CoV más contagioso registrado hasta la actualidad, se transmite rápidamente entre personas a través de las secreciones respiratorias, y por contacto (Huang,

et al., 2020). La COVID-19 por otra parte, Corman lo define como la enfermedad infecciosa causante del síndrome respiratorio agudo severo más virulento y letal hasta la fecha (Corman, et al., 2020). En México las cifras de positividad ascienden a 7,633,355 casos, así como un total de 334,336 defunciones a partir de los datos de (CONACyT, 2023) y (JHU, 2023). En la actualidad se cuentan con registros de las pandemias predecesoras, que contrastan con esta nueva pandemia, en las que resalta un cuadro infeccioso característico descrito en la Tabla 3 (Pustake, et al., 2022).

**Tabla 3.** Características clínicas y de laboratorio de los pacientes

Malestar	SARS	MERS	AH1N1	CoVID-19
Fiebre	~100%	81-98%	~90%	34-80%
Tos	75-80%	57-83%	81-82%	19-57%
Dolor de cabeza	20-70%	20.4%	50-58%	2.5-38%
Periodo de Incubación	1-10 Días	2-12 Días	1-5 Días	2-14 Días
Disnea	35-40%	22-72%	30-40%	3-36%
Asintomático	-	-	-	6.5%

**Fuente:** Elaboración propia con base en (Pustake, et al., 2022)

De acuerdo con datos de la Organización Mundial de la Salud (OMS), la pandemia provocada por el COVID-19 ha orillado a la sociedad mundial a modificar su forma de vida, debido a su letalidad y facilidad de contagio (OMS, 2021). Algunas medidas que garantizan la disminución de casos positivos al SARS-CoV-2 es mediante el lavado frecuente de manos, la sana distancia y el uso constante de cubrebocas (OMS, 2020).

De acuerdo con los datos de la tabla 3 los síntomas más frecuentes manifestados por las personas que presentaron COVID-19, así como otros virus son fiebre, tos y fatiga, así mismo el autor describe que los síntomas menos comunes son cefalea, hemoptisis y diarrea. Por ello, es útil realizar la toma de temperatura corporal de forma correcta, para detectar casos positivos de COVID-19 en sus etapas iniciales (OMS, 2021) y (Pustake, et al., 2022).

Cabe señalar que debido a que en países de Asia y Europa no se tomaron medidas de control y distanciamiento a tiempo, el virus se esparció rápidamente en la mayoría de los países del mundo generando una severa crisis humanitaria y de salud global (Maguina-Vargas, et al., 2020).



### **2.1.6 Nuevas amenazas globales**

En la actualidad existen nuevas amenazas, como la reportada por la Comisión Nacional de Salud de la República Popular China, la cual notificó a la OMS en marzo de 2023 un caso confirmado de infección humana por virus de la gripe aviar A(H3N8), lo que representa el tercer caso notificado de infección humana por este virus. La OMS (2023) menciona que el H3N8 tiene como principales síntomas un cuadro de fiebre y tos acompañada de una neumonía progresiva, que ha desencadenado el deceso de los portadores, lo que representa una amenaza mundial (WHO, 2022) y (WHO, 2023).

A partir de estas nuevas amenazas la sociedad científica desarrolla nueva tecnología, como la encontrada en el procesamiento de la imagenología térmica, que ha tenido buenos resultados y cuyo objeto de estudio se centra en el análisis del espectro térmico.

### **2.2 Espectro térmico**

Desde el postulado de Hardy en 1934 el cuerpo humano es considerado como un radiador de cuerpo negro, debido a la energía térmica emitida por la piel humana en diferencia con el medio ambiente (Hardy, 1934). Así, los cuerpos con temperaturas por encima del cero absoluto emiten radiación electromagnética, conocida como radiación infrarroja (es decir, que es emitida a frecuencias inferiores al color rojo) o radiación térmica. Este efecto emisivo de cualquier cuerpo negro con longitud de onda en el espectro infrarrojo de cualquier cuerpo negro se obtiene a partir de la ley de Stefan-Boltzmann (Modest, 2013).

Es importante destacar que, a través de la IRT (Infrared Temperature) es posible monitorear los cambios térmicos en la superficie de los objetos de prueba, y por lo tanto es posible utilizar esta técnica de monitoreo en aplicaciones médicas; por ejemplo, para determinar la temperatura en extremidades, rostro y alguna otra parte del cuerpo de interés para su análisis cuando existe algún cuadro febril inusual (Ring, 2007).

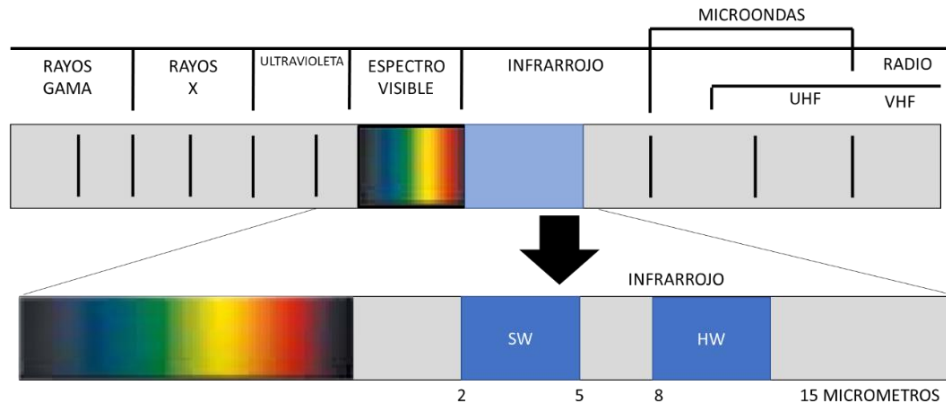
DeWitt & Nutter (1991) introdujeron instrumentos de medición de temperatura que incluían sensores de temperatura IR (infrarrojos), desde entonces estos dispositivos son más conocidos como termómetros infrarrojos. (DeWitt & Nutter, 1991). Según la literatura, en estos dispositivos se esconden los siguientes problemas; a) coeficiente de emisividad y

reflexión de la superficie radiante de la piel; b) transmitancia del medio entre el sensor y el objetivo; (c) temperatura radiante promedio del entorno de medición (temperatura reflejada); (d) distancia y tamaño del objetivo (Zaproudina, et al., 2008). Sin embargo, la precisión de la medición de temperatura sin contacto se puede mejorar mediante el uso de sensores infrarrojos de doble banda o multibanda. En este contexto los sensores, aunque más costosos, permiten compensar la emisividad de fondo como lo menciona (Lü, et al., 2016).

Cabe mencionar que la fiebre es una de las manifestaciones más comunes, rápidas e indiscutibles de varios tipos de enfermedades, siendo este el parámetro de diagnóstico más utilizado en infecciones por la COVID-19. (Schmitt, 1984) y (OMS, 2020). Estudios de Bouzida y Tan, mencionan que el ser humano es capaz de mantener una temperatura corporal constante, siendo en la mayoría de los casos diferente al medio ambiente que lo rodea, en ese contexto la regulación de su temperatura es parte esencial para su supervivencia y cuya variación súbita se considera como un indicador de una probable enfermedad (Tan, et al., 2009) (Bouzida, et al., 2009).

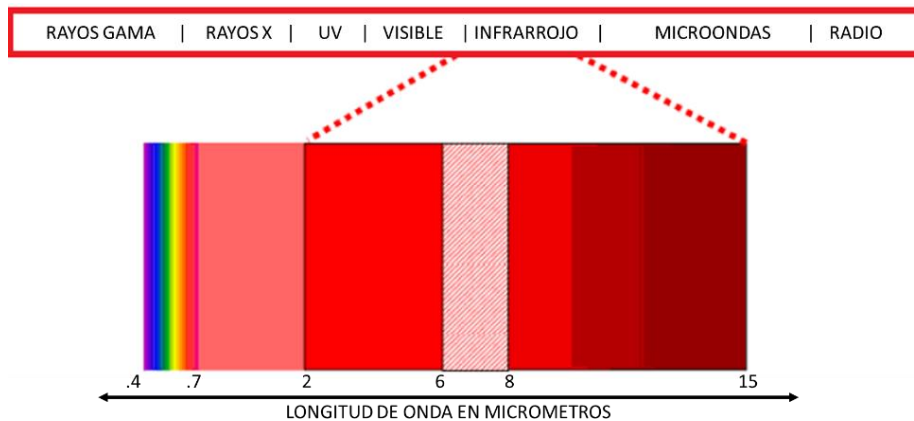
Dolibog, et al., (2022) describen el proceso de medición de temperatura cuyas mediciones características se encuentra en las zonas del cuerpo, cuyos valores normales de temperatura son: axila y frente de  $36.6^{\circ}\text{C}$ , boca  $36.9^{\circ}\text{C}$ , oído de  $37.1^{\circ}\text{C}$ , describiendo así un padecimiento febril a aquella temperatura 1 o  $2^{\circ}\text{C}$  superior a esta (Dolibog, et al., 2022). A partir de estos datos y el descubrimiento de la radiación infrarroja, se implementa un nuevo método de medición, donde se analiza la temperatura a partir de la visión térmica, abriendo el paradigma al campo de la medición de temperatura mediante la imagenología térmica (Kelly-Hope, et al., 2021).

De acuerdo con la compañía Flir cualquier objeto con una temperatura superior al cero absoluto ( $-273,15^{\circ}\text{C} = 0\text{K}$ ) emite radiación en la región infrarroja, desde objetos como el hielo hasta generadores de calor, como una fogata o el sol. Cabe destacar que, aunque nuestros ojos no los visualizan, el espectro se encuentra visible en un rango de valores de longitud de onda superiores, como se ilustra la Figura 1 (Flir, 2022).



**Figura 1.** Espectros Electromagnéticos  
**Fuente.** Diseño propio con base en (Flir, 2022)

Los sistemas que utilizan esta tecnología basan su funcionamiento en técnicas de captura del espectro térmico emitido por un objeto en función de sus condiciones térmicas. Por tanto, una cámara térmica es un dispositivo capaz de observar la radiación térmica de un objeto invisible al ojo humano, cuyo rango de visión tiene una longitud de onda entre 2  $\mu\text{m}$  y 15  $\mu\text{m}$  como se muestra en la figura 2 descrito por (Llamosa, et al., 2011).



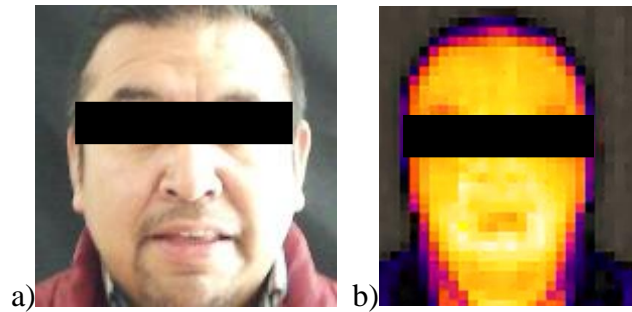
**Figura 2.** Rangos visibles de una cámara térmica  
**Fuente.** Diseño propio con base en (Llamosa, et al., 2011).

Cabe aclarar que cada objeto emite una determinada cantidad de radiación infrarroja y esta depende de su temperatura. En general, los objetos con temperaturas más altas emiten mayor radiación infrarroja que los objetos con temperaturas más bajas.

### 2.2.1 Termografía Infrarroja

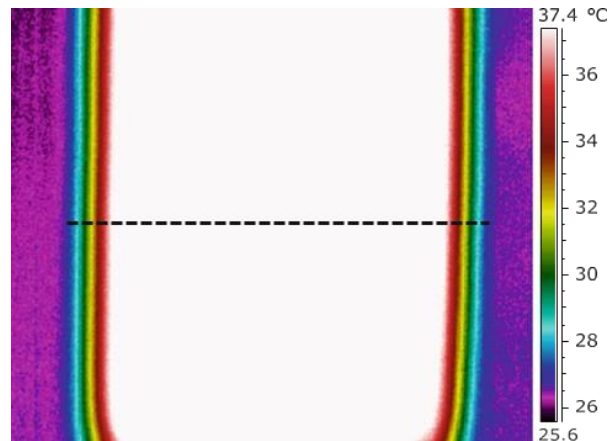
Guo y et al., (2022) definen la termografía infrarroja o IRT, como un método que permite la medición y visualización precisa y sin contacto de la temperatura de una superficie. Esto es posible debido al hecho de que los cuerpos emiten una cantidad de

radiación infrarroja y la energía emitida es proporcional a la temperatura de la superficie como se muestra en la Figura 3. Donde los parámetros se pueden detectar como radiación térmica utilizando cámaras termográficas que convierten este espectro en variables de temperatura, permitiendo convertir el espectro infrarrojo en visible (Guo, et al., 2022)



**Figura 3.** Imagen a) RGB, b) Térmica  
**Fuente.** Extraído de (Guo, et al., 2022).

El proceso que sigue un IRT es convertir la energía emitida por un cuerpo en una señal eléctrica y de ahí en una imagen radiométrica, donde los dispositivos térmicos detectan y muestran diferencias en la energía infrarroja utilizando una gama de colores característicos, de esta forma los colores oscuros suelen indicar temperaturas bajas, mientras que los colores más brillantes indican altas temperaturas como lo ilustra la Figura 4 (Carlomagno & Cardone, 2010).

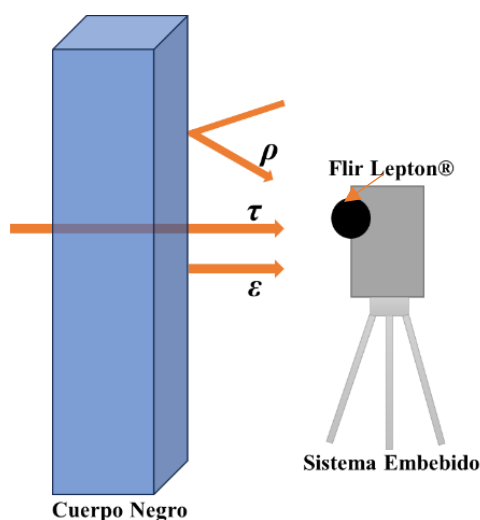


**Figura 4.** Gama de colores emitidos por un tubo de PVC bajo convección natural.  
**Fuente.** Extraído de (Carlomagno & Cardone, 2010).

Para que un proceso de medición térmica basado en el espectro térmico proporcione resultados óptimos, se requieren condiciones experimentales controladas de humedad, flujo de aire y temperatura promedio este proceso puede lograrse por dispositivos considerados radiadores de cuerpo negro.

## 2.2.2 Radiación de un cuerpo negro

La radiación se refiere a la emisión de energía desde la superficie de cualquier cuerpo, esta energía está conformada por ondas electromagnéticas que viajan en el vacío a una velocidad constante igual a  $3 \times 10^8$  m/s. La teoría de la radiación infrarroja introduce un concepto teórico de radiador ideal, denominado cuerpo negro propuesto por G. R. Kirchhoff, quien lo define como un dispositivo o superficie que puede absorber todo rango de longitud de onda como lo describe la Figura 5, donde la radiación electromagnética incidente es al mismo tiempo el mejor emisor posible de esta radiación, incluso en el vacío, (Alfaro, 2022).



**Figura 5.** Emisividad ( $\epsilon$ ), reflexión ( $\rho$ ) y transmisión ( $\tau$ ) de cuerpo negro  
**Fuente.** Elaboración propia con base en (Alfaro, 2022)

Por otra parte, el radiador de cuerpo negro absorbe toda la energía radiante e impide que se refleje energía detrás de la cámara térmica, por lo que su uso es de vital importancia. En el caso específico de la medición de la temperatura, se tienen en cuenta los estándares especificados por la Organización Internacional de Normalización (ISO) y la Comisión Electrotécnica Internacional (IEC) con la norma ISO/IEC 80601-2-59 ratificada en 2019 (ISO/IEC80601-2-59, 2019). Además, las pautas operativas para identificar temperatura en humanos utilizando un termógrafo de detección se rige bajo la norma ISO/TR13154 propuesta en el 2009 (ISO/TR13154, 2009).

## 2.2.3 Principios fundamentales de la IRT

### 2.2.3.1 Ley de Kirchhoff

Kirchhoff descubrió que un buen absorbente de calor es un buen radiador y que el cuerpo negro representa un punto de referencia para las fuentes de radiación donde la suma de la radiación que sale de un objeto es igual a 1, lo cual es indispensable para una correcta parametrización de la temperatura como lo establece la Ecuación 1:

$$\frac{E_{em}}{E_{ab}} = f(\lambda, T) \quad (1)$$

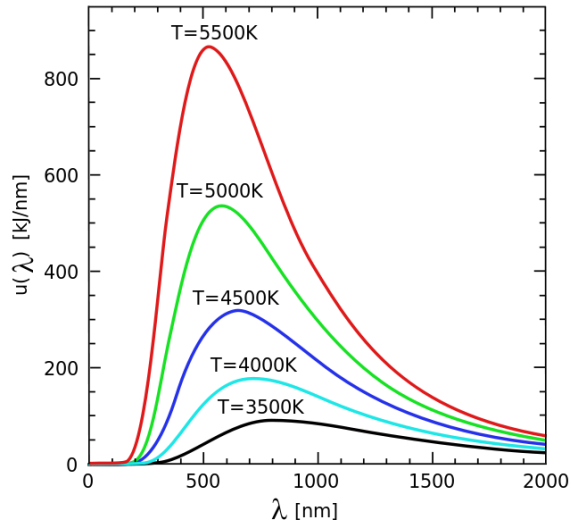
Donde  $E_{em}$  es la cantidad de energía emitida por unidad de área del cuerpo y  $E_{ab}$  es la porción de energía incidente que es absorbida por el cuerpo. Es decir, cuando  $E_{ab}$  es igual a uno, a este cuerpo se le llama "cuerpo negro". Un cuerpo negro por tanto absorbe toda la energía que incide sobre él (Beiser, et al., 2010).

### 2.2.3.2 Ley de Wien

La ley de Wien establece que existe una relación inversa entre la longitud de onda a la que se produce el pico de emisión de un cuerpo negro y su temperatura, es decir cuanto mayor es la temperatura de un cuerpo negro, más corta es la longitud de onda, y por tanto tiende hacia la región del espectro de luz visible, como lo describe la Ecuación 2, donde la longitud de onda a la que el cuerpo negro emite su máxima potencia espectral emisiva es función de la temperatura absoluta del cuerpo (Usamentiaga, et al., 2014).

$$\lambda_{max} = \frac{[0.0028976 \text{ m} \cdot k_B]}{T} \quad (2)$$

Donde  $T$  es la temperatura del cuerpo negro en Kelvin y  $\lambda_{max}$  es la longitud de onda del pico de emisión en metros. Gráficamente la ley de Wien resalta que el producto entre  $T$  y  $\lambda_{max}$  siempre presenta el mismo resultado. Los objetos con mayor medida de temperatura emiten gran parte de su radiación en forma de longitudes de onda más cortas y por lo tanto parecerán más azules, mientras que los de menor temperatura lo hacen a través de ondas más largas y parecerán más rojos como se muestra en Figura 6 (Carlomagno & Cardone, 2010), (Usamentiaga, et al., 2014) y (Beiser, et al., 2010).



**Figura 6.** Gráfico de temperaturas basado en la Ley de Wien.  
**Fuente.** Elaboración propia con base en (Usamentiaga, et al., 2014)

### 2.2.3.3 Ley de Planck

Esta ley describe la radiación electromagnética emitida por un cuerpo negro en equilibrio térmico en una temperatura definida, Según la teoría de Planck, la energía está descrita por la Ecuación (3) (Pérez, 2012).

$$E = h \cdot \nu \quad (3)$$

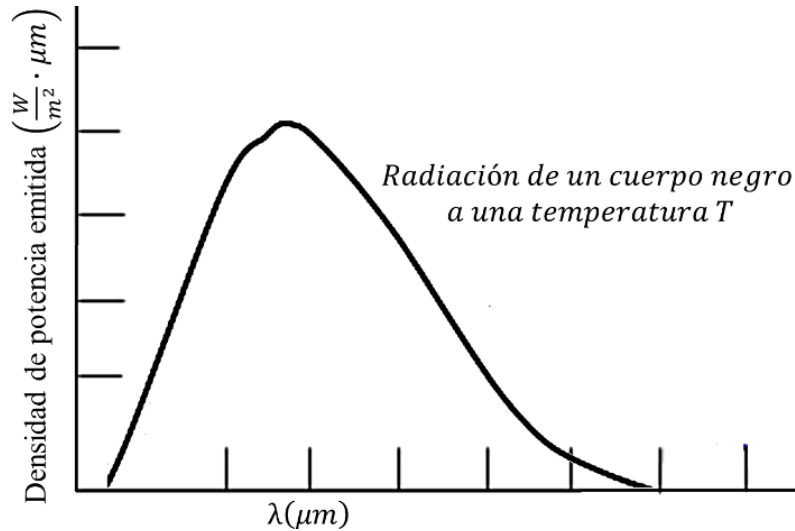
Donde  $E$  es la energía establecida en Joules,  $\nu$  equivale a la frecuencia en Hertz y  $h$  es la constante de Planck donde:

$$h = 6.620 \times 10^{-34} \text{ J} \cdot \text{s} \quad (4)$$

En el que  $J$  está en términos de Joules y  $s$  en segundos, es decir  $h$  tiene unidades de ( $\text{Kg} \cdot \text{m}^2 / \text{s}$ ) y la longitud de onda tiene una relación con  $h$  descrita como (Wesson, 2007):

$$\lambda = \frac{h}{p} \quad (5)$$

Donde  $p$  es el momento lineal de una partícula, recordando que  $p$  no es más que la masa de una partícula por su velocidad, de este modo tenemos que si conocemos el momento lineal de una partícula podemos conocer su longitud de onda, como lo ilustra la Figura 7.



**Figura 7.** Distribución de espectral de un cuerpo negro a una temperatura T  
**Fuente.** Elaboración propia con base en (Beiser, et al., 2010)

Idealmente, un cuerpo negro es un objeto perfecto que absorbe toda la luz y toda la energía que incide sobre él, dicha luz se llama radiación de cuerpo negro descrita por la ley universal de Planck en la Ecuación 6 (Beiser, et al., 2010).

$$Es(\nu \cdot T) = \frac{2\pi h c^2}{\lambda^5} \frac{1}{\exp\left(\frac{h c}{k_B \lambda T}\right) - 1} \quad (6)$$

Donde  $Es$  representa la radiación espectral,  $T$  es la temperatura del cuerpo negro  $\lambda$  es la longitud de onda y  $k_B = 1.380649 \times 10^{23}$  [J/K] es la constante de Boltzmann (Beiser, et al., 2010). Cabe señalar que debido a que los datos proporcionados por las imágenes térmicas no están en unidades de temperatura, están en radiancia infrarroja, esta temperatura se puede obtener a partir de la radiancia  $L_{\lambda,b}$  determinada por la ley de Planck descrita como:

$$L_{\lambda,b}(\lambda, T) = \frac{C_{1L}}{n^2 \cdot \lambda^5} \left[ \frac{C_2}{e^{n\lambda T}} - 1 \right]^{-1} \quad (7)$$

Donde  $C_{1L} = 2hc^2 = 1.191062 \times 10^{16}$  [W·m<sup>2</sup>/s] y  $C_2 = hc_0/k = 0.014388$  [m/K] son las constantes de radiación,  $\lambda$  [nm] es la longitud de onda de detección del termómetro de radiación, y  $n$  es el coeficiente de refracción del medio, a través del cual se propaga la radiación. Estos parámetros dependen de la velocidad de la luz en el vacío  $c_0 = 299,792,458$  [m/s], de la constante de Planck, así como de la constante de Boltzmann (Sreeja & Ratan, 2018).



### 2.2.3.4 Ley de Stefan-Boltzmann

La ley de Stefan-Boltzmann describe la suma de las componentes de emisividad ( $\epsilon$ ), transmitancia ( $\tau$ ) y reflectancia ( $\rho$ ), siempre tiene que ser igual a 1 y se determina como (Carlomagno & Cardone, 2010):

$$\epsilon + \tau + \rho = 1 \quad (8)$$

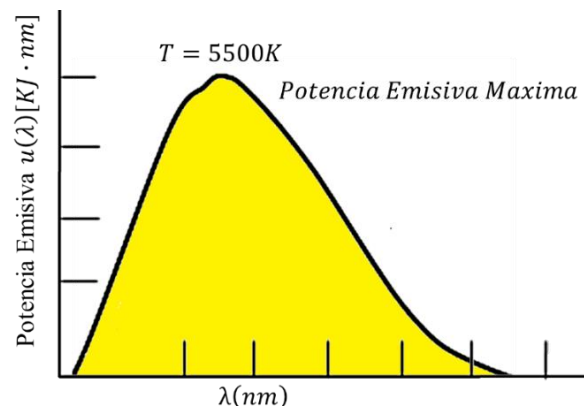
Esta ley establece que un cuerpo negro emite radiación térmica con una potencia de emisión hemisférica total proporcional a la cuarta potencia de su temperatura. Esta ley también explica que existen dos tipos de radiación térmica: la del objeto que se mide y la del cuerpo negro, y se expresan mediante las Ecuaciones (9) y (10).

$$M = T_s^4 \cdot \sigma \cdot \epsilon \quad (9)$$

Donde la potencia emisiva hemisférica total ( $M$ ) para un cuerpo real es igual al producto de la temperatura absoluta de la superficie ( $T_s$ ), la constante de Stefan-Boltzmann ( $\sigma=5.67 \times 10^{-8} \text{ W/m}^2\text{K}^4$ ) y la emisividad ( $\epsilon$ ), Y en el caso del cuerpo negro, al considerarse la emisividad igual a 1, el producto sería solamente entre los otros dos operandos.

$$W = T^4 \cdot \sigma \quad (10)$$

Estas funciones facilitan comprender la relación entre la temperatura de un cuerpo y la energía que produce. Es decir, que a medida que aumenta la temperatura, también aumenta la cantidad de energía por unidad de área. Por tanto, los cuerpos calientes liberan más energía que los fríos como lo ilustra la Figura 8 (Beiser, et al., 2010).



**Figura 8.** Demostración de la ley de Stefan-Boltzmann  
**Fuente.** Elaboración propia con base en (Beiser, et al., 2010)

Boltzmann determina que su ecuación parte de integrar el área bajo la curva descrita por la distribución de Planck, donde se obtiene la potencia total por unidad de área emitida por el cuerpo en todas las longitudes de onda, cabe señalar que debido a que las cámaras infrarrojas sólo captan una banda limitada de todo el espectro electromagnético se aplica la ley de Planck descrita por la Ecuación (7) (Carlomagno & Cardone, 2010).

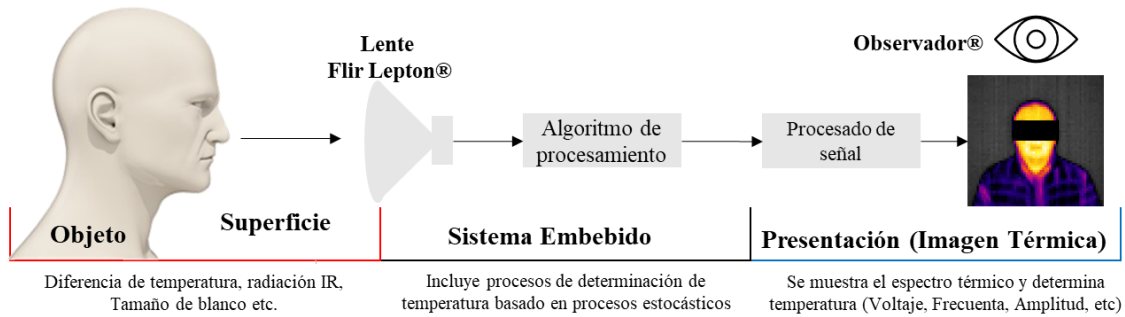
## **2.3 Cámaras térmicas**

### **2.3.1 Principio físico de las cámaras termográficas**

La tecnología IRT ha permitido el desarrollo de dispositivos ópticos que detectan y miden la radiación infrarroja emitida por los cuerpos. A partir de 1940 se crearon las primeras cámaras que captaban la radiación infrarroja con fines militares. En la actualidad las cámaras infrarrojas son más livianas, accesibles y con una amplia gama de funcionalidades (Hernández, 2020).

Las cámaras térmicas suelen ser sensibles a determinadas bandas del espectro infrarrojo. Este documento trata sobre las bandas infrarroja de onda media (MWIR) e infrarroja de onda larga (LWIR). MWIR se utiliza normalmente con detectores refrigerados (aproximadamente a 77 K), lo que genera dispositivos más grandes, más pesados, y que requieren un mantenimiento regular del equipo. LWIR funciona a temperatura ambiente y proporciona imágenes detalladas, logrando un tamaño compacto, peso ligero y menor costo. Actualmente existen dos enfoques diferentes para la producción de cámaras, pasivas y activas. Estas últimas se utilizan un haz de infrarrojos integrado en la cámara o cerca de ella para iluminar el objetivo que se está inspeccionando en contra parte, el método pasivo utiliza la radiación emitida por un objeto o superficie a medir sin ningún estímulo térmico artificial (Dhar, et al., 2011).

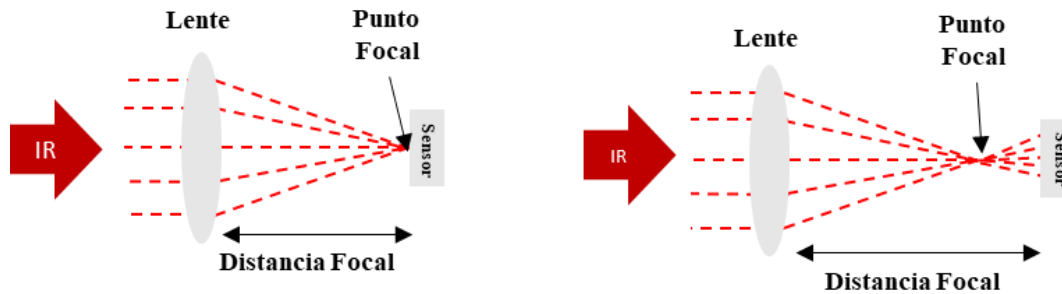
Una cámara térmica es un sistema complejo que resulta de la conexión de varios componentes, donde cada uno tiene un propósito específico, lo que da como resultado la conversión de la radiación IR en una imagen radiométrica legible por el ojo humano, como se visualiza en la Figura 9.



**Figura 9.** Captación, procesamiento y presentación de datos térmicos.  
**Fuente.** Elaboración propia con base en (Zhang, et al., 2010)

### 2.3.2 Óptica de la cámara térmica

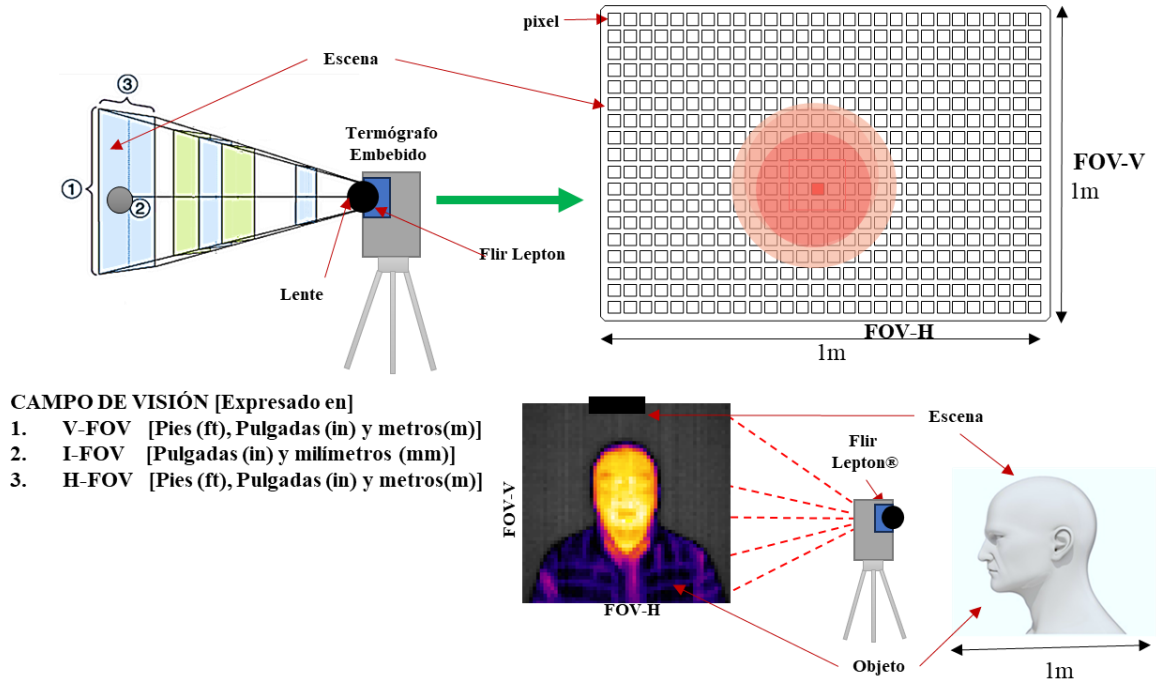
A partir del principio de las cámaras fotográficas, la cuales está equipadas con lentes ópticos, específicos para cada situación y escena, las cámaras térmicas utilizan un elemento óptico o lente térmico, este último interfiere con sus propiedades físicas, de ahí que la morfología de la misma caracterice los factores llamados FOV (Campo de visión), IFOV (Campo de Visión Instantáneo), o llamado distancia focal, que está directamente relacionado con el ángulo de cobertura de la cámara y el área capturada por la cámara como se muestra Figura 10 (Dziarki, et al., 2019).



**Figura 10.** Puntos Focales para la Energía Infrarroja  
**Fuente.** Elaboración propia con base en descripción de (Dziarki, et al., 2019)

### 2.3.4 Campo de visión o FOV

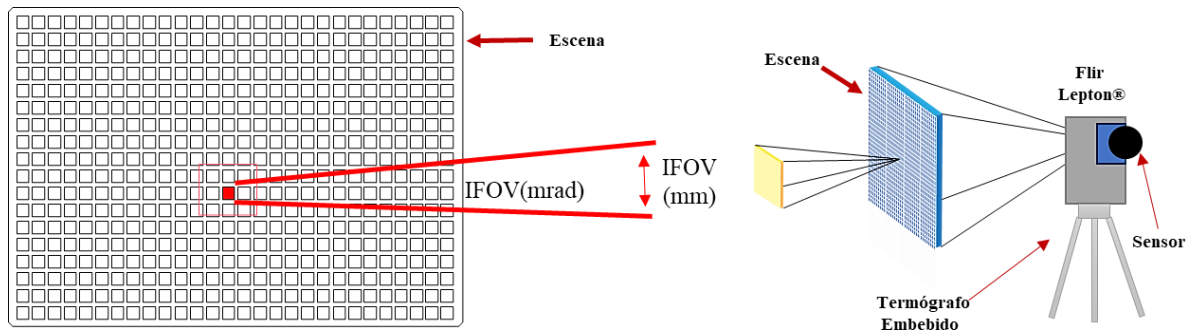
El FOV de una cámara térmica describe el área capturada por el lente térmico, es comúnmente asociado a la distancia que puede capturar la imagen térmica respecto a una escena y está ligado a la apertura vertical (FOV-V) y horizontal (FOV-H). El objetivo de este proceso es que la lente detecte todo el campo de visión, como lo ilustra la Figura 11. (Dziarki, et al., 2019), (Flir, 2023).



**Figura 11.** Representación gráfica de campo de visión FOV  
**Fuente.** Elaboración propia con base en descripción de (Dziarki, et al., 2019)

### 2.3.5 Resolución Espacial

La resolución espacial es asociada con el campo de visión instantáneo (IFOV), que es considerado como el detalle físico más pequeño detectado por una cámara, es decir el número de píxeles necesarios para detectar o parametrizar un objetivo Figura 12.



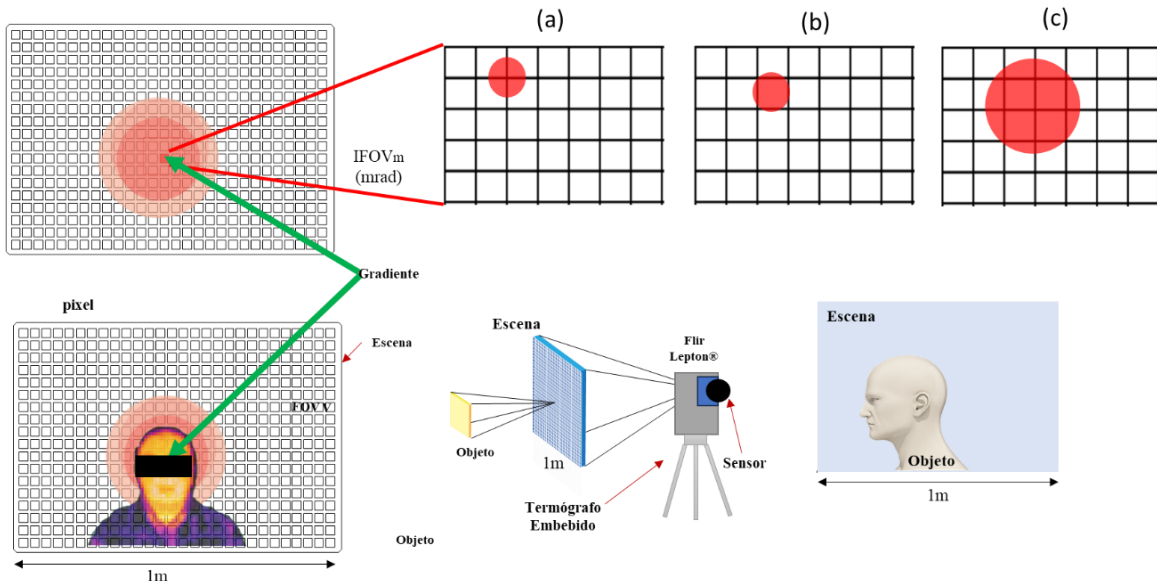
**Figura 12.** Representación gráfica del IFOV  
**Fuente.** Elaboración propia con base en descripción de (Flir, 2022)

El IFOV de una cámara termográfica puede ser calculado de dos formas: i. A partir del FOV y el número de píxeles del sensor descrito en Ecuación (11) y ii. A partir del tamaño de los píxeles del sensor y de la distancia focal  $f$  Ecuación (12) (Flir, 2022).

$$IFOV = \frac{FOV}{n_{pixeles}} \cdot \frac{\pi}{180} \cdot 1000 \quad (11)$$

$$IFOV = \frac{pixeles}{f} \quad (12)$$

Algunas cámaras térmicas indican la relación de tamaño de punto real en sus productos la cual puede resultar engañosa, ya que no es necesariamente la más precisa, al procesar la imagen pueden no ser suficiente para proporcionar una representación precisa de la temperatura. La compañía GIMIM describe que la dimensión IFOV no es suficiente para evitar mediciones erróneas en ciertos objetivos y mejorar la precisión para estimar su temperatura con la mayor precisión posible, por lo que es indicado procesar un conjunto de píxeles o ventanas, como lo muestra la figura 13 (GIMIM, 2020).



**Figura 13.** IFOV a) caso real, b) caso ideal, c) regla general  $IFOV_{meas} = 3 \times IFOV$   
**Fuente.** Elaboración propia con base en descripción de (Flir, 2022) y (GIMIM, 2020).

Donde por un lado en el "caso real" el objeto se encuentra en un píxel vecino, y por otro en el "caso ideal" el objeto medido cubre completamente todo el píxel del detector. Por lo tanto, la temperatura medida es muy cercana a la temperatura real, pero esto es poco probable, por lo que se aplicará la "regla general", es decir,  $IFOV_{meas} = 3 \times IFOV$ , en otras palabras, el objeto que se está midiendo será tres veces más grande que su tamaño, en este contexto los píxeles del detector están completamente cubiertos, de modo que se puede detectar la temperatura real del objeto medido (GIMIM, 2020).

### **2.3.6 Resolución de la cámara termográfica**

La resolución de una cámara térmica está determinada por el fabricante del producto y se puede describir como una matriz resultante con mediciones radiométricas de todos los píxeles, por eso se dice que cuantos más píxeles haya en la matriz, mayor será la precisión de la medición de la temperatura, por esto las cámaras térmicas tienen una resolución más baja que las cámaras visibles, ya que no son necesariamente para ilustrar una escena, sino para extraer analizar espectros y zonas térmicas (Reyes-Campaña, et al., 2021) y (Flir, 2022).

### **2.3.7 Precisión de las medidas**

La precisión de determinación de temperatura de una cámara térmica está relacionada con la distancia entre los valores medidos obtenidos y comparados a través de mediciones repetidas en la misma superficie, bajo condiciones de operación específicas, este factor depende de las capacidades de la óptica implementada, parámetros del sensor, así como los fines de recopilación de datos, cabe señalar que la precisión especificada por el fabricante generalmente se refiere a un cuerpo negro y se logra en situaciones estrictamente controladas, y estas son  $\pm 2\%$  de error y  $\pm 2^\circ\text{C}$  (Reyes-Campaña, et al., 2021).

### **2.3.8 Flir Lepton®**

La cámara Flir Lepton® es un sistema de procesamiento de espectro térmico de función limitada del fabricante FLIR, capaz de trabajar con radiación infrarroja de onda larga, el sistema parte de una microcámara de imágenes térmicas LWIR de alta resolución de FLIR, que ofrece la misma matriz de plano focal de  $80 \times 80$  Píxeles, que proporciona resultados de calibración radiométrica en una matriz de 6,400 píxeles. También cubre un rango de visualización de  $-10^\circ\text{C}$  a  $450^\circ\text{C}$ , lo que proporciona más flexibilidad en el desarrollo de aplicaciones. Flir Lepton® es el primer sensor infrarrojo de longitud de onda completa lo suficientemente pequeño como para usarse en *smartphones* u otras plataformas.

## **2.4 Sistemas Embebidos**

Los sistemas embebidos son una combinación de hardware y software que procesan datos digitales y están diseñados para realizar funciones específicas, como ayudar a realizar

diversas tareas como procesar información generada por sensores, actuadores, etc. Para Güette & Arocha, son sistemas basados en uno o más microprocesadores diseñados y preprogramados para realizar una tarea específica, el usuario final puede interactuar con ellos, pero no puede cambiar su función principal, es importante mencionar que el término embebido se refiere a que un sistema o control electrónico es parte fundamental del sistema principal. Usualmente un sistema embebido está formado por (Güette & Arocha, 2016):

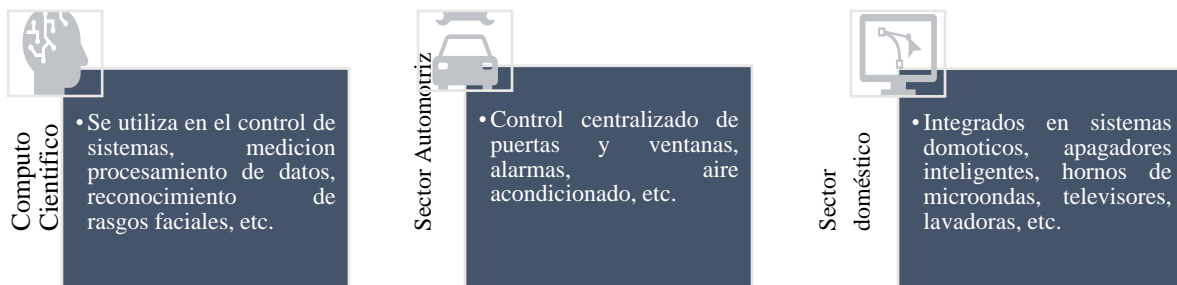


**Figura 14.** Núcleos de un Sistema Embebido  
**Fuente.** Elaboración propia con base en (Güette & Arocha, 2016)

Idealmente los sistemas embebidos cumplen tres funciones principales las cuales son, trabajo en tiempo real, optimizar al máximo los recursos disponibles, y en implementaciones de Computo Científico.

### 2.4.1 El Microcontrolador

Los microcontroladores son pequeñas computadoras de circuito integrado, estas cuentan con un procesador o CPU (unidad central de procesamiento), puertos de entrada y salida, memoria para almacenar programas y memoria para almacenar datos, cabe señalar que los Microcontroladores pueden ser usados en (Guevara, 2023):



**Figura 15.** Usos de los Microcontroladores  
**Fuente.** Elaboración propia con base en (Guevara, 2023)

Algunas características de los microcontroladores son: i) Unidad de procesamiento central (CPU), comúnmente de 4, 8, 16 y 32 bits con arquitectura Harvard. ii) Memoria de RAM de 1, 2, 4, 8, 16, o 32 kilobytes. iii) Memoria de programa, encargada del almacenamiento de tipo ROM, EPROM, EEPROM, o flash. iv) Interfaz de entrada y salida, paralelo y serial. v) Generador del reloj de cristal de cuarzo que operan a frecuencias entre 1 a 40 MHz como se muestra en la figura 16 (Velázquez & Sánchez, 2009).

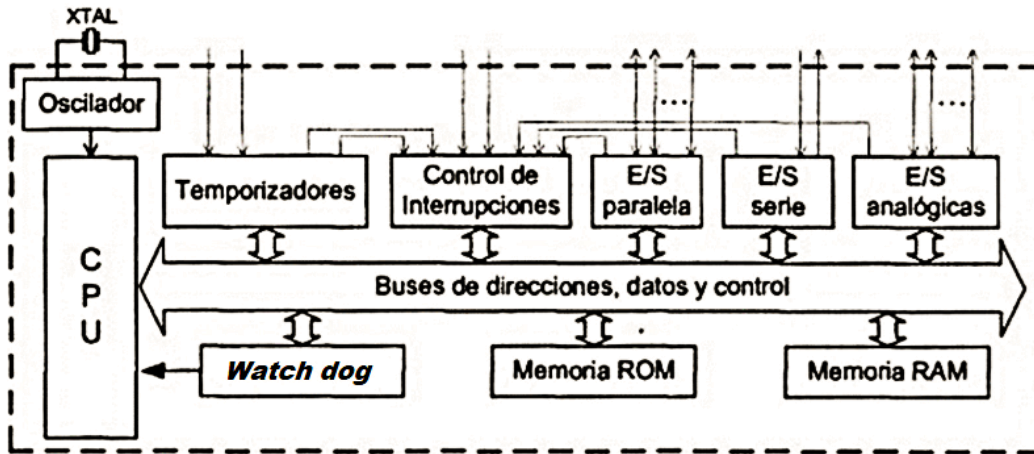


Figura 16. Estructura a bloques de un microcontrolador.  
Fuente. Extraído de (Velázquez & Sánchez, 2009).

### 2.4.1.1 Arquitectura de un Microcontrolador

A lo largo del tiempo, cada fabricante de tecnología inventaba una circuitería lógica que servía como arquitectura para sus implementaciones. Entonces cuando surgía un problema, sólo el diseñador era capaz de resolverlo porque sólo él sabía cómo estaba construido, convirtiendo esto en una problemática. En otras palabras, la organización de los componentes electrónicos y la forma en que se integran para funcionar se denomina comúnmente arquitectura de microcontrolador. Dependiendo de esta arquitectura interna, así como de la forma en que se accede a los datos e instrucciones, se clasifica en dos tipos.

#### 2.4.1.1.1 Arquitectura Von Neumann

Fue desarrollado por John Von Neumann y se caracteriza por tener una única memoria principal en la que se almacenan datos e instrucciones de forma indistinta. La CPU está conectada a través de un sistema de bus (dirección, datos y control). Esta arquitectura está limitada cuando se requiere velocidad como se ilustra en Figura 17 (Cucho, et al., 2007).

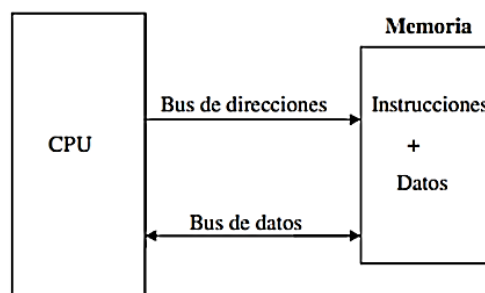


Figura 17. Arquitectura Von Neumann  
Fuente. Extraído de (Cucho, et al., 2007).



### 2.4.1.1.2 Arquitectura Harvard

Fue desarrollada en Harvard, por Howard Aiken, esta arquitectura se caracteriza por tener 2 memorias independientes una que contiene sólo instrucciones y la otra sólo contiene datos, ambas tienen su propio sistema de bus para el acceso y es posible realizar operaciones de acceso simultáneamente en ambas como se ilustra en la Figura 18.

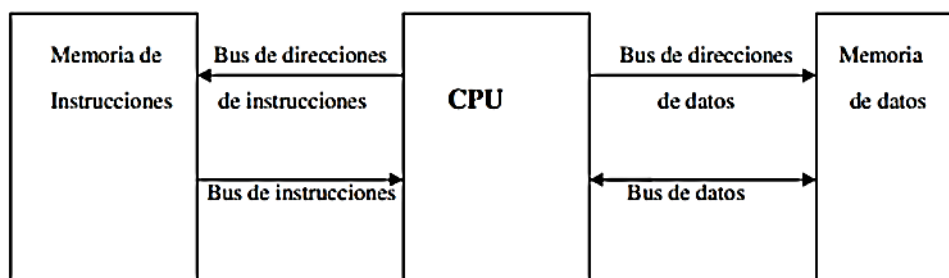


Figura 18. Arquitectura Harvard  
Fuente. Extraído de (Cucho, et al., 2007).

En la arquitectura Harvard la memoria de programa suele ser ROM, OTP, EPROM o FLASH, mientras que la memoria de datos suele ser en forma de RAM.

## 2.4.2 Las Microcomputadoras

Son dispositivos que utilizan un microprocesador como unidad central de procesamiento o CPU. Cuando aparecieron por primera vez las microcomputadoras, se las consideraba computadoras de un solo usuario y sólo podían procesar cuatro, ocho o 16 bits de información a la vez, en la actualidad es muy común el surgimiento de nuevos modelos de microcomputadoras, pues estas aumentan la velocidad y el poder de procesamiento, así mismo tienen mayores prestaciones.

### 2.4.2.1 Microcomputadora en una sola placa Raspberry Pi

Raspberry Pi es lanzada en 2012 gracias a la Fundación Raspberry Pi, que dio inicio en 2008 como una alternativa de brindar al usuario acceso a una placa de desarrollo a bajo costo, logrando así un impacto total en el mundo. Esta fundación está en la mira de muchas universidades interesadas en el proyecto, por ejemplo, Broadcom apoya a la Universidad de Cambridge, pionera en la construcción de circuitos integrados para comunicaciones avanzadas en EE. UU., el objetivo final de la Raspberry es su incorporación en escuelas primarias y secundarias donde los niños interactúen con esta tecnología (Raspberry, 2023).

Esta microcomputadora, fue diseñada para ser lo más económico posible, facilitando su compra para muchos usuarios, debido a que la primera versión de la placa Raspberry Pi o de tipo A, no contaba con puerto Ethernet, el modelo B lo incorpora y es usado para el desarrollo de servidores web. La Raspberry Pi tiene un puerto de entrada/salida de uso general (GPIO) el que es utilizado para realizar conexiones de diversos dispositivos, en este contexto todos los terminales se pueden programar según los requerimientos del usuario, excepto la terminal de alimentación, como en diversos microcontroladores. En la placa hay varios terminales que vienen con configuraciones predeterminadas, como UART, I2C y SPI (Ver anexo 1). (Anand Nayyar, 2015).

### 2.4.3 Termógrafo Embebido

En la literatura se describen implementaciones de monitoreo de temperatura que hacen uso sistemas de detección térmica, más comúnmente conocidos como termógrafos, con un costo superior a los \$780 dólares estadounidenses, que detectan el espectro térmico, la mayoría de éstos hacen uso un sistema de la tecnología de cámara termográfica de la compañía Flir, como Lepton®, Tau® y One® (Galvan, 2020); cuyo sistema de procesamiento de imágenes termográficas se realiza en microcomputadoras, tarjetas de adquisición de datos (DAC), Zedboard, y FPGA (arreglos lógicos programables), como el Spartan 6 y 7 de la línea Xilinx (Pestana, et al., 2017).

En la actualidad existen reportados algunos termógrafos de uso específico como el propuesto por Rocha y et al., en el desarrollo de un sistema de termografía infrarroja de bajo costo para el cribado del pie diabético, o el propuesto por Yumang, con la construcción de un termógrafo que sirve para el monitoreo de temperatura y humedad en salas de minería de criptomonedas, en los que hacen uso de una microcomputadora Raspberry Pi 3 B+, obteniendo resultados favorables, así como la incorporación del lenguaje de alto nivel Python y librerías específicas (Rocha, et al., 2022) y (Yumang, et al., 2022). Para lograr la obtención de un parámetro térmico el presente proyecto toma como referencia la segunda Ley de Planck, en la que agrega un término de emisividad y donde las constantes de este serán  $C1$  y  $C2$ , como se describe a continuación:

$$W_{b\lambda} = \varepsilon \cdot \frac{C_1 \cdot \lambda^5}{e^{\left(\frac{C_2}{\lambda - T}\right) - 1}} \left(\frac{W}{m^2}\right) \quad (13)$$

Donde  $W_{b\lambda}$  es el modelo en que trabaja la señal expresada en términos de radiancia térmica,  $\lambda$  [nm] es la longitud de onda en términos de radiación, y  $\varepsilon$  es el coeficiente de refracción del medio a través del cual se propaga la radiación. Estos parámetros dependen de la velocidad de la luz, la constante de Planck, y de Boltzmann (Sreeja & Ratan, 2018). Asimismo, debido a que se trabaja con una señal  $W_{obj}$  que parte de términos de radiación térmica R, B y F que son base de la obtención de temperatura propuesta por FLIR RBFO se obtiene (Flir, 2020):

$$W_{obj} = \varepsilon \cdot \frac{R}{e^{\left(\frac{B}{T_{obj}}\right)} - F_{fabricante}} \quad (14)$$

Donde  $R$  es función del tiempo de integración y la longitud de onda,  $B$  depende de la longitud de onda y  $F_{fabricante}$  es un factor positivo cercano a 1 descritos en (Flir, 2020):

$$T = \frac{B}{\ln\left(\frac{R}{W} + F_{fabricante}\right)} \quad (15)$$

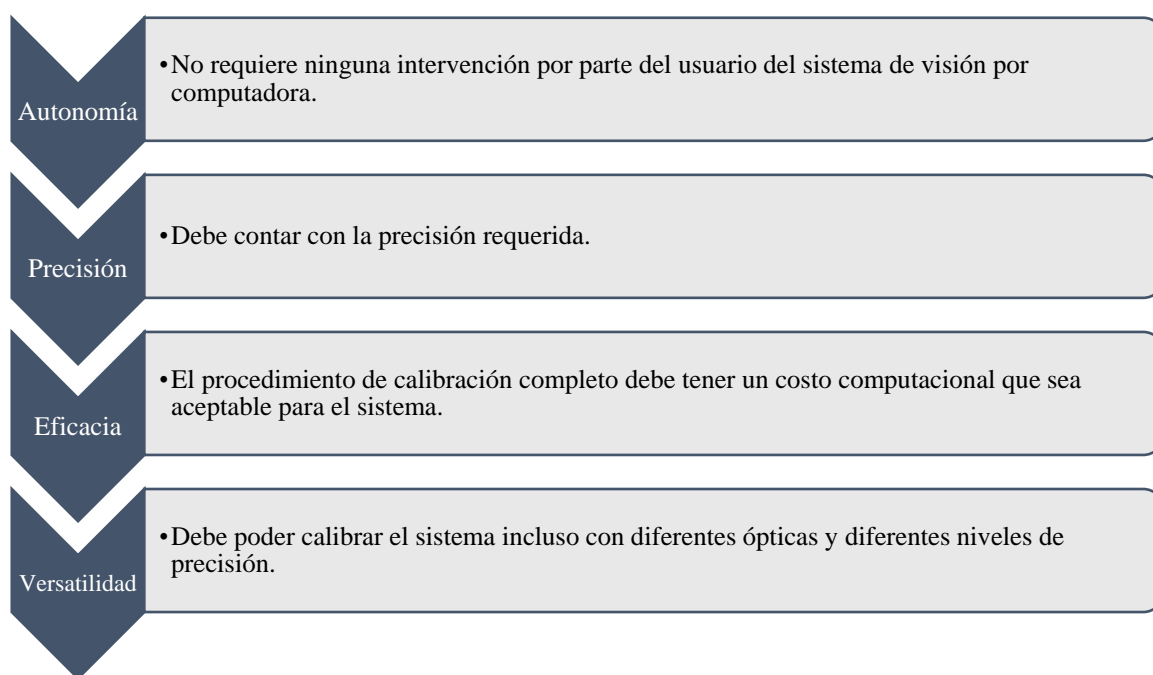
Es importante mencionar que el uso de esta fórmula basa sus operaciones en imágenes térmicas digitalizado por el convertidor del sensor, por lo que al consultarlas por línea de comando mostrarán el gradiente de temperatura, esto es a partir de la instrucción `temperatura<-raw2temp(img, ObjectEmissivity, OD, RefIT, AtmosT, IRWinT, IRWinTran, RH, PlanckR1, PlanckB, PlanckF, PlanckO, PlanckR2, ATA1, ATA2, ATB1, ATB2, ATX)` y almacenadas en un una cadena por `str(temperatura)`. En este contexto se pueden cambiar las escenas ajustándolas a los requerimientos del proyecto.

## 2.5 Calibración de un Sistema Termográfico

Los algoritmos de calibración de datos se clasifican por: 1. Tipo de modelo, 2. Tamaño que lo describe, 3. Parámetros y enlaces utilizados para realizar la clasificación, y se agrupan en problemas lineales y no lineales. El primero es aplicado cuando las ecuaciones utilizadas para calcular los parámetros del modelo matemático de comportamiento de los datos son lineales, y pueden resolverse por medio de cálculos simples. El segundo, cuándo el problema no es lineal, se determina por medio de procesos estocásticos (Jiménez, 1999). Así, tanto los problemas lineales y no lineales son fáciles de implementar, pero tienen las limitaciones al

no poder modelar con precisión ciertas características de la cámara térmica, como distorsiones como el ruido o la contaminación introducida por el sensor.

Generalmente se ajusta una curva lineal para comparar el modelo y la escena utilizando el método de mínimos cuadrados. En el caso de sistemas no lineales se suele utilizar un método iterativo, o procesos estocásticos, que se realizan optimizando parámetros partiendo de una solución inicial y repitiéndola hasta obtener la corrección deseada del sistema. La precisión obtenida por el método no lineal es mayor que la precisión obtenida por el método lineal no obstante ambos métodos de calibración deben cumplir las siguientes características:



**Figura 19.** Características de los métodos de calibración  
**Fuente.** Elaboración propia con base en (Jiménez, 1999).

Existen métodos de calibración que se utilizan comúnmente en sistemas en sistemas no lineales, sin embargo, estos no se utilizan en este proceso debido a la naturaleza del sistema donde se requiere un proceso específico para sistemas ruidosos.



**Figura 20.** Métodos de calibración de sistemas no lineales  
**Fuente.** Elaboración propia con base en métodos de calibración clásicos.

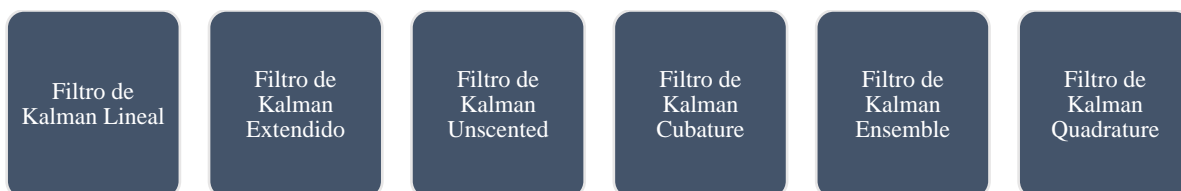
Los sistemas ruidosos tienen una serie de métodos con una dinámica rígida por patrones de comportamiento que aparte de contener cambios inesperados son variantes en el tiempo (Hossain, et al., 1996). Es así como se generan estrategias de modelado y control para este tipo de sistemas que hacen hincapié en el análisis de la incertidumbre, porque en la medida en que un sistema se vuelve más complejo, también se hace más difícil el control de su dinámica, por el incremento de la incertidumbre de cada variable (Li & Liu, 2009).

La teoría de control estocástico funciona bien siempre y cuando un modelo estocástico estándar esté disponible para ser ajustado, no obstante, esta suposición puede no ser válida en aplicaciones de procesamiento con información reducida.

Numerosos métodos han surgido en los últimos años para el tratamiento de dinámicas de alta complejidad sobre modelos estocásticos, por ejemplo, Filtro de Kalman (Xu, et al., 2012), sistemas de control difuso, métodos de inferencia difusa, como Mamdani y Takagi Sugeno, así como procesos adaptativos que incluyen el procesamiento de datos por redes neuronales (Takagi & Sugeno, 1985).

### 2.5.1 Filtros de Kalman

El filtro de Kalman se considera uno de los mayores descubrimientos en la historia de la estimación estadística. Actualmente se utiliza en la estimación de valores ruidosos y ha encontrado aplicaciones exitosas en muchas áreas, por ejemplo, procesamiento de señales, seguimiento de objetivos, navegación, pronóstico del tiempo y control de procesos (Shao, et al., 2016). El filtro Kalman fue introducido originalmente por Rudolf Emil Kalman en 1960. Fue diseñado y desarrollado para sistemas lineales de tiempo discreto y utilizado para resolver el problema de navegación en el proyecto Apolo 11 de la NASA. Actualmente se han desarrollado numerosos algoritmos basados en el Filtro de Kalman, entre los que se destacan (Simon, 2006):



**Figura 21.** Filtros Kalman

**Fuente.** Elaboración propia con base en métodos de calibración clásicos.

### 2.5.1.1 Filtro de Kalman lineal

El primer filtro de Kalman descrito en la literatura fue diseñado sólo para procesos lineales y discretos. La ventaja de este enfoque es que incluye el sonido y el sistema de medición en su modelo. Este filtro se basa en conceptos básicos como la teoría de la probabilidad, los sistemas dinámicos, los sistemas estocásticos y la teoría de mínimos cuadrados. En realidad, el filtro de Kalman tiene en cuenta dos cosas: el ruido de medición y el ruido de simulación. El primero es ruido proveniente de elementos que registran variables del sistema, y el segundo se define como la incertidumbre entre el modelo y el cambio real en el sistema considerando el sistema lineal en tiempo discreto en las Ecuaciones 16 y 17.

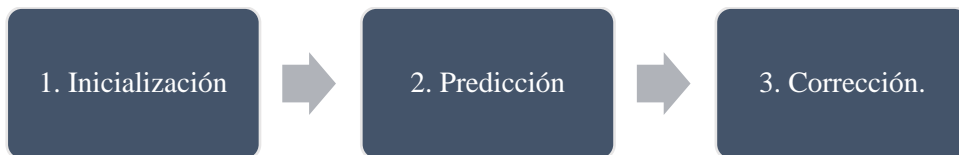
$$x_k = F_{k-1}x_{k-1} + G_{k-1}u_{k-1} + w_{k-1} \quad (16)$$

$$y_k = H_k x_k + v_k \quad (17)$$

Donde  $F_{k-1}$  es la matriz de transición del estado,  $G_{k-1}$  es la matriz de entrada,  $H_k$  es la matriz de salida,  $x_{k-1}$  es el vector de estado,  $u_{k-1}$  es el vector de entrada del sistema y  $y_k$  es el vector de salida del sistema; además,  $v_k$  son el ruido del modelo y el ruido de medición, respectivamente donde  $w_{k-1}$  es la matriz de ruido anterior. Se asume que ambos son ruidos blancos, no correlacionados, de media cero y con matrices de covarianza conocidas  $Q_k$  y  $R_k$ , respectivamente, y se expresan:

$$w_k \sim (0, Q_k) \quad (18)$$

$$v_k \sim (0, R_k) \quad (19)$$



**Figura 22.** Etapas de un Filtro Kalman

**Fuente.** Elaboración propia con base en etapas de un Filtro Kalman.

Un filtro de Kalman lineal se resuelve mediante tres etapas descritas en la Figura 22. En la primera etapa se realiza sólo una vez durante toda la ejecución del algoritmo. Aquí se asignan valores iniciales al estado aproximado *a posteriori*  $\hat{x}_0^+$  y a la matriz de covarianza *a posteriori*  $P_0^+$  descritos en Ecuación 19 y 20.

$$\hat{x}_0^+ = Expec(x_0) \quad (19)$$

$$P_0^+ = E[(x_0 - \hat{x}_0^+)(x_0 - \hat{x}_0^+)^T] \quad (20)$$

Donde  $\hat{x}_0^+$  es el estado inicial estimado *a posteriori*,  $P_0^+$  es el valor inicial de la matriz de covarianza *a posteriori*,  $x_0$  es el valor inicial del estado y *Expec* es la expectativa matemática o valor esperado, que se define como el valor medio teórico de los posibles valores que pueden asumir las variables aleatorias. La fase de predicción se realiza a partir del modelo sin considerar al ruido, sin embargo, depende de los datos *posteriori* del estado y de la matriz de covarianza en un instante tiempo  $k-1$ , como se muestra en Ecuación 21 y 22:

$$\hat{x}_k^- = F_{k-1} \hat{x}_{k-1}^+ + G_{k-1} u_{k-1} \quad (21)$$

$$P_k^- = F_{k-1} P_{k-1}^+ F_{k-1}^T + Q_{k-1} \quad (22)$$

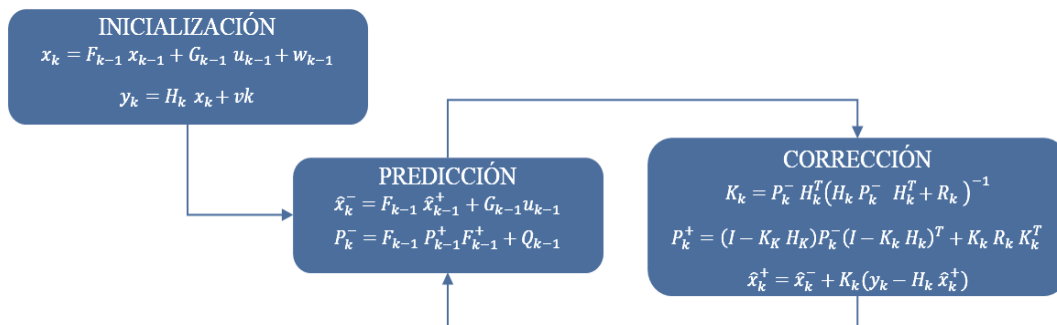
Donde  $\hat{x}_k^-$  y  $\hat{x}_{k-1}^+$  son el estado estimado *a priori* y *a posteriori*, respectivamente,  $P_k^-$  y  $P_{k-1}^+$  son la matriz de covarianza *a priori* y *a posteriori*, respectivamente. Y en la tercera fase se realiza la corrección del estado estimado *a posteriori*. Si la ganancia indicada es cero, significa que el estado estimado es un estado anterior que se traduce como una salida totalmente compatible del modelo del sistema. Por el contrario, si el coeficiente de Kalman es distinto de cero, esto significa que la estimación, además de la información del modelo, suma información proveniente de las variables medidas. En conclusión, el filtro de Kalman siempre proporciona un equilibrio entre el modelo y la medición a través de la ganancia  $K_k$ , y debido a este equilibrio obtiene el mejor resultado para  $\hat{x}_k^+$  como se muestra:

$$K_k = P_k^- H_k^T (H_k P_k^- H_k^T + R_k)^{-1} \quad (23)$$

$$P_k^+ = (I - K_k H_k) P_k^- (I - K_k H_k)^T + K_k R_k K_k^T \quad (24)$$

$$\hat{x}_k^+ = \hat{x}_k^- + K_k (y_k - H_k \hat{x}_k^-) \quad (25)$$

Donde  $I$  es una matriz identidad de dimensión  $m \times m$ , donde  $m$  es la dimensión del vector de estado, la matriz de covarianza posterior está dada por  $P_k^+$  y la ganancia de Kalman  $K_k$ , considerando un algoritmo iterativo descrito en la Figura 23 (Simon, 2006):



**Figura 23.** Algoritmo de Filtro Kalman  
**Fuente.** Elaboración propia con base en (Simon, 2006).

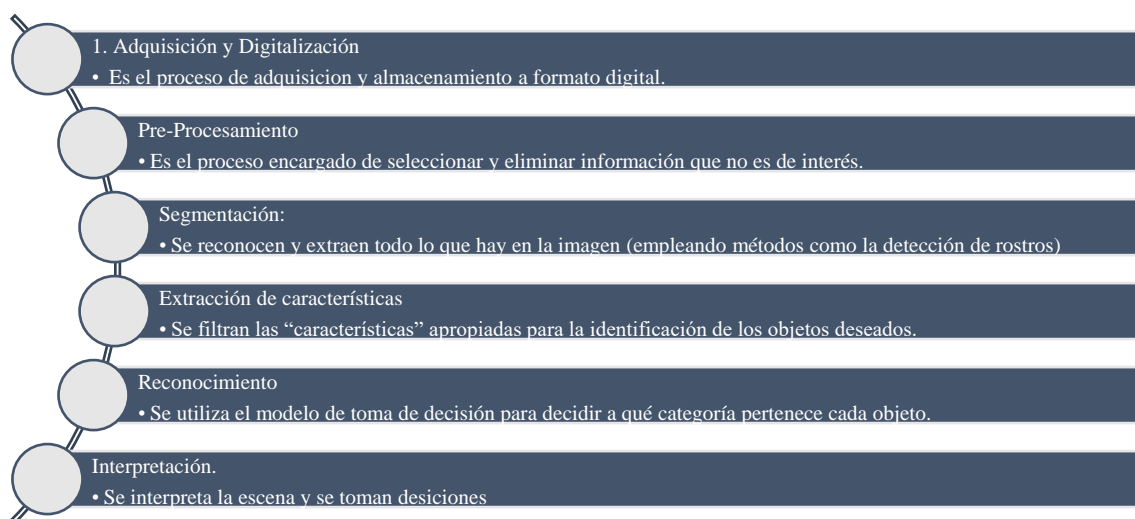
## 2.6 Conceptos fundamentales de la Inteligencia Artificial

La inteligencia artificial (IA por su acrónimo al español) es un conjunto de reglas que siguen un camino especificado por un algoritmo. Por lo general estos no tienen la propiedad de ser lineales, al contrario, actúan según la necesidad y consecuencia. El objetivo de un algoritmo que integra la IA es integrarse en una máquina para realizar tareas lo más parecido a la forma como las realizaría un humano (Salazar & Vargas, 2017).

### 2.6.1 Visión Artificial

La visión artificial parte de la definición de IA y proporciona una forma de obtener, procesar y analizar cualquier tipo de datos a partir de imágenes digitales, abordando soluciones a problemas como el reconocimiento facial, el diagnóstico médico, el análisis del comportamiento humano, la detección y clasificación de objetos, entre otras tareas.

De acuerdo con Molleda, (2008) la visión por computadora utiliza un sistema de procesamiento que consta de tres elementos: i) Una tarjeta de adquisición de datos que transfiere imágenes de la cámara a la memoria de la computadora, ii) Un algoritmo de procesamiento conocido como parte de inteligencia del sistema, aplica los algoritmos y cambios necesarios para incorporar información de las imágenes capturadas, iii) la interfaz, que, tras procesar la imagen, se encarga de mostrar los resultados, así mismo reconoce 5 aspectos del procesamiento de imágenes (Molleda, 2008):



**Figura 24.** Aspectos del procesamiento de imágenes  
**Fuente.** Elaboración propia con base en (Molleda, 2008).



## **2.6.2 Aprendizaje Profundo**

De acuerdo con Vazquez-Quispesivana y et al., (2022) el aprendizaje profundo más conocido por su término en inglés *Deep Learning* (DL), es una rama del aprendizaje automático y es de tipo del algoritmo de aprendizaje de representación basado en una red neuronal (Vásquez-Quispesivana, et al., 2022), así mismo Rouhiainen, lo define como aquellas técnicas para resolver problemas muy complejos y que normalmente implican grandes cantidades de datos.

El aprendizaje profundo se produce mediante el uso de redes neuronales, que se organizan en capas para reconocer relaciones y patrones complejos en los datos. Actualmente, también se utiliza en el reconocimiento de voz, el procesamiento del lenguaje natural, la visión artificial y la identificación de vehículos en los sistemas de asistencia al conductor (Rouhiainen, 2018). Cabe señalar que el enfoque del aprendizaje profundo ha permitido importantes éxitos en ramas donde antes no se obtenían buenos resultados aplicables en la práctica (Leyva-Vazquez, 2022).

### **2.6.2.1 Redes neuronales**

Las redes neuronales NN (por su acrónimo en inglés Neural Network) puede aprender relaciones no lineales complejas a partir de conjuntos de entrenamiento, y dichos modelos se han utilizado para reemplazar los modelos geoestadísticos y de optimización. La arquitectura NN, llamada perceptrón, permite modificar dinámicamente la fuerza de las conexiones entre neuronas (Wei-Hsin, et al., 2022).

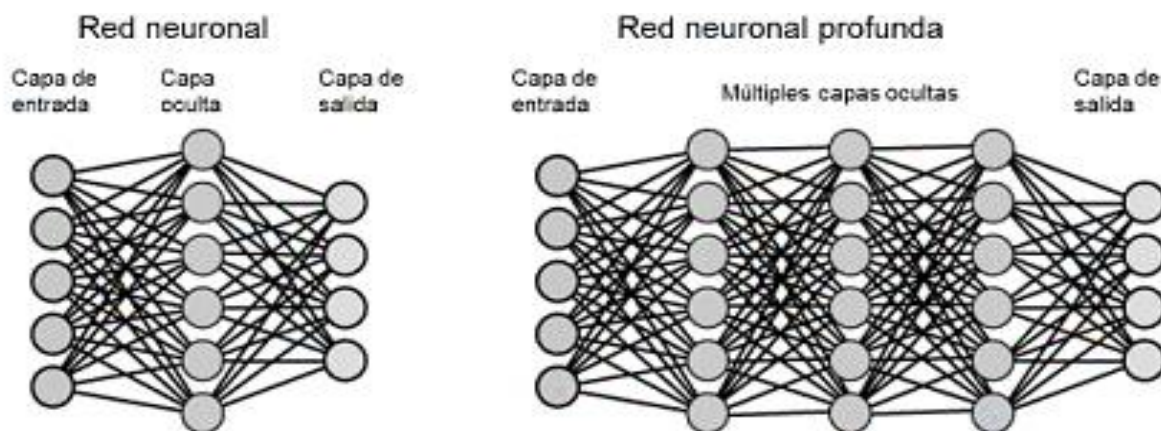
Li et. al., (2019), mencionan que una red neuronal está inspirada en el sistema cerebral de entidades biológicas. Incluye el proceso de aprendizaje, de esta forma, muchas neuronas interconectadas trabajan juntas para resolver diversos problemas, es importante mencionar que una NN es un modelo matemático que puede realizar diferentes funciones. La configuración de la red se basa en la tarea que implica pronosticar datos (Li, et al., 2019). Podemos decir que una red neuronal está inspirada en los sistemas biológicos, en el cual existe una serie de capas sucesivas de redes neuronales conectadas entre sí para realizar tareas complejas. En 2012 se formalizó el procesamiento de una red neuronal cuando se aplicó a un

gran conjunto de datos de imágenes para predecir correctamente etiquetas basándose únicamente en el contenido de esas imágenes (Moss, 2021).

### 2.6.2.2 Redes Neuronales Convolucionales

Una red neuronal convolucional (CNN, por su acrónimo en inglés) es un algoritmo de aprendizaje profundo (DL) especialmente adecuado para aproximar una función de mapeo desconocida cuando la entrada es una señal 2D, como una imagen, por ejemplo. Cabe señalar que el método de aprendizaje profundo de las redes neuronales convolucionales (CNN) es muy eficaz para representar patrones espaciales que permiten extraer una amplia gama de propiedades de la vegetación a partir de imágenes de teledetección (Kattenborn, et al., 2021).

Chagas menciona que las primeras CNN fueron utilizadas por Kunihiko Fukushima en 1979 con su red Neocognitron, con un diseño jerárquico y multicapa, que permitía a la computadora identificar patrones visuales. Las redes eran similares a las versiones modernas, con "formación" centrada en la estrategia de fortalecimiento de la activación periódica en innumerables capas como lo ilustra la Figura 25 (Chagas, 2019).



**Figura 25.** Aspectos del procesamiento de imágenes  
**Fuente.** Elaboración propia con base en (Chagas, 2019).

Cayllahua describe que las CNN tienen una gran capacidad para resolver problemas de clasificación de imágenes, gracias al aprendizaje que realizan con millones de datos que se pueden encontrar en diferentes motores de procesamiento de datos (Cayllahua, 2019).

### 2.6.2.3 Funciones de activación

A partir de Qian et. al., (2018) las funciones de activación son una parte crucial de un sistema de clasificación o reconocimiento que eventualmente se utilizará para tomar una decisión respecto a si un objeto, una persona, un animal, o un dígito, fue clasificado correctamente en determinada clase, partiendo de una perspectiva humana (Qian, et al., 2018).

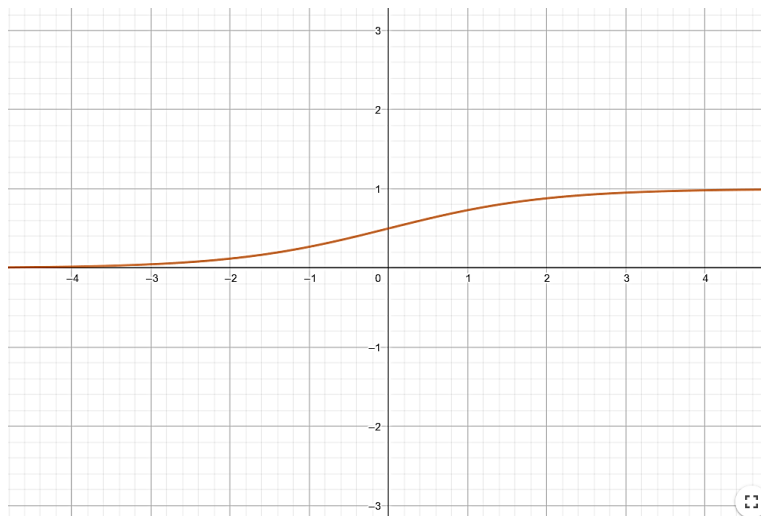
#### 2.6.2.3.1 Función Sigmoide

Esta función es un caso especial de la función logística, donde  $L$  es el máximo de la función y  $K_a$  es lo abrupta que es la curva. Definiendo esta  $L = 1$  y  $K = 1$  obtendríamos la función sigmoide como lo describe la Ecuación 26 y 27 (Solsona, 2018).

$$\sigma(x) = \frac{L_{max}}{1+e^{-K_a(x_f-x_i)}} \quad (26)$$

$$\sigma(x) = \frac{1}{1+e^{-x_{sm}}} \quad (27)$$

Cabe señalar que la razón principal por la que usamos la función sigmoide es porque existe entre (0 a 1). Por lo tanto, se usa especialmente para modelos en los que tenemos que predecir la probabilidad como un resultado. Dado que la probabilidad de cualquier cosa existe sólo entre el intervalo de 0 y 1.



**Figura 26.** Función Sigmoide

**Fuente.** Elaboración propia con base en (Calvo, 2022) y (Guevara, et al., 2019).

Los números grandes negativos corresponden a una función nula 0 y los números grandes positivos en una función válida 1, la función sigmoide tiene una buena interpretación

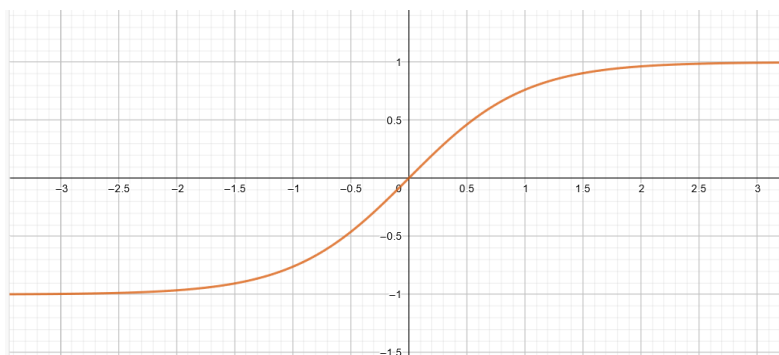
como la velocidad de activación de una neurona. Pasa desde no activarse en absoluto (0), hasta el activarse completamente (1). Sin embargo, tiene dos grandes inconvenientes. En primer lugar, la sigmoide satura y acaba con los gradientes. Cuando la neurona satura en 0 ó 1, el gradiente en estas zonas es prácticamente cero. Así mismo el proceso de *Backpropagation*, en el cual el error de una capa de neuronas se propaga a la anterior capa para realizar una corrección de los pesos de esta misma. Entonces si este gradiente local es muy pequeño, acabará con el gradiente general y no habrá señal a través de la neurona y sus pesos.

### 2.6.2.3.2 Función tangente hiperbólica

Es una alternativa a la función sigmoide, su fórmula se define de la siguiente manera. Las salidas de las neuronas están centradas a cero. Con lo cual es preferible el uso de este tipo de función de activación como lo describe Ecuación 28 (Solsona, 2018).

$$\tanh(x_{th}) = \frac{1 - e^{-2x_{th}}}{1 + e^{-2x_{th}}} \quad (28)$$

Es una función similar a la Sigmoide, pero produce salidas en escala de [-1, +1]. Además, es una función continua. En otras palabras, la función produce resultados para cada valor de x como se ilustra en Figura 27.



**Figura 27.** Función tanh

**Fuente.** Elaboración propia con base en (Calvo, 2022) y (Guevara, et al., 2019).

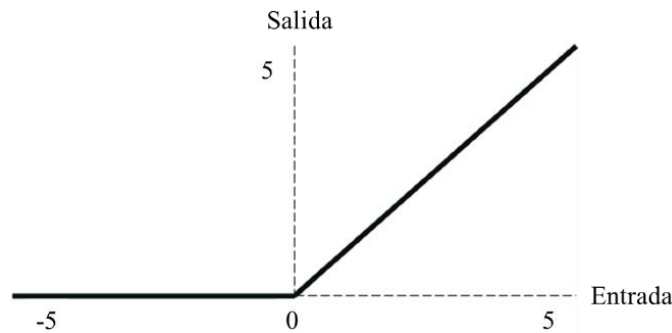
### 2.6.2.3.3 Función Unidad lineal Rectificada (ReLU)

ReLU, por sus siglas en inglés, es una función de activación en un sistema implementado con una red neuronal profunda para la clasificación de los dígitos manuscritos de la base de datos MNIST (Modified National Institute of Standards and Technology database, por sus siglas en inglés) (Guevara, et al., 2019). La función ReLU es más efectiva

que la sigmoide y la alternativa más práctica a la función la tangente hiperbólica, ya que reduce eficazmente el costo de cálculo. Sin embargo, las neuronas con función ReLU presentan varios inconvenientes. En primer lugar, las neuronas durante el entrenamiento pueden quedar inutilizadas debido a que los pesos puedan ser actualizados de tal manera que la neurona no vuelva a ser activada nuevamente. Para evitar este problema, hay que elegir una tasa de aprendizaje pequeña, cabe señalar que ReLU está definida por la Ecuación 29, esta función de activación más utilizada en el mundo en este momento. Desde entonces, se utiliza en las redes neuronales convolucionales o el aprendizaje profundo (Solsona, 2018).

$$f(x_{relu}) = \max(x_{relu}, 0) \quad (29)$$

Donde  $x_{relu}$  es la entrada de la neurona. Es decir, la activación es llevada a cabo cuando pasa de cero. Se puede apreciar esta afirmación en la Figura 28.



**Figura 28.** Función ReLU

**Fuente.** Elaboración propia con base en (Calvo, 2022) y (Guevara, et al., 2019).

#### 2.6.2.3.4 Función SoftMax

SoftMax es una función aplicada en la última capa de una red neuronal, para realizar la clasificación de distintos elementos. La entrada de esta función es un vector con  $j$  elementos con una cierta ‘puntuación’. El resultado de esta función es una distribución de probabilidades (distribución categórica), dentro de un vector con todos los elementos  $w$  especificados. Por lo tanto, el resultado tiene que estar definido entre  $[0, 1]$  (Solsona, 2018).

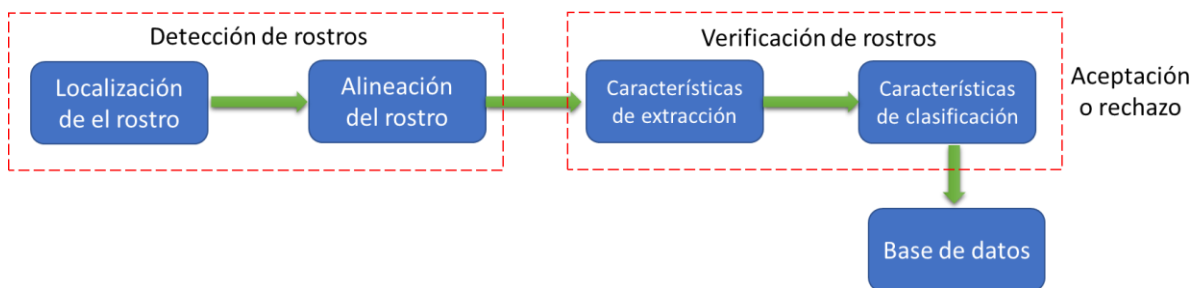
$$\sigma(x_{sf})_j = \frac{e^{x_{sfj}}}{\sum_{w=0}^w e^{x_{sfk}}} \forall j \dots w \quad (30)$$

La función SoftMax normaliza la salida de la capa completamente conectada y su salida consiste en valores positivos cuya suma es igual a 1, por lo cual las salidas son las probabilidades de pertenencia de la imagen de entrada a cada clase.

## 2.6 Reconocimiento Facial

El reconocimiento facial apareció por primera vez en la década de 1960 con (Bledsoe, 1964), quien desarrollara una técnica llamada “reconocimiento hombre-máquina”, partiendo de un sistema que requería que un experto especificara la ubicación de los rasgos faciales de una persona en fotografías y los registrara en una base de datos. Estos rasgos se combinan con los de otras fotografías en la búsqueda de la distancia euclidiana mínima. De acuerdo con Jain y Pankanti (2008) es posible realizar esta verificación por medio de diversas señales tales como: imágenes de las huellas digitales, el iris de los ojos, la palma de la mano, el rostro, o por señales como la voz de una persona o su firma manual (Jain & Pankanti, 2008). En el reconocimiento facial, se debe tener en cuenta diferentes etapas. La primera es responsable de entrenar al sistema para identificar a una persona específica creando una representación digital, esta se convierte en una plantilla características; por otra parte, la fase de identificación es responsable de reconocer a una persona obteniendo sus características, identificando y comparando con las plantillas registradas, el sistema se pregunta “¿Quién es X? mientras busca su plantilla de la base de datos. Finalmente, el módulo de identificación entra una etapa de verificación que obliga al sistema a asegurar que un usuario, que afirma ser “X”, es realmente X (Woodward, et al., 2003).

De este modo el sistema de reconocimiento recibirá como entrada un conjunto de imágenes (cara), ya detectadas dentro de una imagen en diferentes posiciones y condiciones ambientales, un ejemplo del proceso de detección se visualiza en Figura 29 (Garcia, 2009).



**Figura 29.** Algoritmo de detección de rostros  
**Fuente.** Diseño propio con base en (Garcia, 2009).

Dentro de las técnicas más usadas para realizar la extracción de características del reconocimiento facial se encuentran las de análisis de componentes principales (PCA) que

está basado en la coincidencia o relación entre rasgos faciales como ojos, boca y nariz. También se encuentran el de coincidencia de plantillas que utiliza las características holísticas de la imagen facial llamada *Eigenfaces* como lo visto en (Gottumukkal & Asari, 2003), (Li, et al., 2003), (Turk & y Pentland, 1991), (Yang, et al., 2000). Los que incluyen el algoritmo de análisis de discriminantes lineales de Fisher o Fisher faces (FLD) como los encontrados en los trabajos de (Dai, et al., 2007) (Xie, et al., 2006) (Yang, et al., 2007). Otros algoritmos son los basados en Histogramas de patrones binarios locales o *Local Binary Pattern Histogram* (LBPH) como se presentan en (Cai, et al., 2006), (He, et al., 2005), (Wang, et al., 2005). Algunas técnicas para reconocimiento de patrones involucra a las Redes Neuronales (NN) como los encontrados en (Fatemi, et al., 2003) (Günlü, 2005), (Lu & Yuan, 2007), (Naval Jr. P. C., 2006), (Seow, et al., 2004). Recientemente Kyal en 2021 describe un proceso de reconocimiento de las emociones faciales a partir de imágenes térmicas infrarrojas mediante un enfoque para el reconocimiento de emociones faciales, este proceso se realiza a partir de imágenes térmicas de baja resolución y CNN (Kyal, et al., 2021).

### **2.6.1 Algoritmo *Eigenfaces***

Es un algoritmo basado en un conjunto de vectores propios para el reconocimiento de rostros humano propuesto por Sirovich y Kirby en 1987 y años después en la clasificación de caras por Turk y Pentland en 1991. El término "eigen" se refiere a un conjunto de vectores propios, la principal ventaja de este método es que se puede representar un conjunto de imágenes utilizando una base formada a partir de imágenes "eigen" cuyas dimensiones son mucho más pequeñas que el conjunto original. Los vectores propios se generan a partir de la matriz de covarianza de una distribución de probabilidad en un espacio vectorial de alta dimensión de imágenes faciales. La cara forma el conjunto básico de todas las imágenes utilizadas para construir la matriz de covarianza (Julián, 2017).

Hay dos tipos de técnicas de mejoramiento de imagen digital en el dominio espacial. La primera técnica radica en efectuar una ecualización del histograma, los Niveles de Intensidad (NI, por su acrónimo en inglés) del color de una imagen digital y el número de píxeles que poseen, permitiendo percibir cualquier incremento o disminución de su brillo, contraste y tonalidad.

La ecualización del histograma se basa en lograr una distribución más uniforme entre el número de píxeles referido con respecto a los diferentes NI, que presenta en la imagen, matemáticamente la ecualización del histograma  $H(Q)$  se define como (Julián, 2017):

$$H(Q) = \frac{Lim-1}{n_{im} \cdot m_{im}} \sum_{j=0}^Q \cdot histo_f(j) \quad (31)$$

Donde  $Lim$  es el valor máximo del conjunto  $Q = \{0, \dots, Q - 1\}$  que representa los  $q$  NI de la imagen  $f : n_{im} \times m_{im} \rightarrow Q \times Q$  con dimensión de  $(n_{im} \times m_{im})$  y donde  $histo_f$  es el histograma de la imagen  $f$ .

La segunda técnica contempla una combinación de algunas de las operaciones de manipulación del histograma definidas anteriormente con la técnica de filtrado de la imagen de tipo *unsarp masking*. Una vez sustraída la imagen, el paso siguiente es la expansión del histograma definida como:

$$g(a, b) = \frac{f(a,b) \cdot f_{min}}{f_{max} \cdot f_{min}} \cdot 255 \quad (32)$$

La expansión entre dos puntos  $(a, b)$  del histograma de la imagen  $f$  y hacer que estos valores se correspondan con el mínimo  $f_{min}$  y el máximo  $f_{max}$  de los NI de la imagen  $f$ ; con el fin de incrementar el contraste de la imagen  $f$ . Finalmente se realiza la ecualización del histograma de la imagen expandida (Pedraza, et al., 2011).

### 2.6.2 Algoritmo *Fisherface*

El análisis discriminante lineal realizó una reducción de dimensionalidad específica del algoritmo “eigen” antes descrito que fuera inventado por el gran estadístico Sir R.A. Fisher (Vollacrés, et al., 2021). Fisherface es la técnica de reconocimiento facial que tiene en cuenta la luz y las expresiones faciales. Se encarga de clasificar y reducir las dimensiones faciales mediante el método FLD (*Fisher Linear Discriminant*).

En este contexto, el análisis discriminante de Fisher intenta proyectar los datos de tal manera que su nueva distribución sea óptima para la clasificación. Mientras que PCA busca el vector que mejor describe los datos, LDA (Análisis Discriminante Lineal) busca el vector que proporciona la mejor discriminación entre clases después de la proyección. *Fisherfaces* realiza LDA, que intenta aprovechar la información disponible sobre la clasificación de



imágenes de entrenamiento, para encontrar una proyección que maximice la separación entre imágenes de diferentes personas (o clases) y minimice la distancia entre imágenes de la misma clase (Franco, et al., 2017).

### **2.6.3 Algoritmo LBPH**

El método de LBPH asigna etiquetas a cada uno de los píxeles de la imagen tomando en cuenta la distribución de los vecinos. Estos son los pasos que el LBPH realiza para su respectivo reconocimiento de imágenes, requiere una máscara de tamaño determinado (8x8), recorre la imagen de manera iterativa seleccionando cada vez un píxel central y sus vecinos. Este píxel central se compara con cada uno de sus vecinos de forma ordenada. Se asigna un 1 cada vez que el píxel central sea menor que el píxel comparado y un 0 en el caso contrario (Franco, et al., 2017).

### **2.6.4 Algoritmo *Landmarkface***

La identificación de rasgos faciales y puntos de referencia es un proceso para resolver problemas complejos de análisis de imágenes. Tareas como el reconocimiento facial, el análisis de expresiones faciales, la estimación de edad y la clasificación de género son algunas áreas en las que el algoritmo *Landmarkface* presenta mayor eficiencia. Así mismo representa un gran aporte en aplicaciones en el campo de la medicina, como el reportado por Guarín y et al., en 2018 para analizar afecciones como la parálisis facial, e incluso la apnea del sueño se caracterizan por estructuras faciales únicas o están asociadas a ellas, lo que permite utilizar la marcación facial como herramienta útil de investigación o incluso de detección (Guarín, et al., 2018).

El algoritmo *Landmarkface* busca identificar las ubicaciones de los puntos clave del rostro en imágenes o vídeos faciales. Dichos puntos clave son los puntos principales que describen la ubicación única de un componente facial (por ejemplo, punto final del ojo), o un punto interpolado que conecta esos puntos dominantes alrededor de los componentes faciales, así como el contorno facial. Formalmente, dada una imagen facial denotada como  $I$ , un algoritmo *Landmarkface* predice la ubicación de los puntos de referencia  $D$  donde  $x$  y  $y$  representan las coordenadas de imagen de los puntos de referencia faciales.

## 2.7 Matrices de referencia

El estado del arte se describe en 3 fases, en la primera fase (Tabla 4) se analizan los trabajos cuyo aporte se concluye en la construcción de termógrafos embebidos, en la fase 2 se exploran técnicas de procesamiento de imágenes térmicas y en la tercera se realiza un análisis de las técnicas *wavelet* y Kalman en el procesamiento de imágenes o imágenes térmicas.

**Tabla 4.** Antecedentes de los termógrafos embebidos

Artículo	Objetivo	Cámara Utilizada	Herramienta de procesamiento de imagen	Algoritmo implementado	Método de Validación	Resultados
(Aufar, et al., 2021)	Termógrafo basado en una cámara termográfica para detectar la temperatura.	FLIR Lepton@ 2.5.	Un validador de fiebre basado en un zumbador.	Un script de Open CV y detección de rostros mediante el clasificador en cascada Haar.	Utilizando una distancia de 0.5 a 2.5 metros y un validador de escritura por zumbador.	La precisión de lectura de la temperatura de la cámara térmica FLIR Lepton 2.5 alcanza el 98.1% en el rango de distancia especificado.
(Min & Soo, 2019)	Termógrafo embebido de bajo costo para la supervisión del estado eléctrico.	Raspberry Cámara PI-NoIR y MLX90640.	Lecturas de objetivos mediante un código en C con validación de temperatura.	Codificado en C haciendo uso de un sensor MLX90640 y bibliotecas de procesamiento de imágenes open CV.	Comparación del sistema comercial Testo 875-li con el sistema propuesto.	El MLX90640 mide la temperatura de los objetos en un intervalo de 40 a 300 °C con un error medio de 1.2°C.
Hsieh (Hsieh, 2021)	Determinación de imagen térmica basada en Raspberry de bajo coste.	FLIR Lepton@ 3.5.	Sobrepone dos cámaras para captar información térmica y visual.	Algoritmo de detección facial, basado Haar en cascadas	Una validación con Script open CV.	La temperatura se detecta con una precisión del 98.1% logrando un bajo nivel de ruido.
(Perdana, et al., 2020)	Detección de víctimas en cámaras térmicas de bajo coste mediante CNN.	FLIR Lepton@ 3.	Un script en python procesado con una GPU GTX 1060 y un UAV	Detectar el gradiente en un espacio geográfico utilizando CNN.	Precisión media mAP comparando gradiente.	La cámara térmica detecta objetos de temperatura con una precisión del 82.49% sin tener en cuenta un estimador térmico.
(Hegde, et al., 2020)	Sistema de cribado clínico basado en Raspberry Pi.	FLIR Lepton@ 3.5.	RaspberryPi 4 y un Google coral USB para realizar detección de cuerpos, así como la incorporación de <i>deep learning</i> basado en python.	Algoritmo basado en CNN que proporciona puntos clave de seres humanos en una escena térmica.	Validación cruzada mediante el paquete scikit-learn (versión 0.22.2).	El RMSE fue de 0.57 °C y la precisión de calibración de temperatura del 96.7%.
(Varshini, et al., 2021).	Sistema de control de la temperatura corporal y detección de máscaras faciales.	MLX90614 y Pi camera.	No descrito en el trabajo	Ruido del termómetro reducido por amplificador, conectado a un ADC de 17 bits.	La prueba de temperatura no se especifica en el documento.	El error de temperatura notificado es inferior a 0.1 °C, no se especifica ningún método de calibración y no se utilizan cámaras térmicas.

**Fuente:** Elaboración propia con base en marco de referencia de termógrafos embebidos

En el trabajo de (Aufar, et al., 2021), “Design of Non-Contact Thermometer Using Thermal Camera For Detecting People With Fever” se desarrolla un Termógrafo basado en una cámara termográfica para detectar la temperatura, donde el script de Open CV y detección de rostros mediante el clasificador en cascada Haar como el aquí implementado, obteniendo una precisión de lectura de la temperatura de la cámara térmica FLIR Lepton 2.5 alcanza el 98.1% en el rango de distancia especificado, en este contexto se puede concluir que el usar esta técnica resulta beneficioso al momento de parametrizar la temperatura.

Por otra parte en el aporte “Development of a Low-cost Thermal Camera for Electrical Condition Monitoring” de (Min & Soo, 2019) incorporan el sensor MLX90640 para garantizar una temperatura fiable, resultando ser un acierto ya que al trabajar con objetivos focalizados y sistemas digitales no se tiene una referencia de la temperatura, por lo que es incluido en este proyecto, por otra parte (Perdana, et al., 2020) en su artículo “Automatic Aerial Victim Detection on Low-Cost Thermal Camera Using Convolutional Neural Network”, realiza la incorporación de un método de validación en cascada usando una CNN como la aquí implementada, por lo que resulta el área de oportunidad, así mismo es importante mencionar que en este proyecto se pretende superar el umbral de 82.49% de efectividad propuesto por el autor.

En el trabajo “AutoTriage - An Open Source Edge Computing Raspberry Pi-based Clinical Screening System” de (Hegde, et al., 2020) se rescata el uso de librerías de inteligencia artificial como scikit learn, el cual se propone como métrica de validación del proyecto.

Y la publicación de 2021 “IoT-Enabled smart doors for monitoring body temperature and face mask detection” donde (Varshini, et al., 2021) menciona un método de calibración no especificado, pero se rescatan las técnicas combinatorias de validación de temperatura, así como la técnica de normalización de parámetros y variables ambientales al obtener el *dataset*.

**Tabla 5.** Técnicas de procesamiento de imágenes térmicas

Titulo	Objetivo	Técnica	Resultados
Synergetic use of thermal and visible imaging techniques for contactless and unobtrusive breathing measurement (Hu, et al., 2017)	Determinación de la temperatura en un punto especial de la cara, en comparación con observadores humanos, mediante un recuento manual	Se hace uso de una CNN utilizando el algoritmo Viola-Jones para la detección de objetos en cascada y el algoritmo Shi-Tomasi para la detección de esquinas.	Precisión de identificación de puntos faciales para cara, nariz y boca: 98.46%, 95.38%, 84.62%.
Human respiration monitoring using infrared thermography and artificial intelligence (Jagadev & Giri, 2020)	Desarrollar un dispositivo de uso Termografía Infrarroja, en la monitorización fiable de la frecuencia respiratoria de forma no invasiva y sin contacto.	RNA con k-Nearest Neighbour (k-NN) vecino más cercano y clasificador SVM.	Se midió la sensibilidad, precisión tasa de entrenamiento y aciertos de 96.25% y 99.5% con precisiones de entrenamiento del 97,75% y el 99,4% para los clasificadores SVM y k-NN respectivamente.
A Deep Learning-Based Camera Approach for Vital Sign Monitoring Using Thermography Images for ICU Patients (Lyra, et al., 2021)	Implementar un hardware de bajo coste para calcular la temperatura y la extracción de los movimientos torácicos relacionados con la respiración para determinar la frecuencia respiratoria mediante el uso de R-CNN	Una validación por medio de Redes neuronales Convolucionales por regiones R-CNNs y la arquitectura YOLO en zonas (Espina dorsal, cuello) basados en predicciones densas y dispersas	Comparada con la bioimpedancia torácica obtenida intersección sobre unidad (IoU): 0.70, IoU (tiny): 0.75 Errores medios absolutos: 2.79 bpm, 2.69 bpm.
Multispectral Video Fusion for Non-Contact Monitoring of Respiratory Rate and Apnea. (Scebba, et al., 2021)	Utilizar una red neuronal convolucional en cascada (CCNN) para los puntos de referencia faciales (5 puntos de cara).	Una CCNN comparada con un módulo ezRIP basado en sensores piezorresistivos	La combinación de una Flir Lepton 3.5 y CCNN obtuvieron un RMSE 1.17 sobre respiraciones/min

**Fuente:** Elaboración propia con base en marco de referencia de técnicas de procesamiento de imágenes térmicas

Los trabajos antes descritos realizan un procesamiento basado en redes neuronales convolucionales en donde la mayoría de estos se centran en la temperatura, puntos clave del rostro y movimientos corporales, por ejemplo (Hu, et al., 2017) realiza el análisis utilizando el algoritmo Viola-Jones para la detección de objetos en cascada y el algoritmo Shi-Tomasi para la detección de esquinas. Con el fin de conocer la temperatura en regiones estratégicas como lo propone el proyecto, así mismo (Jagadev & Giri, 2020) quien realiza una descomposición del rostro haciendo uso del algoritmo k-NN obteniendo resultados favorables, (Lyra, et al., 2021), por otra parte realiza un análisis del cuerpo, el acierto de su investigación es en el uso de puntos clave del rostro o *Landmarkface* incluidos en este proyecto como el caso de (Scebba, et al., 2021) el cual se acerca más al procesamiento del rostro de este proyecto.

**Tabla 6.** Técnicas de áreas de oportunidad del proyecto

FUENTE	RESUMEN	MÉTODO EMPLEADO
Human Emotion Recognition from Spontaneous Thermal Image Sequence Using GPU Accelerated Emotion Landmark Localization and Parallel Deep Emotion Net (Kyal, et al., 2021)	Este trabajo presenta un método para aumentar la precisión del reconocimiento de rostros utilizando una combinación de Wavelet, PCA y redes neuronales. Cabe destacar que el proceso se ejecuta en mediante el GPU	Se aplica una combinación de transformada Wavelet y PCA. Mediante una Red Neural MLP que supera a la RBF por medio de GPU's
AutoTriage - An Open-Source Edge Computing Raspberry Pi-based Clinical Screening System (Hegde, et al., 2020)	Consiste en la implementación de un sistema embebido simple haciendo uso de un Raspberry Pi 4, y un FLIR Lepton 3.5, cabe destacar que cuenta con una precisión del 97% para la detección de la fiebre y del 77% para la detección de la cianosis, con una sensibilidad del 91%	Hace uso de PoseNet que se despliega en el Google Coral Accelerator TPU, por lo que es sencillo de implementar en tiempo real
Color Correction of Baby Images for Cyanosis Detection (Azmi, et al., 2018)	El proyecto analiza la decoloración azulada de la piel del recién nacido es esencial para los médicos a la hora de realizar una evaluación exhaustiva o tomar una decisión de tratamiento.	El proyecto se implementa haciendo uso de la metodología CIELAB color space, la cual analiza una imagen RGB y compara los datos extraídos con los de la BD
Detection of Human Face by Thermal Infrared Camera Using MPI model and Feature Extraction Method (Kyal, et al., 2018)	Este proceso realiza un análisis de imágenes térmicas mediante técnicas como umbralización, el análisis de los límites del objeto, la operación morfológica utilizando el MPI (Message Passing Interface). En general, este algoritmo mostró un mayor nivel de precisión y menor complejidad de 0,11 segundos en el entorno paralelo en comparación con los 0,20 segundos del entorno en serie.	Este trabajo se ha desarrollado utilizando el lenguaje de programación Python junto con el uso de la librería OpenCV mediante el modelo de enlace MPI para Python, mediante el paquete MPI4PY
ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge. (Russakovsky, et al., 2015)	Este artículo describe el reconocimiento de objetos que han sido a partir de retos de la recopilación de la recopilación de anotaciones reales a gran escala, destacamos los principales avances en el reconocimiento de objetos categóricos.	Implementación del mediante el reconocimiento y la recuperación de imágenes a gran escala.
A comparative study of human thermal face recognition based on Haar Wavelet transform and local binary pattern. (Bhattacharjee, et al., 2012)	En este trabajo se realiza un estudio comparativo de dos métodos de reconocimiento facial que trabajan en el espectro térmico, procesados con la transformada Wavelet de Haar mediante sub-imágenes de la banda LL y el promedio de las bandas LH/HL/HH para cada imagen facial. Cabe destacar que en el estudio se consideran los cambios de distribución de la temperatura en los músculos faciales y vasos sanguíneos.	Transformada Wavelet de Haar partiendo de la descomposición de una imagen en sub-imágenes, de $8 \times 8$ píxeles y la implementación de una red neuronal multicapa de avance y un clasificador de distancia mínima.
Modified Approach of Multimodal Medical Image Fusion Using Daubechies Wavelet Transform (Venkata & Bindu, 2013)	Este proyecto describe un nuevo enfoque de fusión de imágenes médicas multimodales sobre coeficientes de la transformada Wavelet de Daubechies.	Utiliza la Transformada Wavelet Daubechies, la cual es eficaz en procesos de sobreposición de imágenes.
The Use of Wavelets in Image Interpolation: Possibilities and Limitations (Dumic & Grgic, 2007)	En este proyecto se desarrolla una metodología de redimensionamiento de imagen haciendo uso de la transformada Wavelet discreta (DWT).	Haciendo uso de la transformada Wavelet discreta (DWT) en un proceso de redimensionamiento.
Kalman Filter Employment in Image Processing (Fronckova & Slaby, 2020)	Este trabajo describe el uso de un Filtro de Kalman en el filtrado de imágenes, que puede utilizarse en tareas de reconstrucción de imágenes, utilizando software MATLAB y los resultados se presentan una Relación señal-ruido mucho menor SNR-ISNR.	Utiliza el Filtro de Kalman en procesos de reconstrucción de imágenes.
Wavelet Filter Evaluation for Image Compression (Villasenor, et al., 1995)	En este trabajo destaca la elección del banco de filtros en la amplificación ondas en una imagen la cual juega un factor crítico que afecta a la calidad de la imagen	Se evalúan las señales Wavelet de un banco de señales en procesos de compresión de imágenes

**Fuente:** Elaboración propia con base en marco de referencia de técnicas de procesamiento de imágenes térmicas

El aporte propuesto por (Kyal, et al., 2021) utiliza un modelo de procesamiento de imágenes térmicas por medio de GPU's, los cuales generan una mayor velocidad en comparación con CPU convencionales, cabe destacar que en dicho proceso puede orientarse al reconocimiento facial, en lugar del proceso de reconocimiento de emociones. Los autores (Hegde, et al., 2020) cuyo sistema permite detectar fiebre y cianosis utilizando una combinación de luz visible y cámara térmica que opera en una plataforma de Google Coral USB Accelerator, el área de oportunidad de este sistema es que pudiera tener más precisión si se implementa haciendo uso de una red neuronal o y redimensionamiento de la imagen por medio de técnicas Wavelet multi resolución, así mismo el propuesto por (Azmi, et al., 2018) donde se describe una forma de procesar una imagen RGB, cabe destacar que este proceso puede realizarse de la misma forma empleado un sistema RGB.

El aporte de (Kyal, et al., 2018) tiene elementos clave del proyecto desarrollado, pero este no menciona una técnica de obtención de imágenes, el área de oportunidad radica en la implementación de este algoritmo en una microcomputadora, e incorporar técnicas de preprocesamiento para manipular imágenes, también se propone cambiar el objeto de análisis, ya que sólo se analizan objetos, utilizando este procesamiento orientado a reconocimiento facial. Por otra parte (Bhattacharjee, et al., 2012) quien analiza la transformada Wavelet de Harr que de acuerdo con diversos autores realiza un procesamiento del rostro de manera eficaz, y la implementación de la red neuronal para el procesamiento de la base de conocimiento, la desventaja de este proceso es que se realiza con una base de datos de imágenes térmicas.

Los autores (Fronckova & Slaby, 2020) propone un método que consiste en partir de una imagen original, generar una versión de menor resolución de la imagen por medio de una reducción de escala y, a continuación, utilizar diferentes métodos de interpolación para ampliar la imagen de baja resolución, como en el proceso utilizado en este trabajo Este método es de utilidad, ya que por su naturaleza una imagen térmica presenta un desenfoque (*blur*), así como gamas de colores rojos a violeta, necesarias en las tareas de preprocesamiento de imágenes térmicas, en este contexto el filtro Kalman resulta ser una herramienta efectiva en la determinación de temperatura.

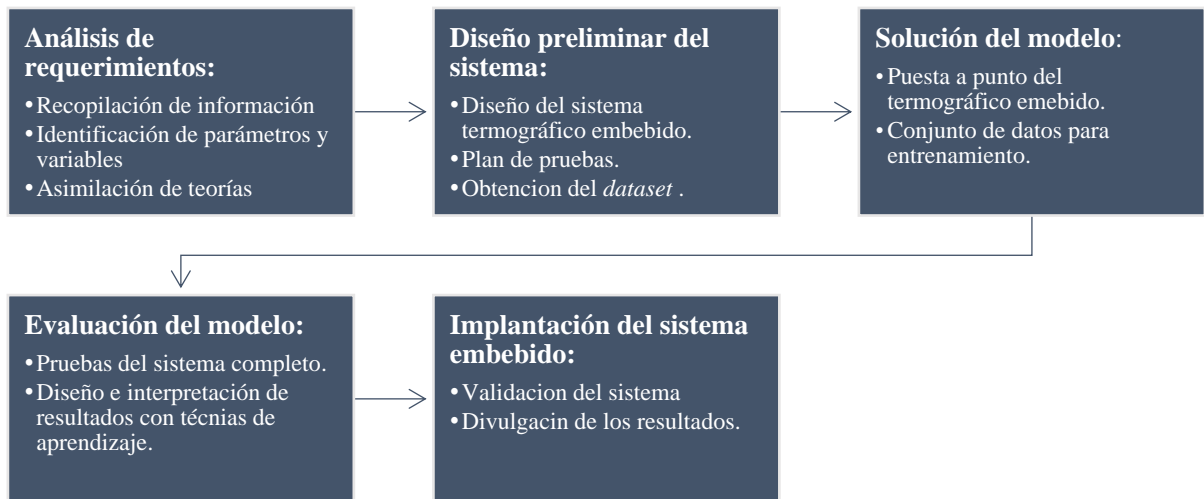
El aporte propuesto por (Kyal, et al., 2021) utiliza un modelo de procesamiento de imágenes térmicas por medio de GPU's, los cuales generan una velocidad mayor en comparación con CPU' convencionales, cabe destacar que en dicho proceso puede orientarse al reconocimiento facial, en lugar del proceso de reconocimiento de emociones. Los autores (Hegde, et al., 2020) en cuyo sistema permite detectar fiebre y cianosis utilizando una combinación de luz visible y cámara térmica que opera en una plataforma de computación de borde el sistema pudiera tener más precisión si se implementa haciendo uso de una red neuronal o y redimensionamiento de la imagen por medio de técnicas Wavelet multi resolución, así mismo el propuesto por (Azmi, et al., 2018) donde se describe una forma de procesar una imagen RGB, cabe destacar que este proceso puede realizarse de la misma forma empleado un sistema RGB.

El aporte de (Kyal, et al., 2018) tiene elementos clave del proyecto desarrollado, pero este no menciona una técnica de obtención de imágenes el área de oportunidad radica en la implementación de este algoritmo en una microcomputadora, e incorporar técnicas de preprocesamiento para manipular imágenes, también se propone cambiar el objeto de análisis, ya que solo se analizan objetos, utilizando este procesamiento orientado a reconocimiento facial. Por otra parte (Bhattacharjee, et al., 2012) quien analiza la transformada *Wavelet* de *Harr* que de acuerdo con diversos autores realiza un procesamiento del rostro de manera eficaz, y la implementación de la red neuronal para el procesamiento de la base de conocimiento, la desventaja de este proceso es que se realiza con una base de datos de imágenes térmicas.

Los autores (Fronckova & Slaby, 2020) propone un método que consiste en partir de una imagen original, generar una versión de menor resolución de la imagen original por medio de una reducción de escala y, a continuación, utilizar diferentes métodos de interpolación para ampliar la imagen de baja resolución, como en el proceso utilizado en este trabajo Este método es de utilidad, ya que por su naturaleza una imagen térmica presenta un desenfoque (*blur*), así como gamas de colores rojos a violeta, necesarias en las tareas de preprocesamiento de imágenes térmicas, en este contexto el filtro Kalman resulta ser una herramienta efectiva en la determinación de temperatura.

### 3. MÉTODO

El desarrollo de este proyecto parte del modelo de diseño experimental basado en la construcción del sistema embebido presentado en (Figura 30), cabe destacar que el proceso se basa en el desarrollo de proyectos de investigación propuesto por Churchman, y adaptado al sistema embebido cuyas etapas son: i) Análisis de requerimientos, ii) Diseño preliminar del sistema, iii) Solución del modelo, iv) Evaluación del modelo, el proceso y la solución y v) Implantación del sistema (Hillier, 2006) y (Alva & Alcorta, 2020).



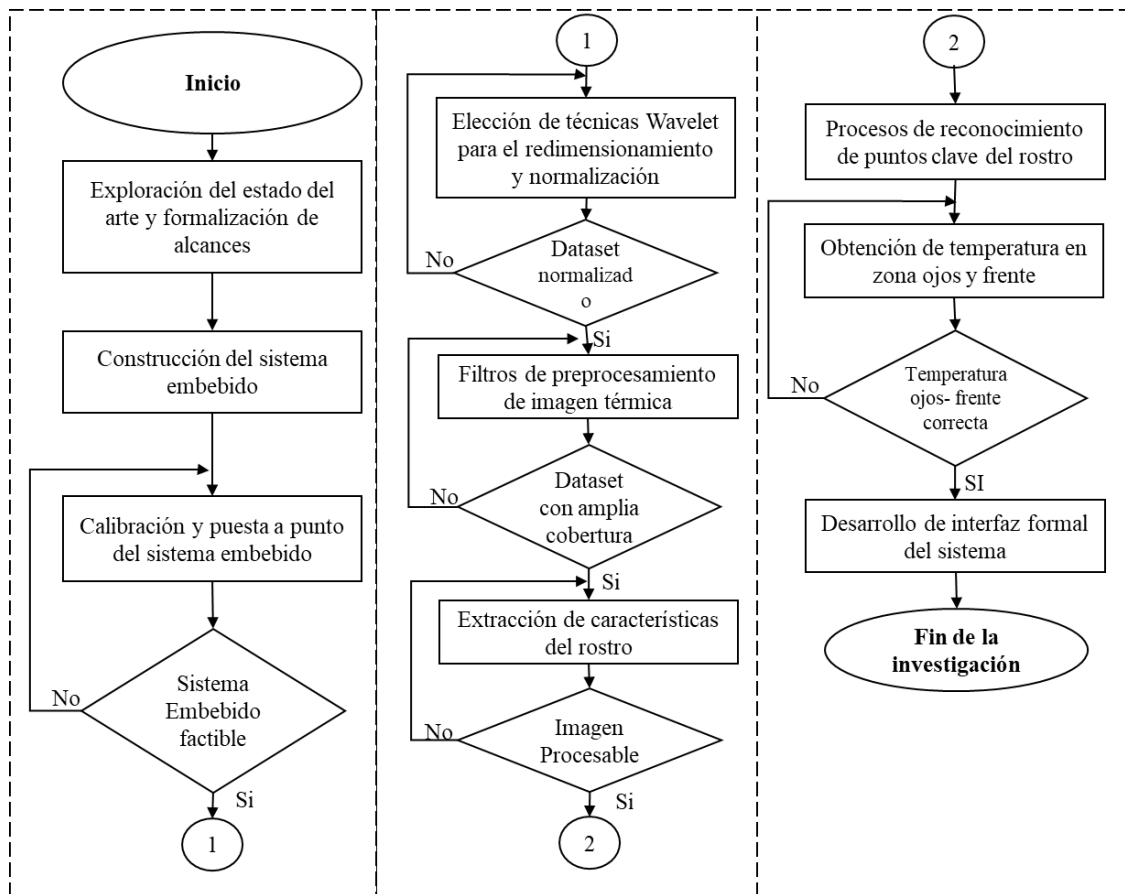
**Figura 30.** Secuencia de desarrollo del proyecto  
**Fuente.** Elaboración propia con Smart Art de Office 360

Adicionalmente se plantea una estrategia general de trabajo que abarca las cuatro fases para la implementación del termógrafo embebido. En la Fase 1, se establecen los aspectos físicos necesarios para la construcción del embebido haciendo uso la tecnología multinúcleo de la Raspberry Pi 3 B+, el sensor térmico Flir™ Lepton®, así como la tarjeta Breakout Board v2.0 las cuales por sus características son considerados de bajo costo y necesarias en las tareas de adquisición del espectro térmico y procesamiento de la temperatura (Anand Nayyar, 2015).

La Fase 2, conforma los procesos de ajuste del parámetro de temperatura por medio de la implementación de un Filtro de Kalman, el cual tiene como objetivo el atenuar el ruido del medio, y del proveniente del sensor. La Fase 3 incluye el preprocesamiento de las imágenes térmicas medio de técnicas *Wavelet* y de filtrado, que redimensionan y depurar errores en la imagen.



En la Fase 4 se incorpora el algoritmo LBPHFaceRecognizer y procesamiento de puntos del rostro (LandMarkFace) que de acuerdo con la literatura garantiza un clasificador de reconocimiento de características del rostro con una exactitud superior al 86.66% como lo describe la estrategia general de trabajo Figura 31.



**Figura 31.** Estrategia general del trabajo.

**Fuente.** Elaboración propia con Smart Art de Office 360

**Tabla 7.** Metas de la estrategia general del trabajo

Fase 1	Fase 2	Fase 3	Fase 4
Documentar documentación teórica y estado del arte	Implementar técnicas de preprocesamiento de la imagen	Generar <i>dataset</i>	Procesar imagen térmica a partir de puntos clave del rostro
Seleccionar equipo	Ajustar parámetro de temperatura	Normalizar atributos de muestras	Implementar algoritmo de procesamiento de la temperatura
Construir el termógrafo embebido	Validar sistema	Realizar pruebas a procesamiento de imagen térmica	Validar pruebas

**Fuente:** Elaboración propia con base en marco de referencia de técnicas de procesamiento de imágenes térmicas

### 3.1 Requerimientos o especificaciones

Para el desarrollo del proyecto se tomaron como base fundamental cubrir los estudios de viabilidad técnica, operativa, económica y legal, lo cual garantizan que el sistema sea viable para su desarrollo y que no existan obstáculos, inconvenientes legales ni conflicto de interés para la construcción del Termógrafo Embebido.

#### 3.1.1 Viabilidad técnica

Para garantizar la factibilidad técnica, la implementación de sistemas embebidos implica un bajo consumo de recursos físicos de desarrollo y pruebas, los cuales se mencionan en la Tabla 8. Es importante resaltar que estos dispositivos son proporcionados por el programa de posgrado del Centro Universitario Atlacomulco de la Universidad Autónoma del Estado de México.

**Tabla 8.** Equipos necesarios para el desarrollo y pruebas del sistema embebidos

Equipo	Descripción	Uso en el proyecto
Equipo de desarrollo	Marca: Dell Latitude E5540 Procesador: Core i5 4310U 2.6GHz Memoria RAM: 16 GB Disco duro: SSD 1024 GB Sistema operativo: Windows 11 Pro	Equipo de desarrollo y pruebas, para el desarrollo de algoritmos rutinas e interfaces.
Equipo de prueba 1	Marca: Lenovo Laptop Legion5 15" Procesador: Core i7 i7-12700HL 4.7Ghz Memoria RAM: GB Disco duro: SSD GB Sistema operativo: Windows 11 Pro	Equipo de prueba por medio de uso de GPU de algoritmos rutinas e interfaces.
Equipo de prueba 2	Marca: Workstation HP Z4 G4 Procesador: Core i7-1255UL 5 GHz Memoria RAM: GB Disco duro: SSD GB Sistema operativo: Windows 11 Pro	Equipo de prueba por medio de uso de GPU de algoritmos rutinas e interfaces.
Equipo de apoyo	Marca: HP Elitepad 1000 G2 Procesador: Core i5 4210IU 1.8GHz Memoria RAM: 4GB Disco duro: 128 SSD GB Sistema operativo: Windows 11 Pro	Equipo de apoyo para llenado de datos personales y aplicación de encuestas.

Fuente: Elaboración propia con base en equipos de desarrollo y pruebas, MS Word 2023

También se incluyen los materiales necesarios para la implementación del sistema embebido, el cual incluye el equipo descrito en la Tabla 9, que sirve como equipo de prueba, montaje y configuración.

**Tabla 9.** Equipos para la construcción del sistema embebido

Equipo	Descripción	Uso en el proyecto
Microcomputadora	Marca: Raspberry PI 3B+ Procesador: ARMv8 de 1.2GHz 64-bit Memoria RAM: 2 GB Interfaz inalámbrico: LAN con el estándar 802.11n. GPIO: 40 pines Conector de pantalla: DSI ( <i>Display Serial Interface</i> )	Equipo de interconexión, usado como tarjeta de adquisición de datos por medio de Flir™ Lepton® conectado a GPIO
Cámara térmica	Modelo: Flir™ Lepton® Resolución: 80x60 pixeles 30 fps 16:9 Ángulos de visión: 70 grados horizontal, 60 grados vertical IR Activo (visión nocturna): Si Detección simultánea de personas: 6	Usado como sensor de espectro térmico de baja resolución, este dispositivo
Tarjeta de conexión	Modelo: Flir™ Lepton® Breakout Board v2.0 Zona de conexión: compatible con SPI e I2C Reloj: 25 MHz Zócalo para cámara Molex de 32 pines (Flir Lepton®)	Requerido para conectar el sensor de espectro térmico como la microcomputadora, cabe señalar que este proceso se realiza por el puerto GPIO
Pantalla	Modelo: Touch de 7" para Raspberry Pi – Oficial Dimensiones: 194mm x 110mm x 20mm Resolución de la pantalla 800 x 480 pixeles Touch: Capacitivo de 10 Dedos. Se conexión: DSI.	Necesaria para la implementación final del prototipo y eliminación de dispositivos teclado/mouse
Cámara Web	Modelo: Logitech Pro 9000 Resolución: HD Resolución de video: 1600 x 1800 pixeles Resolución de imagen: 8 megapíxeles	Necesaria para la obtención de <i>dataset</i> y entrenamiento
Extensión GPIO	Modelo: Tarjeta de expansión tipo T GPIO Conector: GPIO de 40 pines Voltaje: 3 ~ 5 V Compatible con Raspberry Pi Modo B +	Permite conectar el cable GPIO de 40 pines entre la Raspberry Pi y la tarjeta de expansión T Type Plus GPIO

Fuente: Elaboración propia con base en equipos de desarrollo del sistema embebido, MS Word 2023

Adicionalmente se requieren dispositivos de alimentación, medición, así como de dispositivos que permitan normalizar señales digitales del sistema propuesto, los cuales se describen en la Tabla 10.

**Tabla 10.** Equipos adicionales para la construcción del sistema embebido

Equipo	Descripción	Uso en el proyecto
Multímetro	FLUKE 287 True-RMS	Requerido para el montaje, prueba de dispositivos y desarrollo del prototipo
Osciloscopio	KEYSIGHT DSOX1102G	Requerido para la calibración y ajuste para puesta a punto del prototipo
Fuente de poder	BK Precisión 1760A	Requerido para la alimentación del prototipo
Generador de funciones	KEYSIGHT 3310A	Requerido para la calibración y ajuste para puesta a punto del prototipo

Fuente: Elaboración propia con base en equipos de desarrollo del sistema embebido, MS Word 2023

Por otra parte, se contó con una serie de aplicaciones y programas que contribuyeron en el correcto desarrollo del sistema embebido descrito en la Tabla 11 software requerido.

**Tabla 11.** Software requerido

Software	Versión	Uso en el proyecto
Microsoft Windows 10	21H2 10 Pro	Uso en equipo de prueba 2 proporcionado por Agencia Espacial Mexicana, este equipo fue utilizado para pruebas comparativas de uso de GPU y CPU
Microsoft Windows 11	21H2 11 Pro	Usado en equipo de desarrollo y equipos personales debido a la estabilidad que proporciona y compatibilidad con herramientas Anaconda y CV2
Ubuntu	20.04	Usado en equipo de desarrollo y equipos personales debido a la estabilidad que proporciona y compatibilidad con herramientas Anaconda y CV2
Raspbian OS	10 (bullseye)	Usado para procesamiento de datos (Raspberry Pi 3B+)
Android	12.1.0_r27 (SP2A.220505.008)	Usado en equipo para la adquisición de datos personales y formalización de <i>dataset</i>
Anaconda	23.1.0 con pip 23.0.1	Usado como plataforma de Python compatible con CV2
Spyder	5.4.2 con Python 3.8	IDE de Python útil en el desarrollo
Jupyter Notebook	5.0.0 con Python 3.8	IDE de Python útil en el desarrollo
Visual Studio Code	1.81 2023	IDE multilenguaje utilizado en desarrollo del proyecto.
Google Chrome	111.0.5563.147 (64 bits)	Ejecutar notebook Python-Jupyter
Google Colab	02-2023 con Python 3.8	Compilar y ejecutar pruebas con librerías de redes neuronales
Python	Versión 3.8	Lenguaje de programación útil en el desarrollo del sistema

Fuente: Elaboración propia con base en equipos de desarrollo del sistema embebido, MS Word 2023

### 3.1.2 Factibilidad operativa

Para la implementación del sistema embebido, se muestra la descripción detallada de los componentes necesarios para el diseño, desarrollo e implementación, es importante mencionar que para garantizar la factibilidad operativa se describen los requerimientos.

#### 3.1.2.1 Flir® Leptón

La Flir® Leptón una cámara LWIR con función radiométrica, cuenta con matrices de plano focal de  $80 \times 60$  píxeles, la Lepton se puede integrar fácilmente en dispositivos móviles y otros dispositivos electrónicos, como un sensor IR o una cámara termográfica, en la Tabla 12 se describen sus propiedades físicas y características operativas.

**Tabla 12.** Características físicas y operativas de Flir® Lepton®

<b>Característica</b>	<b>Descripción</b>
Cámara termográfica	Lepton 50° radiométrica
Tecnología del sensor	Microbolómetro VOx no refrigerado
Rango espectral	Infrarrojos de onda larga, de 8 μm a 14 μm
Formato en matriz	80 × 60, exploración progresiva
Tamaño de píxel	17 μm
Frecuencia de imagen efectiva	8,6 Hz (aplicación comercial exportable)
Sensibilidad térmica	<50 mK (0,050 °C)
Compensación de temperatura	Automática. Imagen de salida independiente de la temperatura de la cámara.
Rango dinámico de escena	Modo de ganancia alta: De -10 a 140 °C, típica*
	Modo de ganancia baja: De -10 a 450 °C, típica*
Precisión radiométrica	Ganancia alta: Mayor de ±5 °C o 5 % (típica)
	Ganancia baja: Mayor de ±10 °C o 10 % (típica)
Corrección de no uniformidad	Automática con obturador
Optimización de imagen	Configurada de fábrica y totalmente automatizada
FOV: horizontal y FOV: diagonal	51° y 63,5°
Formato de salida	RGB seleccionable a 14 bits, 8 bits (AGC aplicado) o 24 bits (AGC y coloración)
Protección solar	Integral

Fuente: Elaboración propia con base en equipos de desarrollo del sistema embebido, MS Word 2023

La Tabla 13 muestra las características eléctricas descritas por el fabricante:

**Tabla 13.** Características eléctricas del sensor

<b>Característica</b>	<b>Descripción</b>
Reloj de entrada	25 MHz nominal, niveles de voltaje de E/S de CMOS
Interfaz de datos de vídeo	Vídeo mediante SPI
Puerto de control	CCI (similar a I2C), niveles de voltaje de E/S de CMOS
Voltaje de suministro de entrada (nominal)	E/S de 2,8 V, 1,2 V, y de 2,5 V a 3,1 V
Disipación de potencia (típico, temperatura ambiente)	150 mW en funcionamiento, 650 mW en obturación, 4 mW en espera

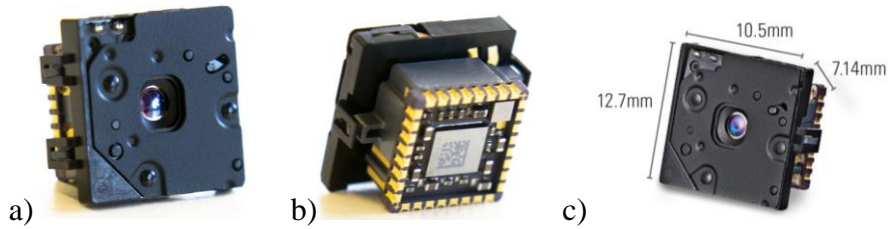
Fuente: Elaboración propia con base en equipos de desarrollo del sistema embebido, MS Word 2023

En la Tabla 14 y la Figura 32 se describen las propiedades físicas requeridas para construir los dispositivos físicos de montaje del sensor.

**Tabla 14.** Propiedades físicas del sensor

<b>Característica</b>	<b>Descripción</b>
Dimensiones del paquete (Ancho × Largo × Alto)	12.7mm x 10.5mm x 4.14mm
Peso	0.9 g

Fuente: Elaboración propia con base en equipos de desarrollo del sistema embebido, MS Word 2023



**Figura 32.** Diseño físico de la cámara térmica Lepton.  
**Fuente.** Diseño propio con base en (Flir, 2020)

### 3.2.1.2 Flir® Breakout Board v2.0

Es un hardware de conexión de configuración de Flir Lepton, permite conectar rápidamente el módulo de cámara FLIR Lepton® a plataformas como Raspberry Pi, EDSON, FPGA, UDOO, entre otras tarjetas de adquisición de datos, algunas características físicas de este dispositivo se muestran en la Tabla 15.

**Tabla 15.** Características del FLIR Lepton® Breakout Board v2.0

Característica	Descripción
Interfaces compatibles	SPI e I2C
Dimensiones	29.5 mm × 29.0 mm
Voltaje	3 a 5.5 V
Reloj de referencia	25 MHz
Zocalo de cámara	Compatible con cámara Molex de 32 pines (Flir™ Lepton®)
Pines	20 pines compatibles con SPI e I2C

**Fuente:** Elaboración propia con base en equipos de desarrollo del sistema embebido, MS Word 2023



**Figura 33.** FLIR Lepton® Breakout Board v2.0.  
**Fuente.** Extraído de (Flir, 2023)

### 3.1.2.3 Tarjeta en una sola placa Raspberry Pi 3 B+

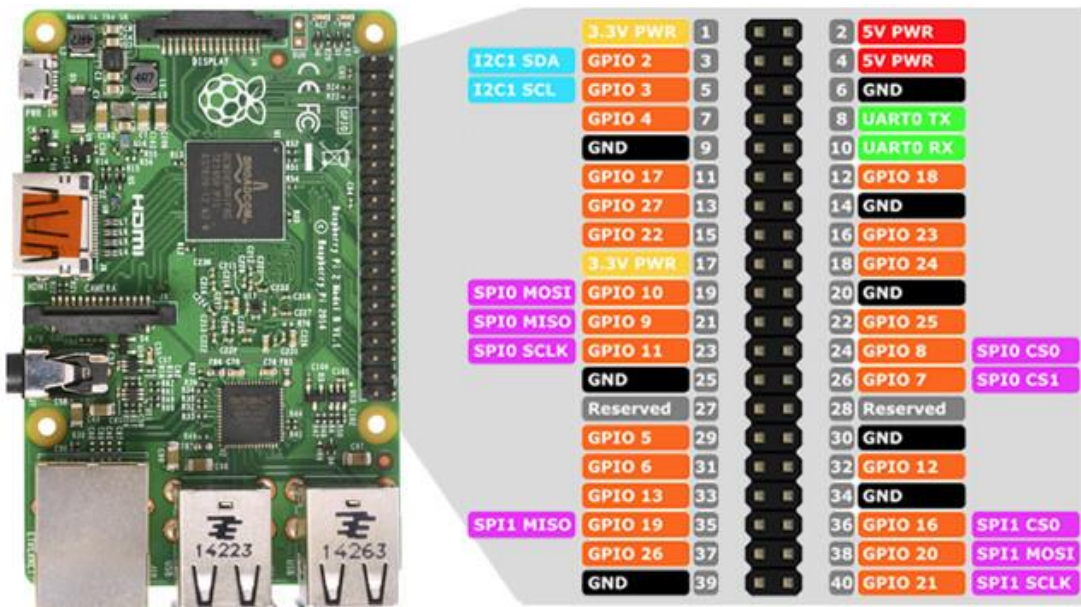
Para el procesamiento de los datos se eligió la placa Raspberry Pi 3 B+ La Tabla 16 muestra las principales propiedades físicas y lógicas. Cabe destacar que este dispositivo fue elegido por su costo y utilidad, siendo un dispositivo multinúcleo y gran capacidad de procesamiento multimedia (Anand Nayar, 2015) y (Raspberry, 2023).

**Tabla 16.** Características de la placa Raspberry Pi 3 B+

Componente	Característica	Descripción
Marca	Raspberry	Modelo Raspberry-Pi-3b+
Procesador	ARM	Cortex A53
	Frecuencia CPU	1.4 GHz
RAM	Tamaño de la memoria	1 GB
GPU	Chipset gráfico	VideoCore IV
Sistema de conexión	Conectores disponibles	1 Jack 3,5 mm hembra estéreo 1 RJ45 hembra 4 USB 2.0 1 HDMI hembra
	Conectores adicionales	1 CSI (header camera) 1 DSI (header ecran) 1 GPIO 40 pins (header)
	Lector de tarjetas de almacenamiento	microSD/ SDHC/ SDXC
	Tipo de alimentación	micro USB
Comunicación	Norma(s) red	Bluetooth 4.2
		Wi-Fi AC 10/100/1000 Mbps

**Fuente:** Elaboración propia con base en equipos de desarrollo del sistema embebido, (Raspberry, 2023)

Es importante señalar que el sistema GPIO o sistema de entrada y salida de propósito general para su traducción al español es una serie de terminales que se utilizan para transmitir datos de entrada y salida, como se muestra en la Figura 34.



**Figura 34.** Configuración de GPIO.

**Fuente.** Elaboración propia con base en (Raspberry, 2023)

### 3.1.2.4 Sensor de temperatura infrarrojo MLX90614

El sensor MLX90614 permite medir la temperatura de un objeto en función de su radiación infrarroja. Dispone internamente de una etapa de amplificación y digitalización (ADC) de la señal procedente de una membrana sensible a la radiación infrarroja, que produce un valor que se compensa según las fluctuaciones de la temperatura ambiente descritos en Tabla 17 y Figura (Sparkfun, 2023).



**Figura 35.** Sensor MLX90614  
**Fuente.** Elaboración propia extraído de (Sparkfun, 2023)

**Tabla 17.** Características físicas del sensor MLX906140

Característica	Descripción
Chip sensor	MLX90614ESF-BAA
Voltaje de operación:	3.3V a 5,5 V
Protocolo de comunicación	SMBUS (subconjunto del I2C)
Intervalo de detección de temperatura	-70°C hasta +380°C
Precisión	±0.5°C
Resolución del ADC	17 bits
Regulador de voltaje	3.3V en placa
Resistencias	Pull-up a VIN en placa
Dimensiones	16*11*6 mm
Peso	2.80 g

**Fuente:** Elaboración propia con base en equipos de desarrollo del sistema embebido y (Sparkfun, 2023)

Cabe señalar que este sensor integra un circuito de filtrado de ruido, un convertidor A/D (ADC) de 17 bits de resolución y un procesador digital de señales, entregando un amplio intervalo de detección de temperatura para objetos desde -70°C hasta 380°C, y precisión de 0.5°C.

### 3.1.2.5 Pantalla touch 7” para Raspberry Pi

El sistema embebido hace uso de la pantalla *touch* que facilita la presentación de la información, las características físicas del dispositivo se describen en la Tabla 18.

**Tabla 18.** Características físicas de la pantalla *touch* Raspberry

Característica	Descripción
Dimensiones de pantalla	194mm x 110mm x 20mm
Área de visualización	155 mm x 86 mm
Resolución	800 x 480 pixeles

**Fuente:** Elaboración propia con base en equipos de desarrollo del sistema embebido, MS Word 2023



### 3.1.3 Factibilidad económica

Para el desarrollo de la factibilidad económica se detallan los costos de adquisición de equipo resumidas en la Tabla 19.

**Tabla 19.** Equipos necesarios para el desarrollo y pruebas del sistema embebido

Equipo	Dependencia u origen	Costo	Costo representativo
Equipo de desarrollo	Equipo propio	\$0	\$0
Equipo de prueba 1	Equipo asignado a PTC	\$0	\$0
Equipo de prueba 2	Equipo de convenio AEM Atlacomulco	\$0	\$0
Equipo de apoyo	Equipo propio	\$0	\$0
Microcomputadora	Equipo proporcionado por PTC	\$2,000	\$0
Cámara térmica	Equipo proporcionado por PTC	\$4,000	\$0
Tabla de conexión	Equipo proporcionado por PTC	\$2,000	\$0
Pantalla <i>touch</i>	Equipo proporcionado por PTC	\$2,000	\$0
Cámara Web	Equipo proporcionado por PTC	\$500	\$0
Extensión GPIO	Equipo proporcionado por PTC	\$100	\$0
Multímetro	Equipo asignado a PTC	\$0	\$0
Osciloscopio	Equipo asignado a PTC	\$0	\$0
Fuente de poder	Equipo asignado a PTC	\$0	\$0
Generador de funciones	Equipo asignado a PTC	\$0	\$0
Total:		\$10,600.00	\$0

**Fuente:** Elaboración propia con base en equipos de desarrollo y pruebas, MS Word 2023

Así mismo en la Tabla 20 se muestra el Software requerido para el desarrollo, cabe señalar que en este apartado no se detalla su procedencia ni características lógicas como la versión.

**Tabla 20.** Software Requerido para el desarrollo y pruebas del sistema embebido

Equipo	Dependencia u origen	Costo	Costo representativo
SO Windows 7	Licencia de software incluido en el equipo	\$0	\$0
SO Windows 10	Licencia de software incluido en el equipo	\$0	\$0
SO Windows 11	Licencia de software incluido en el equipo	\$0	\$0
SO Ubuntu	Licencia de software libre	\$0	\$0
SO Raspbian OS	Licencia de software libre	\$0	\$0
SO Android	Licencia de software libre	\$0	\$0
Anaconda	Licencia de software libre	\$0	\$0
Spyder	Licencia de software libre	\$0	\$0
Jupyter Notebook	Licencia de software libre	\$0	\$0
Google Chrome	Licencia de software libre	\$0	\$0
Google Colab	Licencia de software libre	\$0	\$0
Python	Licencia de software libre	\$0	\$0
Total:		\$0	\$0

**Fuente:** Elaboración propia con base en equipos de desarrollo y pruebas, MS Word 2023

### **3.1.4 Factibilidad legal**

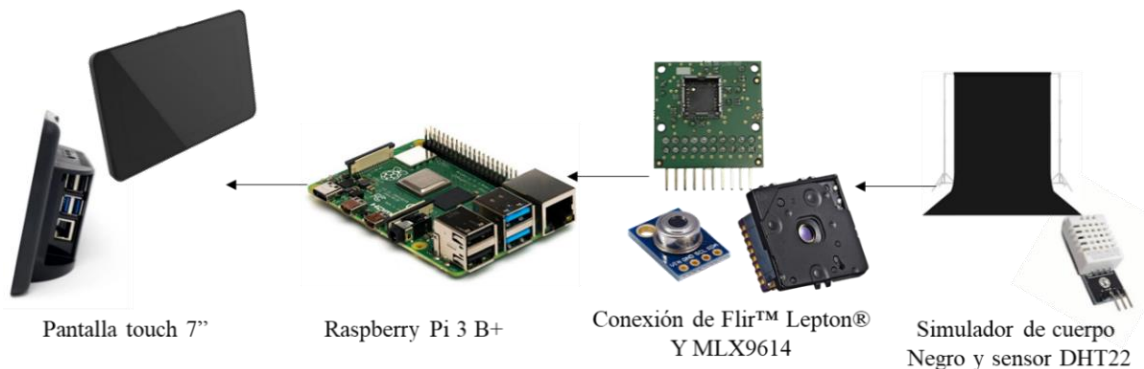
Considerando los costos y acuerdos antes mencionados, no existen inconvenientes legales ni conflictos de intereses en el diseño, desarrollo e implementación futura del proyecto. Asimismo, es importante resaltar que el conjunto de datos cuenta con permiso de la parte directiva y administrativa de este espacio académico, donde su uso ha sido comunicado a los estudiantes involucrados, así mismo se cuenta con un consentimiento informado firmado por cada participante.

## 3.2 Diseño e implementación

Para la construcción del termógrafo embebido el proyecto se divide en 4 etapas, descritas en la introducción del Capítulo 3 (Método), siguiendo la estrategia general de trabajo para la implementación de este se describe:

### 3.2.1 Construcción del sistema embebido

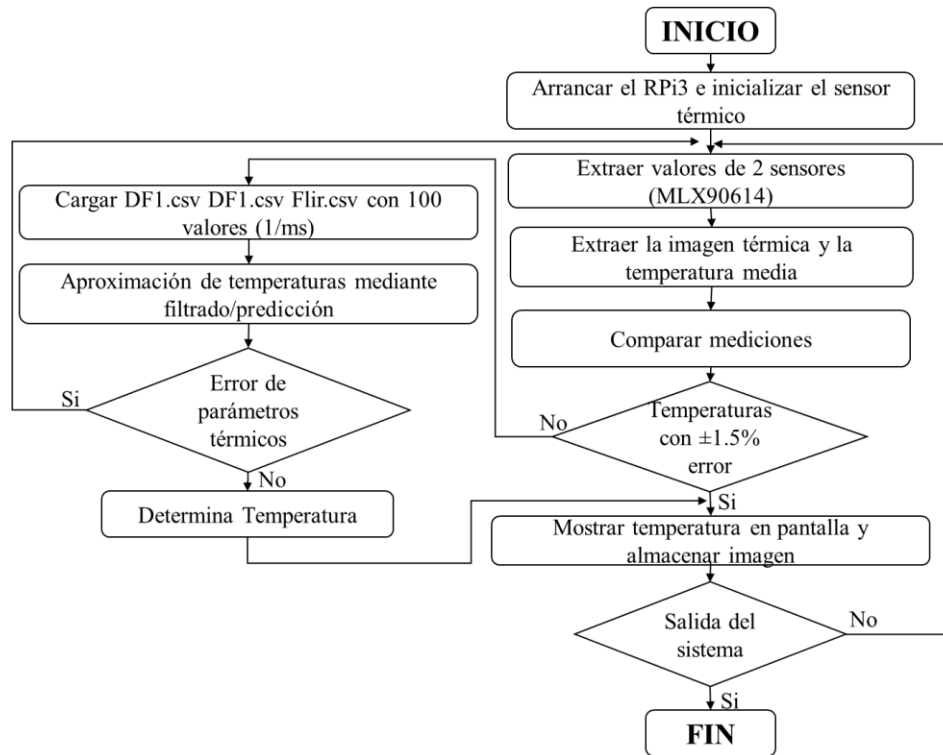
Para implementar el prototipo se requieren elementos tanto de hardware como de software. Cabe señalar que para utilizar el módulo Flir® Lepton de bajo costo, se requiere una conexión I2C, la cual está incluida en microcomputadoras compatibles como RaspBerry Pi, JETSON, FPGA. UDOO, entre otras tarjetas de adquisición de datos, un sistema operativo con una GUI que permita mostrar información, así como compatibilidad con Python, y sus librerías de Visión Artificial, por lo que es elegida la Raspberry Pi 3B+ elementos mostrados en Figura 36.



**Figura 36.** Elementos físicos necesarios.

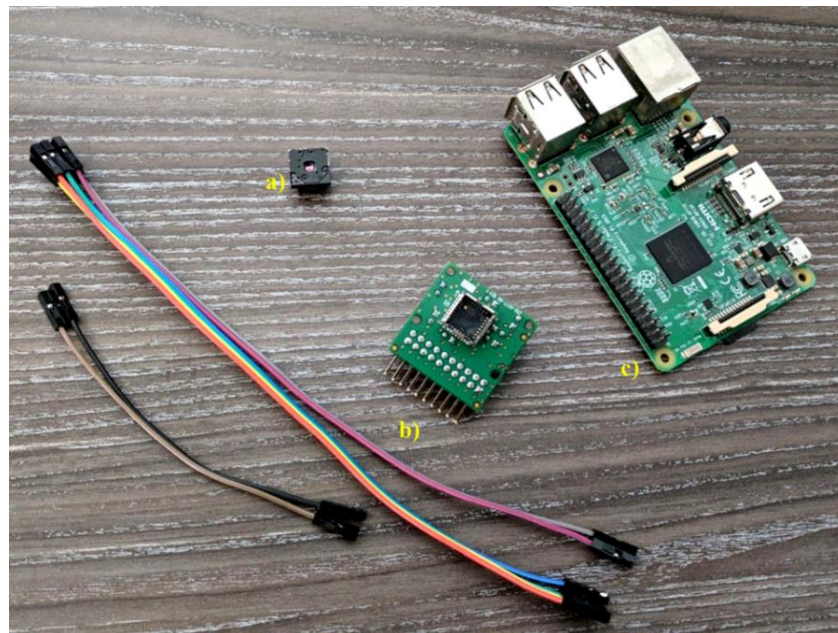
**Fuente.** Elaboración propia con base en materiales

En la fase inicial se hace uso de la cámara térmica Flir Lepton conectada por la tarjeta de control Flir® Breakout Board V2.0 por medio del bus de comunicación I2C, así mismo se describe el proceso de obtención y procesamiento de los datos mostrados en la figura 37, en el cual se detalla el método guiado por el usuario para garantizar la lectura de temperatura a partir de una imagen térmica.



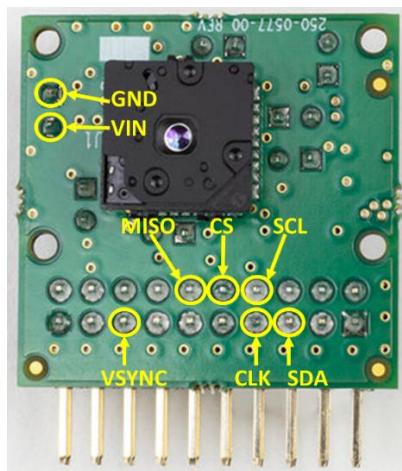
**Figura 37.** Diagrama a bloques de procesamiento térmico de una FL.  
**Fuente.** Elaboración propia con Formas de Office 360

La conexión del dispositivo se estableció con la cámara térmica (a) descrita en la Figura 38, la tarjeta de conexión (b) y la tarjeta Raspberry Pi 3 B+ (c) (Anand Nayyar, 2015).



**Figura 38.** Módulos de adquisición de la imagen térmica  
**Fuente.** Elaboración propia con equipo requerido

La configuración de comunicación requiere la configuración de la tarjeta de conexión que se muestra en la Figura 39. Cabe señalar que el dispositivo tiene un mejor funcionamiento con una entrada de alimentación de 5 V en P1 o VIN.



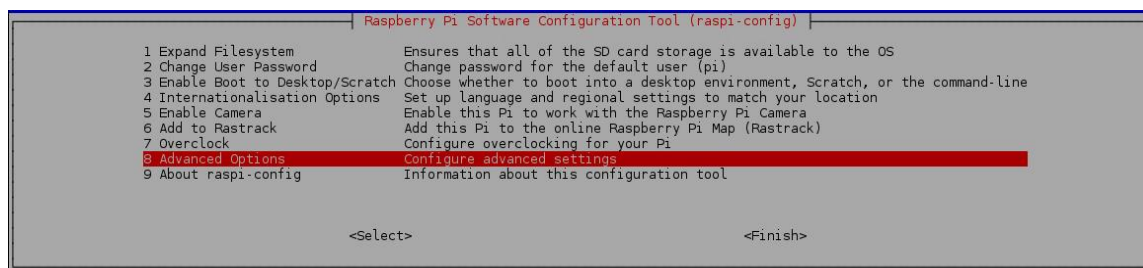
(a)

COMUNICACION		
PIN	NOMBRE	(RPI PIN)
P8	SCL	GPIO 3
P5	SDA	GPIO 2
P12	MISO	GPIO 9
P7	CLK	GPIO 11
P10	CS	GPIO 8
P15	VSYNC	GPIO 17
ALIMENTACION		
PIN	NOMBRE	(RPI PIN)
P1	TIERRA	GROUND
P2	VIN	VIN

(b)

**Figura 39.** Componentes de comunicación y alimentación de la, a) Flir® Lepton y b) Nomenclatura  
**Fuente.** Elaboración propia con base en (Flir, 2023)

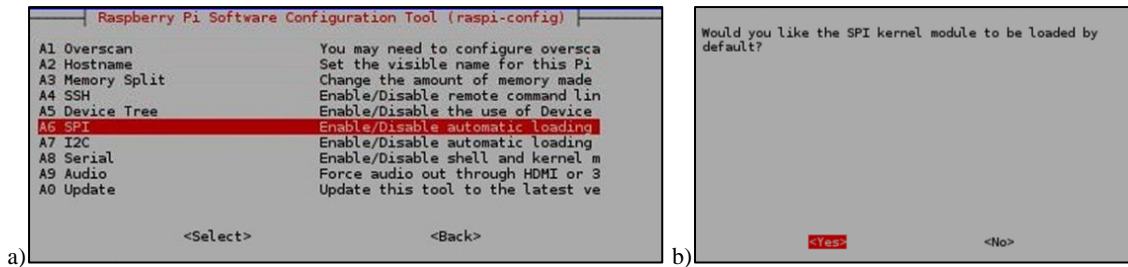
La configuración de la microcomputadora tendrá que contar con la última versión de Raspbian estable y actualizada con los comandos, `> sudo apt-get update` y `> sudo apt-get dist-upgrade` que descargaran las actualizaciones recientes, así como `> sudo rpi-update` para actualizar los repositorios de *firmware*, incluyendo un reinicio en cada actualización para garantizar la aplicación de la misma con `> sudo reboot`, que reinicia el sistema, nuevamente en la terminal de la Raspberry accedemos a la configuración con `> sudo raspi-config`, que desplegara la ventana de la Figura 40.



**Figura 40.** Fase de configuración.

**Fuente.** Elaboración propia con base en configuración de equipo.

Se selecciona la opción “SPI” como habilitada y aceptar que el sistema cargue el módulo Kernel por defecto como lo muestra la Figura 41.



**Figura 41.** Configuración del kernel.

**Fuente.** Elaboración propia con base en configuración del sistema embebido

Se instalará el módulo QT Creator IDE. Es importante mencionar que QT sólo funciona con el lenguaje de programación C++, pero incluye *bindings* para lenguajes como Python, Java, Perl, Ruby, PHP, entre otros requeridos en el desarrollo de funcionalidades del Termógrafo Embebido: `> sudo apt-get install qt4-dev-tools`. La microcomputadora requiere también de librerías específicas de y el IDE para el desarrollo, por lo que se instalan ambas opciones con las instrucciones `> g++ sudo apt-get install g++` y `> sudo apt-get install qtcreator`.

Se configura el ambiente de *Python*, para procesar las imágenes térmicas por *Open CV*, por lo que se instalaron las librerías específicas en las siguientes líneas de configuración, en I. se carga la última versión de *Python-dev*, II. Permite instalar la biblioteca de *Ouimeaux*, III. Instalación y actualización de Python, IV-V. Se instala la versión 4 de *Open CV* y sus *plugins* adicionales VI -VII. Se desempaqueta e instala la versión de *CV2*, VIII. Se instala la librería *numpy*, *pandas*, *matplotlib*, *sys*, IX. Permite construir el fichero para el procesamiento de la imagen térmica.

```
I. sudo apt-get install python-dev
II. sudo easy_install ouimeaux
III. sudo apt-get install python3-dev
IV. wget -O opencv.zip https://github.com/opencv/opencv/archive/4.0.0.zip
V. wget -O opencv_contrib.zip https://github.com/opencv/opencv_contrib/archive/4.0.0.zip
VI. unzip opencv.zip
VII. unzip opencv_contrib.zip
VIII. pip install numpy/pandas/matplotlib/ os-sys
IX. cd ~/opencv-4.0.0
X. mkdir build
XI. cd build
```

Para continuar, se incorporan bibliotecas específicas para usar el módulo Flir Lepton®, esto incluye bibliotecas del repositorio que permiten el uso de *BrekoutBoard*

V2 y Flir Lepton®, entonces I. nos permite el uso de algunas bibliotecas específicas, para continuar, obtendremos fuentes que incluirán `--Depth=1`, lo que detiene la restauración de todo el historial del repositorio y reduce significativamente el espacio de almacenamiento requerido en II. En IV y V se habilitan algunas opciones específicas para admitir *DMA*. La configuración predeterminada para *bcm2709* debe incluir todas las opciones requeridas descritas en VI. Así mismo se construirán e instalarán los módulos del *Kernel* VII - XII. Para continuar, buscaremos el archivo *config.txt* y apuntaremos a nuestra nueva imagen. Esto se puede hacer abriendo el archivo ubicado en */boot/config.txt* donde debes marcar la línea *kernel=núcleo7.img* como se muestra en XIII y XIV.

```
I. sudo apt-get install git bc
II. cd ~
III. git clone --depth=1 https://github.com/raspberrypi/linux
IV. cd ~/linux
V. KERNEL=kernel7
VI. make bcm2709_defconfig
VII. ake -j4 zImage modules dtbs
VIII. sudo make modules_install
IX. sudo cp arch/arm/boot/dts/*.dtb /boot/
X. sudo cp arch/arm/boot/dts/overlays/*.dtb* /boot/overlays/
XI. sudo cp arch/arm/boot/dts/overlays/README /boot/overlays/
XII. sudo cp arch/arm/boot/zImage /boot/$KERNEL.img
XIII. cat /boot/config.txt
XIV. kernel=núcleo7.img
```

Para hacer uso de los controladores del módulo Flir Lepton® en la Raspberry Pi por lo que se construye el controlador y las aplicaciones de prueba en líneas I-III.

```
I. cd ~/RaspberryPi/lepton_module
II. make -C /lib/modules/^uname -r`/build M=$PWD modules
III. sudo make -C /lib/modules/^uname -r`/build M=$PWD modules_install
```

De manera similar, la superposición del árbol de dispositivos se compilará con la línea descrita en I. La instrucción II le ayuda a ignorar las advertencias que ocurren durante la compilación; este proceso se resuelve moviendo el *archivo.dtbo* a la carpeta de superposiciones. En este contexto, se eliminan comentarios de los indicadores en */boot/config.txt* descritos en las líneas III a V.

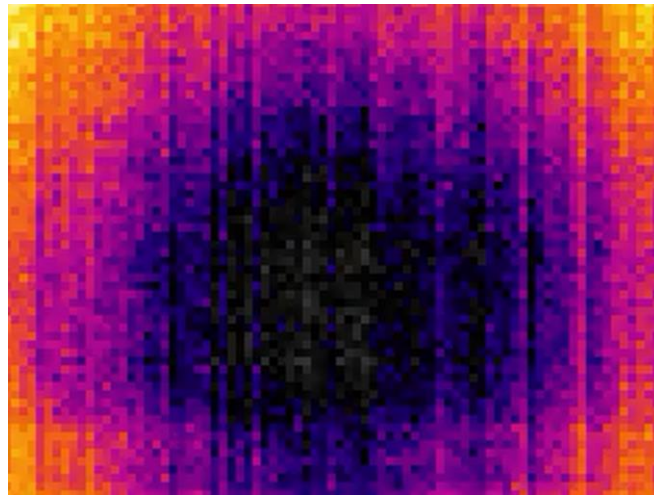
Estas líneas habilitan I2C y SPI después de reiniciar la Raspberry Pi. Junto con estas líneas, se agrega una instrucción VI después de estas líneas. Posterior a esto se reiniciará la microcomputadora para aplicar los cambios según la instrucción VII. Una vez que la Raspberry Pi haya reiniciado el módulo está configurado. Esto creará dependencias

para todos los módulos *depmod -a* y luego incluirá el módulo *modprobe lepton* que compilamos, como se muestra en VII y IX.

```
I. dtc flir-lepton-00A0.dts -o flir-lepton-00A0.dtbo
II. sudo cp flir-lepton-00A0.dtbo /boot/overlays/
III. dtparam=i2c_arm=on
IV. dtparam=i2s=on
V. dtparam=spi=on
VI. dtoverlay=flir-lepton-00A0
VII. sudo reboot
VIII. sudo depmod -a
IX. sudo modprobe lepton
```

Para comenzar a procesar imágenes térmicas, se instala la última versión de la librería *flirpy* para la manipulación de la Flir Lepton con la instrucción `> pip install flirpy`, el siguiente bloque describe el proceso de obtención de imágenes en Python del módulo Flir Lepton®.

```
from flirpy.camera.lepton import Lepton
camera = Lepton()
image = camera.grab()
camera.close()
```



**Figura 42.** Perspectiva inicial de la cámara térmica

**Fuente.** Elaboración propia con Smart Art de Office 360

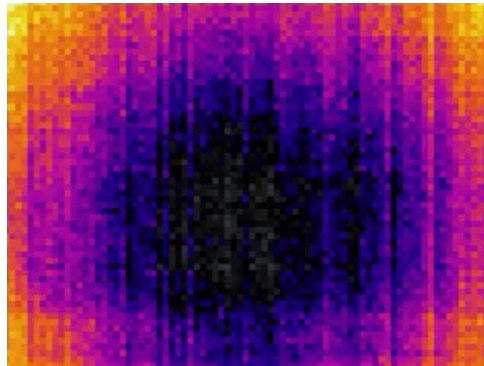
Así mismo se incorpora el uso de las librerías de open CV para realizar el procesamiento de la imagen térmica, es decir manipular imágenes e incluir procesos de filtrado y normalización.



```

import cv2
from flirpy. Camera.lepton import Lepton
with lepton() as camera:
    while True:
        img = camera.grab().astype(np.float32)
        img = 255*(img - img.min())/(img.max()-img.min())
        img_col = cv2.applyColorMap(img.astype(np.uint8), cv2.COLORMAP_INFERNO)
        cv2.imshow(lepton, img_col)
        if cv2.waitKey(1) == 27:
            break
cv2.destroyAllWindows()

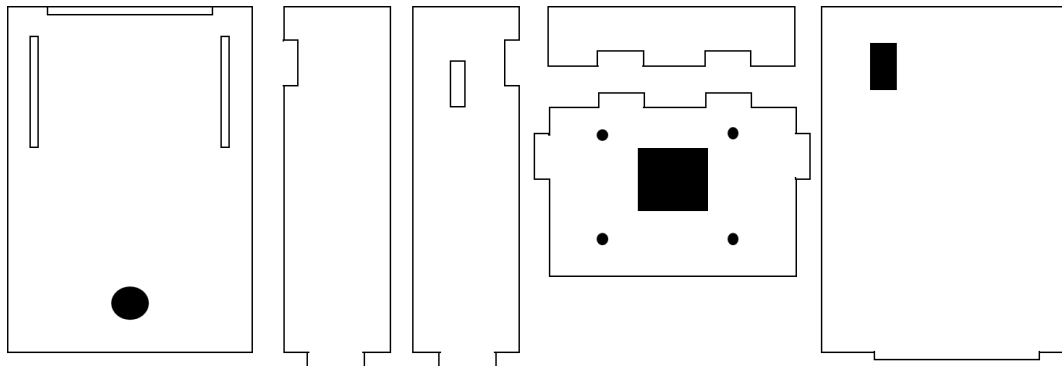
```



**Figura 43.** Estrategia general del trabajo.  
**Fuente.** Elaboración propia con base en ejecución del algoritmo

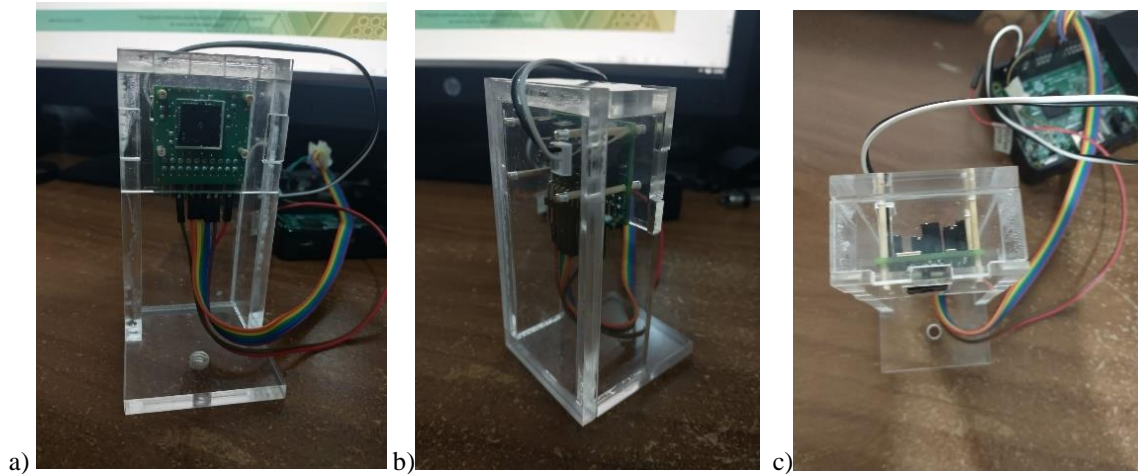
### 3.2.1.2 Diseño físico del sistema embebido

Se utilizaron dos modelos de cubierta del sistema térmico para diseñar el sistema integrado, el Modelo de Cubierta I es importante para calibrar el sistema de adquisición y procesamiento de temperatura partiendo del espectro térmico, y la Cubierta II incluye espacio para la interacción con la interfaz de procesamiento de imágenes térmicas.



**Figura 44.** Modelo de Cubierta I para Flir Lepton®.  
**Fuente.** Elaboración propia con Smart Art de Office 360

La Figura 45 muestra el prototipo I, así como las diferentes vistas de la cubierta, cabe señalar que en la base se incluyó un orificio para su posible adaptación en un pedestal trípode o base metálica.



**Figura 45.** Prototipo I. a) Vista frontal b) Vista Lateral c) Vista superior  
**Fuente.** Elaboración propia con base en perspectivas del prototipo I

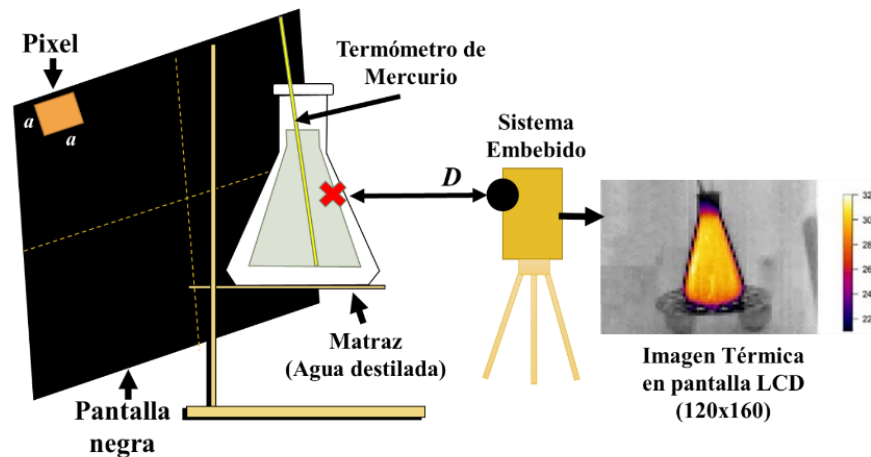
Para el desarrollo del prototipo II se utilizó como referencia un diseño de prototipo en la herramienta de diseño LibreCAD con un modelo de sistema 2D para producir una propuesta de corte de acrílico, cabe señalar que la implementación incluye entre sus componentes i. Cámara Térmica Flir Lepton®, ii. Cámara RGB 5mp RasPi Cam. iii. Modulo infrarrojo MLX90614 y iv. Pantalla touch para Raspberry Pi descritas en el Anexo 2 Diseño de la cubierta del sistema.



**Figura 46.** Prototipo II  
**Fuente.** Elaboración propia con base en perspectivas del prototipo II

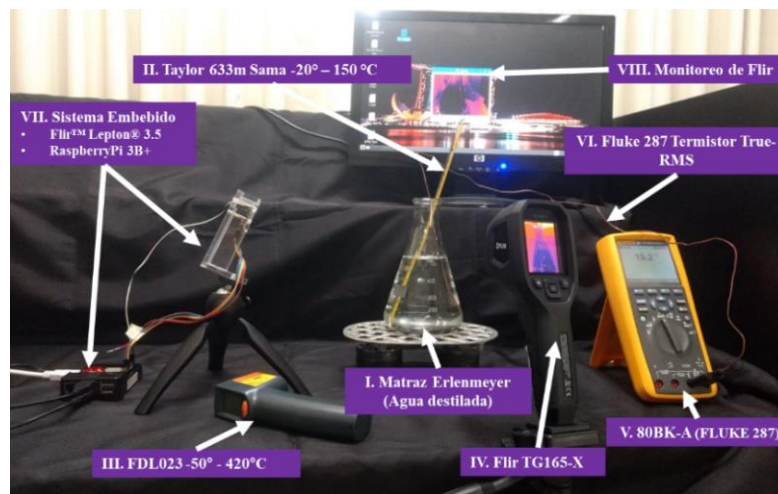
### 3.3 Caracterización del sistema de procesamiento de la temperatura

Para asegurar el buen funcionamiento del sistema se realiza un proceso de caracterización o calibración del sistema embebido. Cabe señalar que para esta fase de calibración a partir del ME1, haciendo uso de la cubierta I, Figura 47.



**Figura 47.** Modelo Experimental I.  
**Fuente.** Elaboración propia con Formas de Office 365

El modelo experimental I (ME1) consta de: i) el objeto de prueba 1 (OE1) matraz Erlenmeyer modelo 1121-500 de 500 ml con 400 ml de agua destilada; ii) Termómetro de mercurio Taylor modelo 633m SAMA con intervalos de medición de  $-20^{\circ}\text{C} - 150^{\circ}\text{C}$ , iii) Termómetro Infrarrojo FDL023  $-50^{\circ} - 420^{\circ}\text{C}$ , iv) cámara térmica Flir TG165-X, v) multímetro FLUKE 287 modelo 80BK-A. vi) termistor true-RMS para FLUKE 287, y el sistema embebido propuesto basado en el sensor de espectro térmico Flir Lepton® 3.5 y la microcomputadora RaspberryPi 3B descritos en Figura 48.



**Figura 48.** Elementos del Método Experimental I.  
**Fuente.** Elaboración propia con elementos de método Experimental I

El proceso de calibración consta de los siguientes pasos: i. Preparar los parámetros de la cámara térmica Flir Lepton® iniciando el *I2C* (950 milisegundos después del encendido). ii. Se inicia la captura del espectro térmico, en este proceso, el dispositivo proporciona el parámetro de temperatura que realiza una determinación de la zona térmica

con mayor magnitud. Los datos parten de una matriz de las mismas dimensiones de la imagen térmica (80x80) con sus temperaturas en cada píxel.

Es importante resaltar que estos valores son magnitudes de radiancia o energía infrarroja. En este proceso la biblioteca del módulo Flir Lepton® convierte los datos termicos en magnitudes de temperatura. En esta conversión, la temperatura se calcula con la ley de Plank y la relación de Stephan Boltzmann. Por lo tanto, cada uno de los valores se transforma en temperatura utilizando la función *raw2temp* (Tattersall, 2021):

---

**Algoritmo 1:** Algoritmo para el procesamiento de temperatura

---

**Input** Thermal view

**Output** CSV File with temperature values (100)

**START**

1. assign cams\$Dates to df
2. set the filename concatenated with df
3. assign plancks<-flirsettings(f, camvals=PlankR1)
4. while i<99:
5.     temperature<-raw2temp(matrix\_gradient)
6.     csv\_procs(i)<-temp
7. plotTherm(temp, w=w, h=h, minrangeset=35, maxrangeset=40,  
trans="rotate270.matrix")

**END**

---

El Algoritmo 1 corresponde a los ajustes iniciales realizados al comparar las mediciones obtenidas por, i. termómetro de mercurio, ii. termistor, iii. termómetro de infrarrojos y iv. sistema embebido que se ilustra en la Figura 52.

La incorporación de los sensores de temperatura MLX90614 es necesaria para garantizar un ajuste de la temperatura obtenida con el algoritmo de validación, de esta manera se propone realizar una serie de procesos estocásticos para determinar su efectividad, mediante una comparación entre las técnicas, media simple (SM), regresión lineal simple (SLR), media móvil simple (SMA), y regresión lineal múltiple (MLR), además del filtro de Kalman (KF). Para estas pruebas se realizaron mediciones con una n= 1000 de forma inicial, que fue disminuyendo hasta no encontrar cambios significativos.

La media simple SM se utiliza para la resolución temporal, que depende de la varianza térmica del objetivo en los diferentes sensores, este proceso se calcula con un script en Python utilizando:

$$\bar{X} = \frac{x_1, x_2, x_3, \dots, x_n}{n} \quad (33)$$

Donde  $\bar{x}$  representa el SM,  $x_1$  a  $x_n$  representan los valores de temperatura y  $n$  es el número de temperaturas. Es importante resaltar que después de obtener una temperatura a partir de la imagen térmica, y procesar los sensores MLX90614, se obtendrá una serie de mediciones controladas por tiempo en milisegundos, una forma de calcular la temperatura final se resuelve mediante Regresión Lineal Simple (SLR) este proceso describe la relación de temperatura en cada sensor como una variable dependiente y una variable independiente utilizando un modelo lineal, este modelo contiene una variable independiente  $XR_i$  para  $i = 1, \dots, n$  sujetos. Dicha variable tiene una relación lineal con la variable dependiente  $YR_i$  y los parámetros de regresión, como (Zou, et al., 2003) (Maulud & Abdulazeez, 2020):

$$YR_i = aXR_i + br + er_i \quad (34)$$

Donde  $br$  indica la intercepción del eje  $y$ , que representa la pendiente, y  $er_i$  es un término de error aleatorio, donde se espera que el error sea igual a 0 y tenga una varianza constante. Además, cabe mencionar que la eficacia del algoritmo SLR aumenta cuando los errores siguen la distribución normal; para dar solución a la ecuación (34), se aplicó el método de los mínimos cuadrados, que es uno de los más utilizados para el cálculo de los parámetros, esto ayuda a ajustar los datos y predecir  $YR$  en función de  $XR$ , es decir, minimizar la suma de los residuos al cuadrado, donde el valor de  $YR$  se predice según la siguiente ecuación lineal.

$$YR = arXR + br \quad (35)$$

En el que  $XR$  es la variable independiente,  $br$  denota la intersección, y  $ar$  es la pendiente, y se calcula según la Ecuación 36 donde:

$$br = \frac{\sum_{i=1}^n (XR_i - \bar{XR})(YR_i - \bar{YR})}{\sum_{i=1}^n (XR_i - \bar{XR})^2} \quad (36)$$

Maulud y Abdulazeez, (2020) realizan la demostración matemática del modelo de regresión lineal descrito en (37) (Maulud & Abdulazeez, 2020).

$$= n(\bar{YR} - ar - br\bar{XR})^2 + \left( br^2 - \frac{\sum_{i=1}^n (XR_i - \bar{XR})(YR_i - \bar{YR})}{\sum_{i=1}^n (XR_i - \bar{XR})^2} \right)^2 + \sum_{i=1}^n (YR_i -$$

$$\overline{YR}^2 \left( 1 - \left[ \frac{\sum_{i=1}^n (XR_i - \overline{XR})(YR_i - \overline{YR})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (XR_i - \overline{XR})^2 \sum_{i=1}^n (YR_i - \overline{YR})^2}} \right]^2 \right) \quad (37)$$

A partir de (37) se puede observar que la barra superior muestra la media, mientras que  $n$  muestra la cantidad total de datos, el error es la suma de cuadrados que se ha dividido entre la suma de tres términos los cuales se deben minimizar, donde el primer término contiene parámetros del sensor, mientras que el segundo contiene el de los extremos de la imagen almacenados en  $br$ . Además, ambos términos son cuadráticos y no pueden ser menores que cero, mientras que el tercer término contiene la función de datos y no ningún parámetro, para minimizar la ecuación resultante, ambos valores deben ser iguales a 0, como se muestra en (Zou, et al., 2003 ) (Maulud & Abdulazeez, 2020):

$$er = n(\overline{YR} - ar - br\overline{XR})^2 = 0 \Rightarrow br = \frac{\sum_{i=1}^n (XR_i - \overline{XR})(YR_i - \overline{YR})}{\sum_{i=1}^n (XR_i - \overline{XR})^2} \quad (38)$$

La incorporación de SMA es útil cuando existen mínimas perturbaciones térmicas en el medio. En este sentido, este proceso se implementa en el mismo script Python para integrar los resultados al sistema embebido. El indicador SMA calcula un promedio de datos de series temporales durante un período anterior en este experimento se usa una regresión (*look back*) con valores 3 y 5 descrito en (Hansun, 2013):

$$SMA_t^i = \frac{\sum_{i=1}^{l_{sma}} P_t - i + 1}{l_{sma}} \quad (39)$$

Donde  $P_t$  son los datos del  $i$ -ésimo paso temporal. es importante saber que el indicador SMA es un medio eficaz para eliminar variaciones de temperatura en un periodo de tiempo, MLR se implementa como una técnica estadística lineal predictiva que permite estimar la precisión entre los valores del modelo experimental, por ejemplo, para el procesamiento de la temperatura aplicando el modelo de regresión:

$$y_i = \beta_0 + \beta_1 x_{i1} \dots \dots + \beta_p x_{ip} + \varepsilon_i \quad (40)$$

Donde los valores de  $y_i$  es la variable predicha,  $\beta_0$  es el intercepto,  $\beta_l$  es la medida del cambio en  $y_i$  con respecto a  $x_{il}$ ,  $\beta_p$  representa la medida del cambio en  $y_i$  con respecto a  $x_{ip}$ ,  $x_{i1}, \dots, x_{ip}$  son variables predictoras y  $\varepsilon_i$  es el error (Flores-Sosa, et al., 2022).

El filtro de Kalman se utiliza como predictor que utiliza el estado anterior, la observación actual y una referencia lógica para calcular la estimación del estado actual. Este filtro se considera una poderosa herramienta para filtrar temporalmente eventos de ruido asociados a una variable externa, este algoritmo se define como filtro de “predicción-corrección” y se basa en estimar el vector de estado con el peso óptimo utilizando la información de anteriores datos, descritos en:

**Algoritmo 2:** Algoritmo de un Filtro Kalman

---

**Inputs:**  $s_{t-1}, P_{t-1}, u_t, Z_t$

**Outputs:**  $S_t, P_t$

1.  $S_t = AS_{t-1} + Bu_t + W_t$

2.  $P_t = AP_{t-1}A^T + Q$

3.  $\hat{z} = (z_t + H_t S_t)$

4.  $\bar{s}_t = s_t + K\hat{z}$

5.  $\bar{P}_t = (I - K_t H_t)P_t$

6. return  $\bar{s}_t, \bar{P}_t$

---

Donde  $S_t$  es el estado,  $u_t$  es el valor de control,  $w_k$  es ruido gaussiano,  $z_t$  es la observación,  $v_k$  es ruido gaussiano,  $P_t$  es la covarianza,  $\hat{z}$  es la diferencia entre la observación esperada y la observación real,  $\bar{s}_t$ . por otra parte  $\bar{P}_t$  es la distribución a posteriori totalmente parametrizada,  $Q$  es la correlación y  $K$  se define como la ganancia de Kalman. En este experimento el algoritmo se obtuvo para un sistema de procesamiento de temperatura sin entrada determinista (control), para implementarlo es necesario procesar los datos obtenidos de los sensores de referencia (infrarrojos) y el del espectro térmico procesado, teniendo en cuenta que el modelo se rige por la ecuación en diferencias lineales de la ecuación (5) y la influencia del ruido y la inexactitud, el modelo de observación descrito en (Xin, et al., 2018) (Rosinha, et al., 2017):

$$T(k + 1) = B_k T(k) + w(k) \quad (41)$$

$$S(k) = H_k T(k) + v(k) \quad (42)$$

Donde, en el instante de tiempo  $k$ ,  $T(k)$  es el vector de estado que representa las predicciones,  $S(k)$  es el vector de medida que representa las lecturas del sensor,  $w(k)$  y  $v(k)$  son el vector de ruido de proceso y el vector de ruido de las mediciones, respectivamente. y las matrices de coeficientes  $B_k$ , por otra parte  $H_k$  denotan la matriz de estado y la matriz de salida, respectivamente. Y en la fase de actualización, la predicción *a priori* actual se combina con la información de observación actual para obtener una estimación de estado *a posteriori* mejorada.

$$K(k) = P(k|k-1)H^T[HP(k|k-1)H^T + R_{kf}]^{-1} \quad (43)$$

$$T(k|k) = T(k|k-1) + K(k)[S(k) - HT(k|k-1)] \quad (44)$$

$$P(k|k) = [I - K(k)H]P(k|k-1) \quad (45)$$

Donde  $K(k)$  representa la matriz de ganancia de Kalman,  $\hat{T}(k|k)$  la estimación de estado *a priori*  $P(k|k)$  es la covarianza del error y  $R_{kf}$  denota la matriz de covarianza del ruido de medida. Por otra parte  $P(k|k-1)$  y  $P(k-1|k-1)$  son la matrices de covarianza del error *a priori* y *a posteriori*, respectivamente. Finalmente, la variable  $\alpha$  (es un valor cercano a cero entre 0 y 1) se multiplica por  $K(k)$  anterior, que a partir de su variación se observa una disminución en la obtención de *outliers* contaminantes en el procesamiento de la temperatura de una imagen térmica. La temperatura se calcula mediante la obtención de parámetros del espectro térmico y los emitidos por los sensores MLX90614 y se codifica en Python (ver Algoritmo 3) (Xin, et al., 2018) (Rosinha, et al., 2017).

---

**Algoritmo 3.** Algoritmo de procesamiento de temperatura basado en KF

---

**Inputs:**  $\hat{T}(k|k) = S(k)$ ,  $k = 1, 2, \dots, L_s$ ,  $\alpha = 1e-7$   
**Outputs:**  $\hat{T}(k|k)$ ,  $\hat{P}(k|k)$ ,  $K(k)$

1.  $p_{i,j} = (bv_{i,j})^{(\alpha-1)}$
2.  $p = p - I \rightarrow$  store p in memory
3.  $mc(1:M) = 0$ , and  $ml(1:M) = 0$
4. for  $i=1$  to  $M$  do:
5.   for  $j=1$  to  $M$  do:
6.     if  $mc(i) < p(i,j)$  then:
7.        $mc(i) = p(i,j)$  &&  $mc(i) = j$
8.     end if
9.   end for
10. end for
11. for  $k=(L_s+1)$  to  $K$  do:
12.    $ss=0$
13. end for
14. for  $k=(k-L_s)$  to  $(k-1)$  do:
15.    $ss = ss + \hat{T}(t|t)$
16. end for
17.  $\hat{T}(k|k-1) = B(ss/L_s)$
18.  $P(k|k-1) = (BP(k-1|k-1)B^T + Q)$
19.  $K(k) = P(k|k-1)HT[HP(k|k-1)H^T + R]^{-1}$
20.  $\hat{T}(k|k) = \hat{T}(k|k-1) + (K(k) - (K(k)^\alpha)) [S(k) - H\hat{T}(k|k-1)]$
21.  $P(k|k) = [I + (-K(k) - (K(k)^\alpha))H] P(k|k-1)$
22. for  $i=1$  to  $M$  do:
23.    $\hat{T}(k|k) = \hat{T}(k|k-1) + K(k)[S(k) - H\hat{T}(k|k-1)]$
24. end for

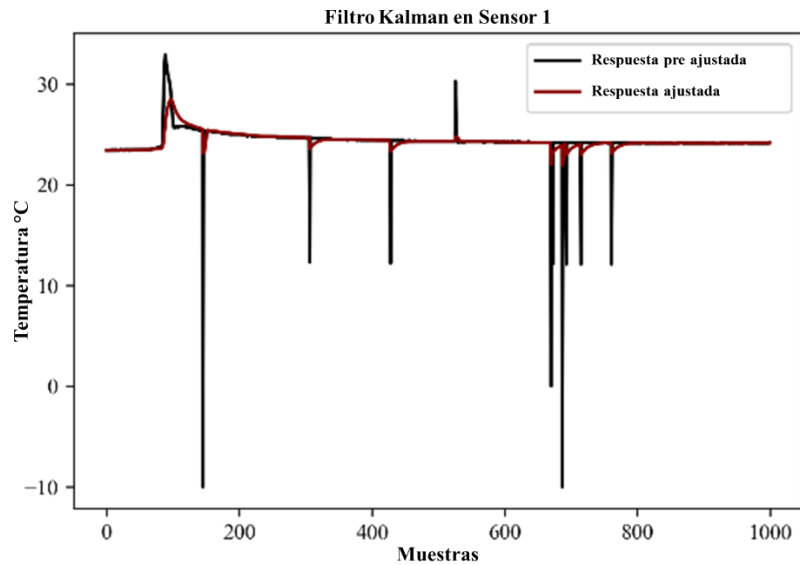
---

El modelo experimental parte de la ecuación lineal para obtener la temperatura como variable flotante en °C. Como los datos dependen de una librería preajustada y se obtienen mediante la sentencia `temperatura<-raw2temp` de la imagen térmica y `tempref=(readTemp(MLX90614_TOBJ1) * 9/5) + 32` del MLX90614 ambas librerías se reajustan mediante una regresión lineal cada 10 ms por medio de:

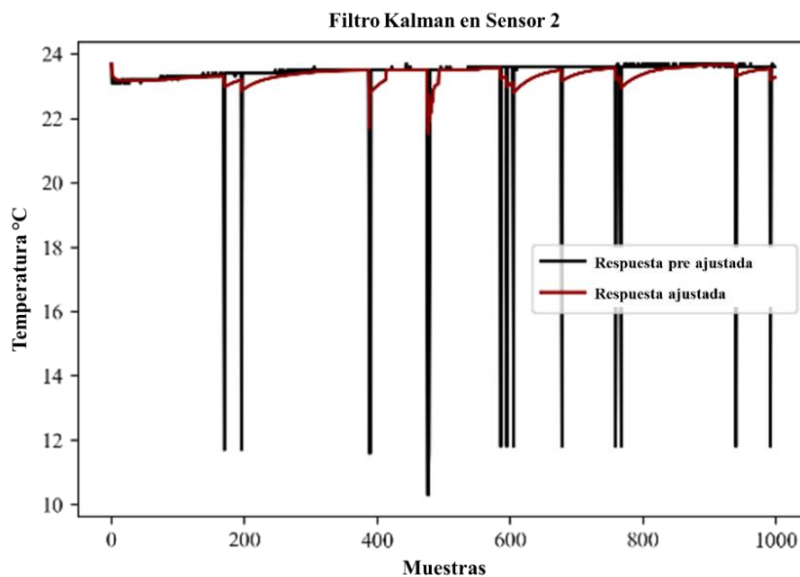


$$\frac{dT_m}{dt} + T_m = T \quad (46)$$

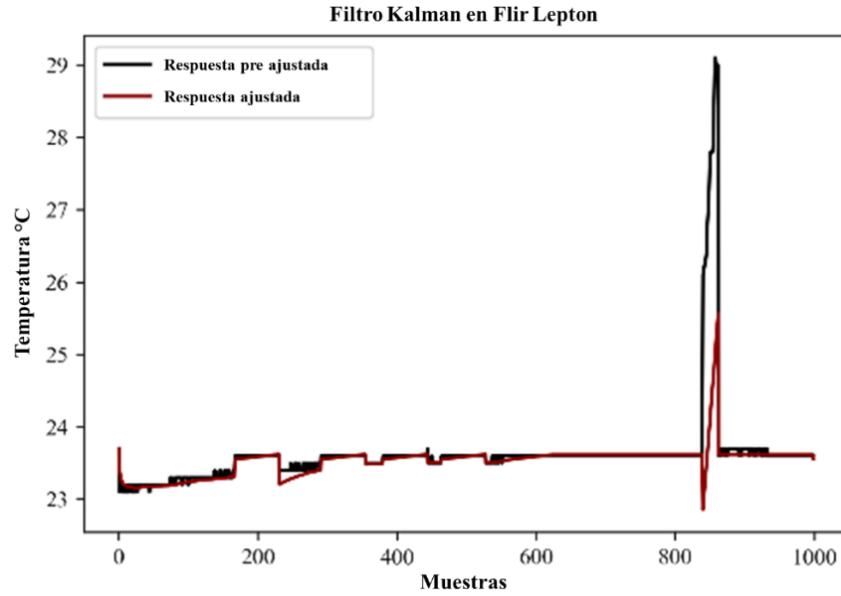
Donde  $T_m$  es el resultado del sensor infrarrojo, y  $T$  es la temperatura final (la misma para la cámara térmica Flir® Lepton® 3.5). en este contexto se evaluó por medio de un filtrado de Kalman a un conjunto de 1000 mediciones en cada sistema, teniendo en cuenta el ajuste inicial de la cámara térmica, donde se observa algunas variaciones en la temperatura resultado de errores provenientes del sensor, es por esto que se explora este primer acercamiento para la reducción del mismo. Cabe señalar que para reducir la varianza de la temperatura (ruido), se realiza una evaluación de los valores de  $\alpha$  con  $1 \times 10^{-5}$ ,  $1 \times 10^{-7}$  y  $1 \times 10^{-12}$  en la figura 49 se visualiza el comportamiento de cada valor.



a)

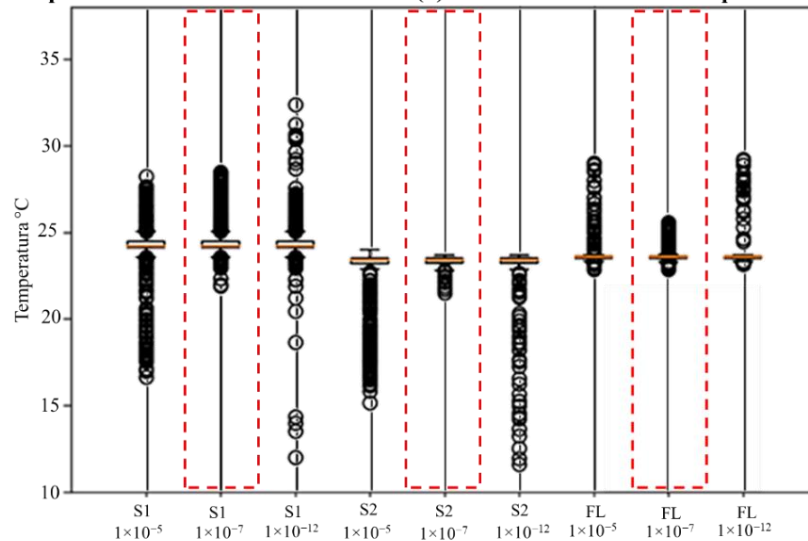


b)



c)

Comportamiento de los valores extremos ( $\alpha$ ) en la determinación de temperatura



d)

**Figura 49.** a) Temperatura en sensor 1, b) Temperaturas en sensor 2, c) Temperaturas en Flir Lepton® d) Comportamiento de los valores extremos ( $\alpha$ )

**Fuente.** Elaboración propia con base en Filtro Kalman (Script en Spyder)

Para evaluar el proceso de medición de datos se calculan las funciones estadísticas:

- i. varianza ( $\sigma$ ), que se define como una medida de dispersión, de cómo los valores de los datos pueden diferir de la media. En otras palabras, la varianza se puede definir como la media aritmética del cuadrado de la diferencia de los valores individuales con la media descrita en (47) (Chai & Draxler, 2014).
- ii. Error cuadrático medio (RMSE), que es un estimador que mide el error cuadrático medio, evaluando la diferencia entre el estimador y la estimación descrita en (48) (Chai & Draxler, 2014), (Hansun, 2013).

iii. Error Medio Porcentual Absoluto (MAPE) la cual es una medida de error relativo que utiliza valores absolutos para evitar que los errores positivos y negativos se cancelen entre sí y hace uso de dicho error para comparar la precisión de las estimaciones entre métodos de series de tiempo descrito en (49) (Hansun, 2013). iv. Relación Señal/Ruido (SNR) (50), que ayuda a medir la robustez de un filtro en presencia de ruido, para medir el SNR es necesario conocer la correlación de ruido frente a una escena, la SNR en imágenes térmicas es propuesto por (Cuevas, 2017) (Kun, et al., 2017), (Izar-Landeta, et al., 2016).

$$\sigma^2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{Nn} (x_i - \mu)^2 \quad (47)$$

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |e_i| \quad (48)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n e_i^2} \quad (49)$$

$$SNR = \frac{E\{\max\{|c(x, y)|^2\}\}}{Var\{\max\{|c(x, y)|^2\}\}} \quad (50)$$

Donde  $N$  es el tamaño de la población y  $\mu$  es la media aritmética de la población en  $\sigma$ , y  $n$  es el número de muestras errores del modelo calculados como  $i = 1, 2, 3, \dots, n$  en MAE & RMSE, y para el SNR,  $\max\{|c(x, y)|^2\}$  es el valor esperado del pico de la correlación en el plano de salida y  $Var$  indica la varianza del pico de correlación, donde, los valores bajos de SNR indican una mejor tolerancia a ruidos y una baja probabilidad de error en la detección cuando el filtro es usado.

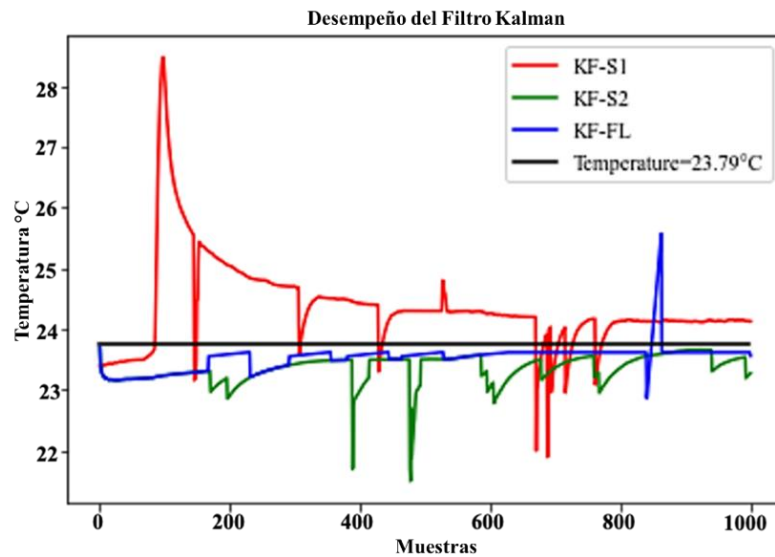
En la tabla 21 se resume el proceso de evaluación de los valores de  $\alpha$  con valores  $1e^{-5}$ ,  $1e^{-7}$  y  $1e^{-12}$  respectivamente, es importante mencionar que sólo se incluyen estos 3 debido a su rendimiento en la reducción de *outliers* en los valores de temperatura, también es importante mencionar que estas pruebas se realizaron con una medida promedio de  $23,9^\circ\text{C}$  de temperatura de referencia en el termómetro de mercurio.

**Tabla 21.** Comparativa entre valores  $\alpha$  en FK.

	S1	S2	FL	
$\alpha=1e^{-5}$	Temperatura [°C]	24.28	23.31	23.82
	Filtro Kalman [°C]	24.11	22.78	23.60
	Varianza	2.63690	2.5559	0.3769
	RMSE/Kalman [%]	1.4694	1.4348	0.5179
	MAPE [%]	0.3867	0.3170	0.1103
	SNR [dB]	9.2561	8.8929	7.2313
$\alpha=1e^{-7}$	Temperatura [°C]	24.28	23.31	23.62
	Filtro Kalman [°C]	24.35	23.53	23.53
	Varianza	2.5997	1.1641	0.23681
	RMSE/Kalman [%]	1.92	1.434	0.5194
	MAPE [%]	0.3364	0.3227	0.1106
	SNR [dB]	9.3377	8.9098	7.2334
$\alpha=1e^{-12}$	Temperatura [°C]	24.28	23.31	23.62
	Filtro Kalman [°C]	24.30	23.15	23.61
	Varianza	3.0086	1.950	0.4205
	RMSE/Kalman [%]	1.9458	1.4744	0.7006
	MAPE [%]	0.6528	0.6912	0.4813
	SNR [dB]	15.1149	7.6263	4.7714

**Fuente:** Elaboración propia con base en evaluación de desempeño del Filtro Kalman.

A partir de la elección del valor  $\alpha$  de  $1 \times 10^{-7}$ , el filtro de Kalman proporciona un mejor rendimiento al reducir los valores atípicos y mejorar la legibilidad de los datos, como lo ilustra la Figura 50. En este contexto, el sistema compara las temperaturas de referencia a partir de un termómetro de mercurio a  $23.79^\circ\text{C}$ , así mismo el filtro Kalman no requiere una cantidad elevada de muestras para atenuar el ruido.



**Figura 50.** Desempeño de FK con  $\alpha$  con  $1e^{-7}$

**Fuente.** Elaboración propia con base en Filtro Kalman (Script en Spyder)

### 3.3.1 Primer caso de estudio CE1

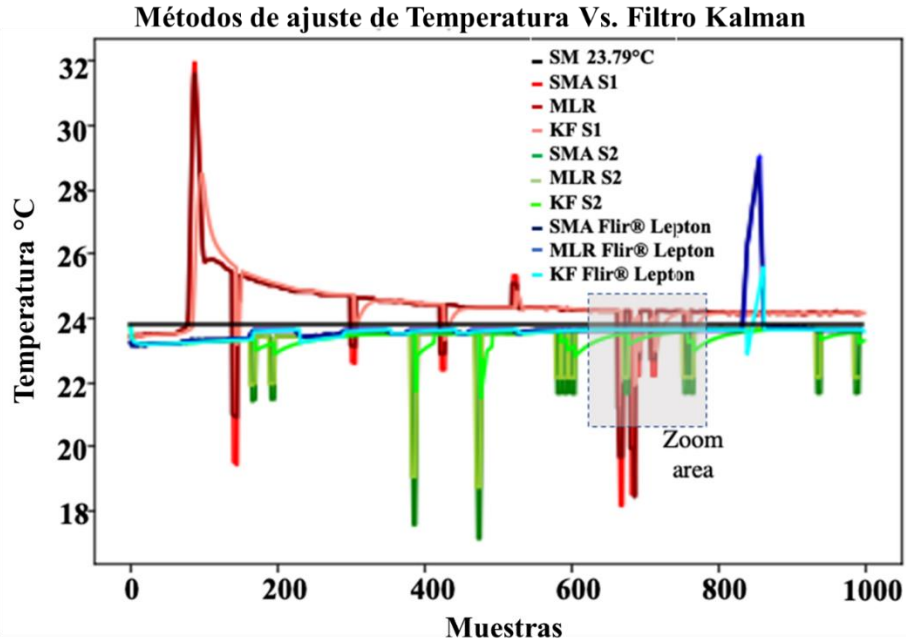
Para garantizar el correcto funcionamiento del sistema embebido, se realiza un método de caracterización. En este contexto se procesan los valores de los sensores de infrarrojos (S1), (S2) y de la cámara térmica Flir Lepton® (FL). Planteando un análisis con una menor cantidad de muestras, debido a que el filtro de Kalman demuestra una respuesta optima ante la presencia de ruido. El CE1, parte de los datos de ajuste de  $\alpha$  antes procesados.

El rendimiento del sistema con la presencia del Filtro de Kalman se muestra en la Tabla 22 y visualmente en la Figura 51 donde para asegurar que los valores obtenidos sean correctos, se evaluaron previamente mediante procesos estocásticos, así como MAPE, RMSE y varianza, observando que KF reduce la fracción de error (la línea azul en la Fig. 55a). Cabe señalar que la temperatura de referencia obtenida en el sistema es de 23.79 °C y el valor RMSE máximo fue de 1.6823% para SMA frente a 0.3522% para KF.

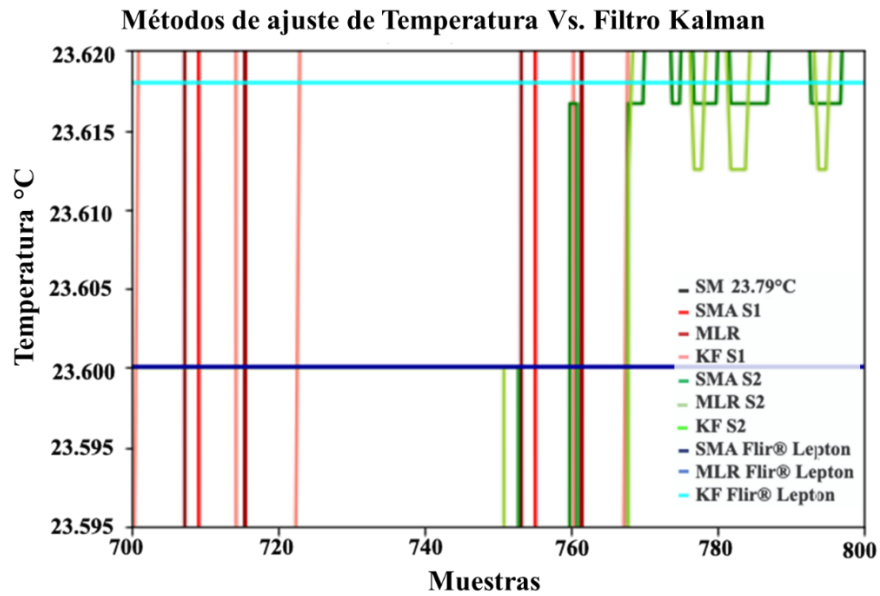
**Tabla 22.** Comparativa de numero demuestras

	Medición	SM	SMA	MLR	SKF
1000 muestras	Temperatura [°C]	23.52	23.44	23.45	23.74
	Varianza	0.51	0.46	0.46	0.16
	RMSE/Kalman [%]	N/A	1.2985	1.2289	0.5194
	MAPE [%]	N/A	0.8524	0.8334	0.1106
	SNR [dB]	N/A	5.8818	4.4920	7.2334
500 muestras	Temperatura [°C]	23.53	23.5	23.70	23.74
	Varianza	0.51	0.46	0.46	0.16
	RMSE/Kalman [%]	N/A	1.5607	1.5012	0.3312
	MAPE [%]	N/A	0.7440	0.7713	0.2909
	SNR [dB]	N/A	9.3377	8.9098	6.2726
100 muestras	Temperatura [°C]	23.61	23.63	23.71	23.74
	Varianza	0.51	0.46	0.46	0.16
	RMSE/Kalman [%]	N/A	1.6823	1.6177	0.3522
	MAPE [%]	N/A	0.7912	0.7482	0.2699
	SNR [dB]	N/A	16.145	5.6123	5.3133
50 muestras	Temperatura [°C]	24.18	23.69	23.73	23.87
	Varianza	0.51	0.46	0.46	0.16
	RMSE/Kalman [%]	N/A	1.5412	1.5143	0.3462
	MAPE [%]	N/A	0.7941	0.7619	0.2348
	SNR [dB]	N/A	8.5833	2.5811	2.2811

**Fuente:** Elaboración propia con base en evaluación de desempeño del Filtro Kalman.



a)

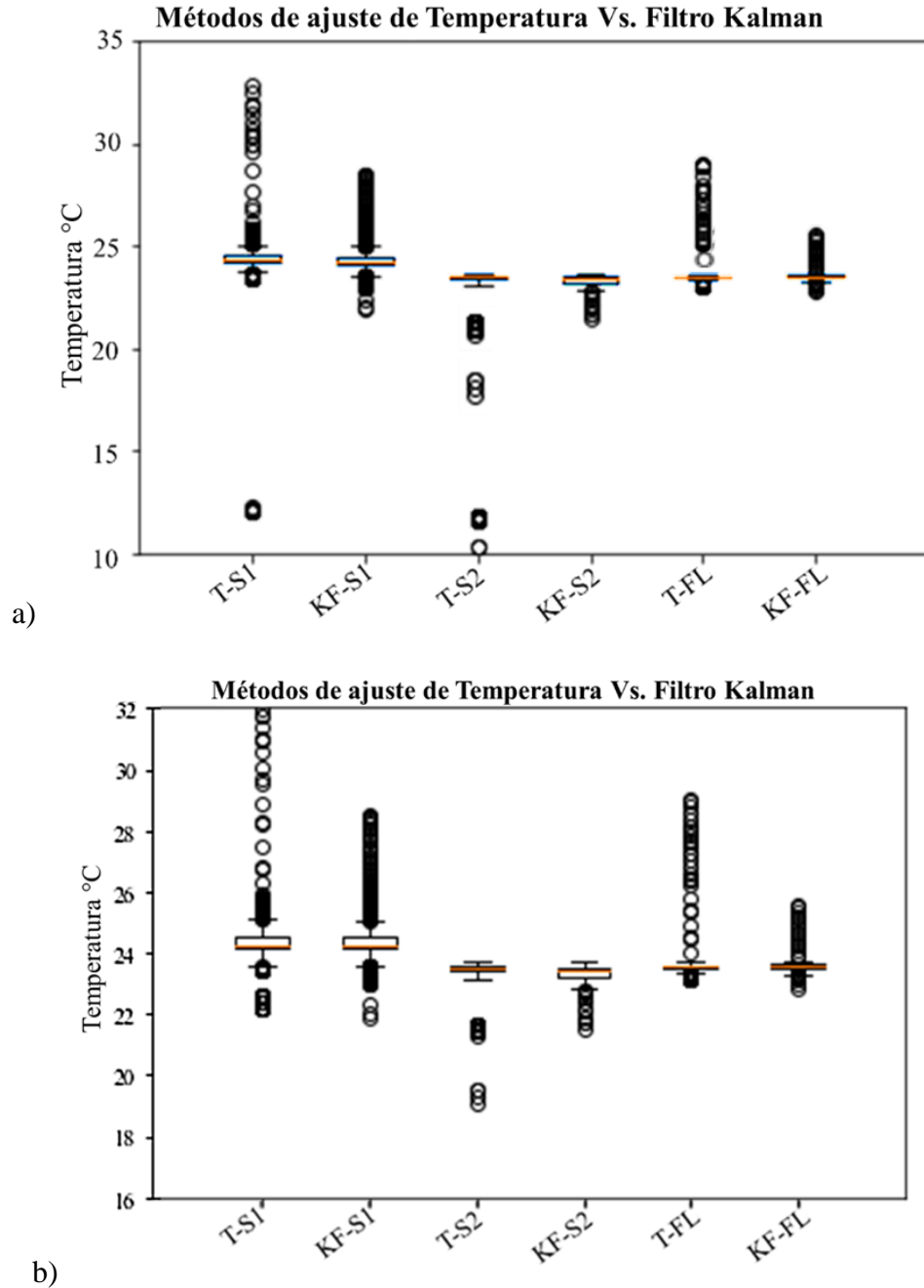


b)

**Figura 51.** a) Ajuste de temperatura, b) Zoom a zona de interés

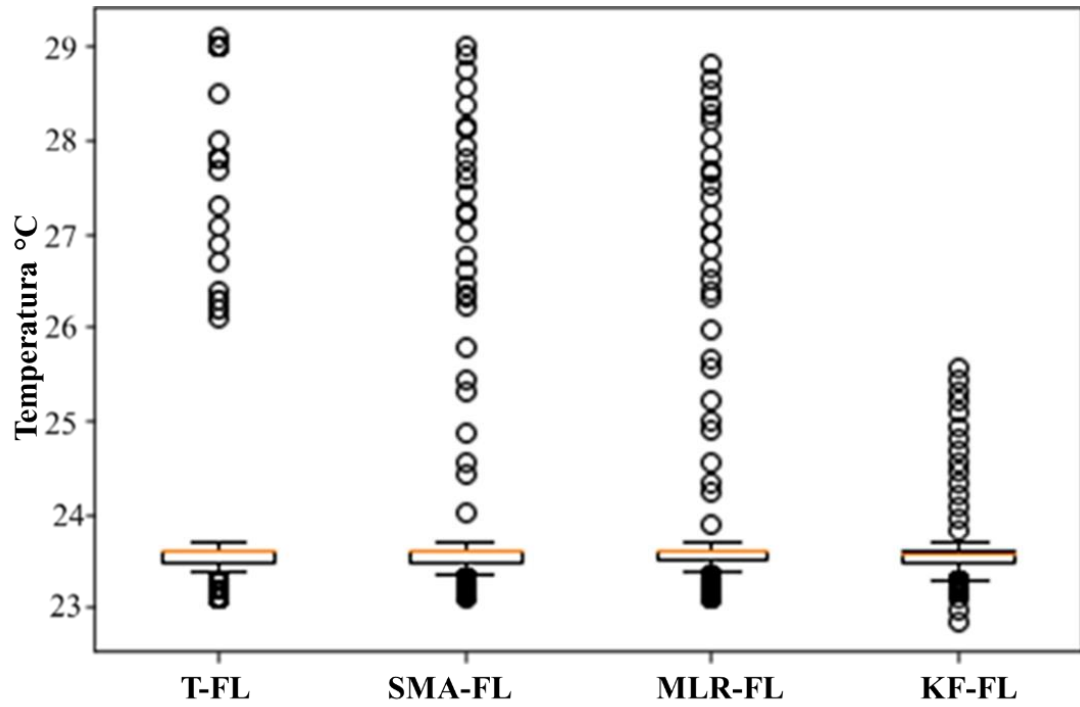
**Fuente.** Elaboración propia con base en Filtro Kalman (Script en Spyder)

Cabe señalar que, debido a la naturaleza del filtro de Kalman, la cantidad de datos sometidos a él se reduce y se logra un rendimiento óptimo sobre 50 muestras, eligiendo 100 como número de muestras objetivo, como se resume en la Tabla 22, en el cual obtenemos una reducción de ruido, así como la capacidad de reducir valores atípicos (*outliers*), descritos en las Figuras 52.a con 1000 muestras y 52.b con 100 muestras.

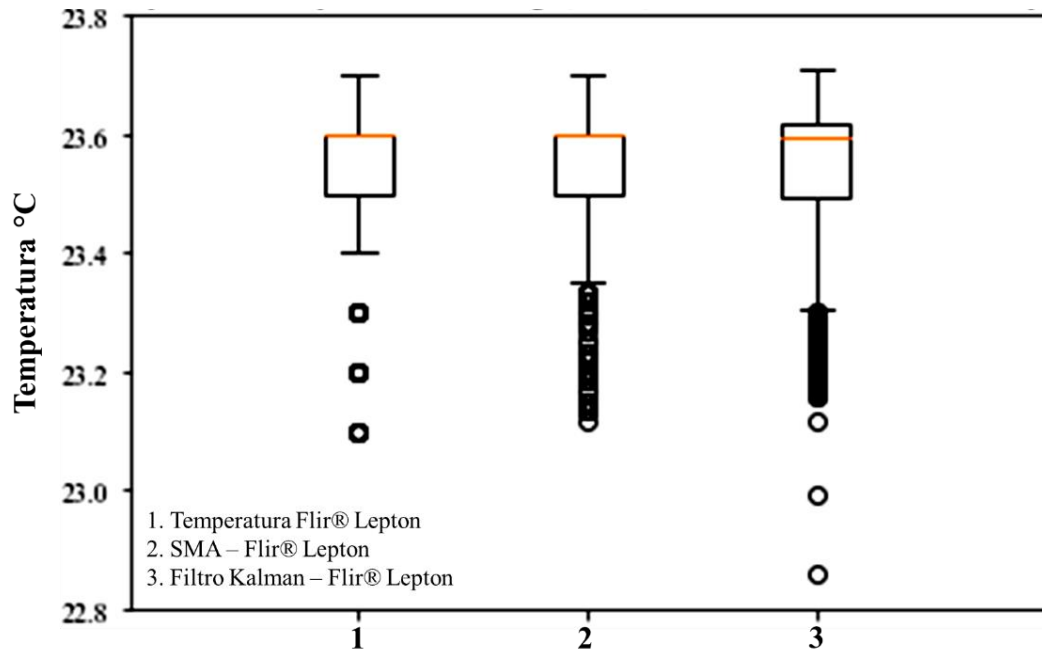


**Figura 52.** Reducción de ruido a) 1000 muestras b) 100 muestras  
**Fuente.** Elaboración propia con base en Filtro Kalman (Script en Spyder)

Para medir la efectividad de los métodos estocásticos tradicionales con respecto al filtro de Kalman, se realizaron comparaciones entre dichos métodos, así mismo se realizaron comparaciones con el método de media móvil, el cual resultó ser el segundo mejor método de ajuste. Como se ve en las Figuras 53 y 54, cabe destacar que la reducción de ruido es notoria.



**Figura 53.** Comparativa de métodos de ajuste en Flir® Lepton  
**Fuente.** Elaboración propia con base en Filtro Kalman (Script en Spyder)

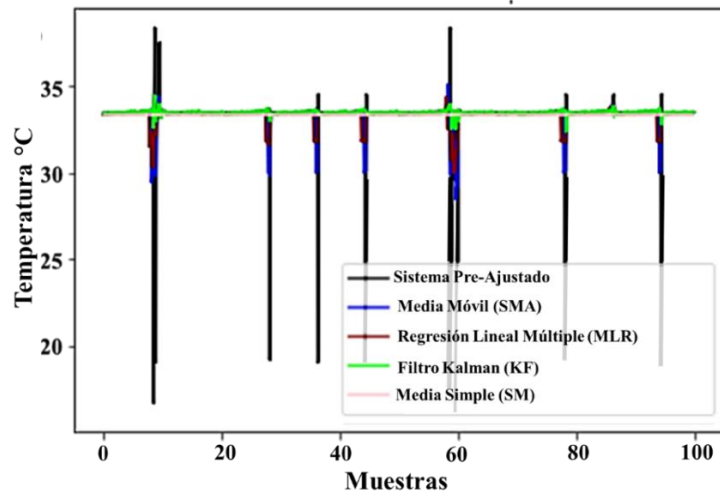


**Figura 54.** Comparativa entre Media Móvil Vs. Filtro Kalman en Flir® Lepton  
**Fuente.** Elaboración propia con base en Filtro Kalman (Script en Spyder)



### 3.3.2 Segundo caso de estudio CE2

La segunda técnica propuesta para ajustar los valores de temperatura se basa en cálculos de temperatura obtenidos únicamente por el sensor de espectro térmico Lepton. En este proceso se aplica el análisis clásico para determinar la temperatura y KF. Los resultados obtenidos se representan en Figura 55 y la Tabla 23.

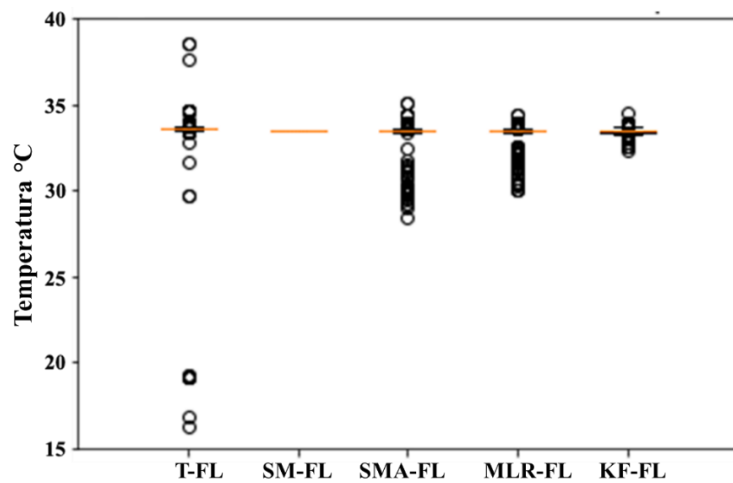


**Figura 55.** Temperatura, Media Móvil y Filtro Kalman en Flir® Lepton  
**Fuente.** Elaboración propia con base en Filtro Kalman (Script en Spyder)

**Tabla 23.** Desempeño de FK con Flir Lepton

Técnica	SM	SMA	MLR	KF
Temperatura	33.35	33.34	33.35	33.35
Varianza	0.104	0.1058	0.1043	0.0128
RMSE[%]	N/A	1.3931	1.3268	1.0798
MAPE [%]	N/A	0.2753	0.2490	0.1713
SNR [DB]	N/A	7.0993	7.1080	3.5564

**Fuente:** Elaboración propia con base en evaluación de desempeño del Filtro Kalman.



**Figura 56.** Ajuste de métodos estocásticos vs Filtro Kalman en Flir® Lepton  
**Fuente.** Elaboración propia con base en Filtro Kalman (Script en Spyder)

### 3.4 Metodología de procesamiento de procesamiento de rostros

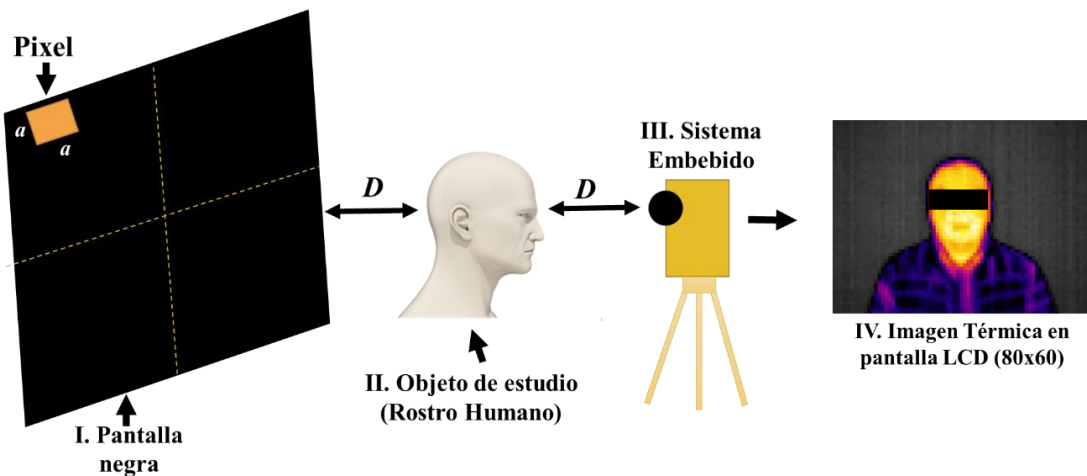
Para el desarrollo de esta fase del proyecto se toma como referencia el modelo Experimental II, el cual tiene como objetivo la detección de rostros humanos, para este proceso se realizó un modelo experimental que consta de:

I. Pantalla de fondo negro, la cual permite aislar alteraciones del medio, así mismo después del procesamiento de las imágenes el uso de este escenario contribuye en la normalización de los colores, simulando un radiador de cuerpo negro.

II. Objeto de estudio (Rostro humano) en este proceso se realiza la recolección de imágenes térmicas y RGB de 80 estudiantes de Ingeniería en Computación del Centro Universitario UAEM Atlacomulco, es importante mencionar que las características de estos se describen en el apartado 3.4.1.

III. El sistema embebido basado en Raspberry pi,

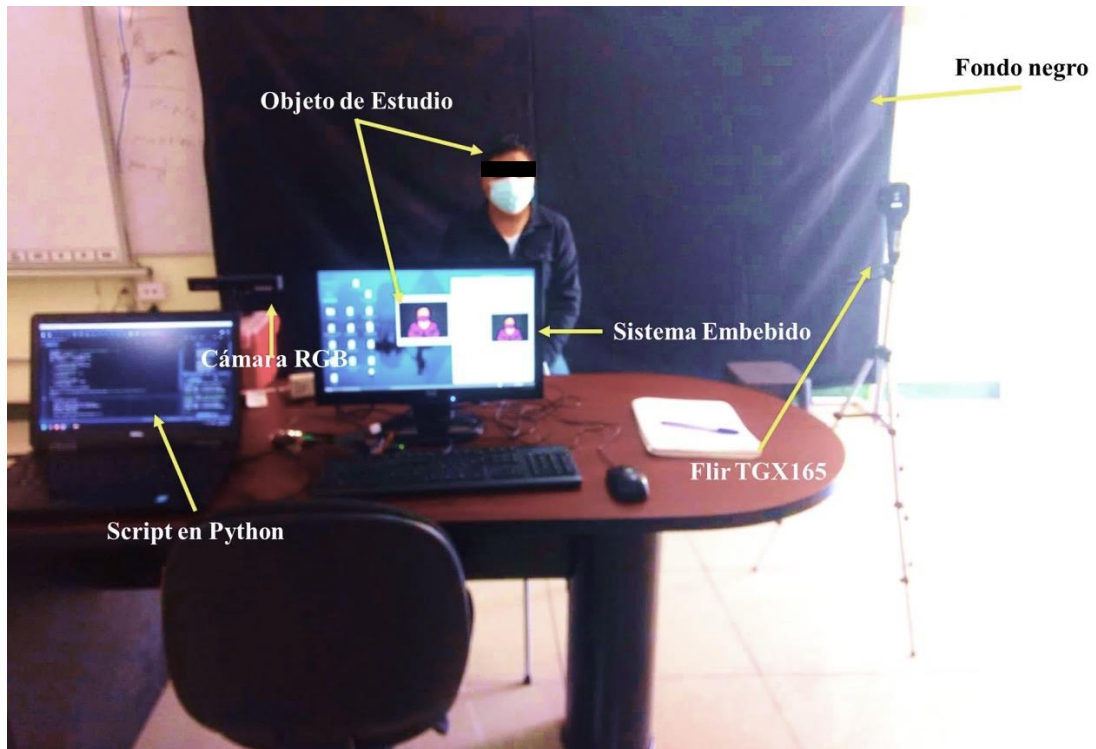
IV. La imagen térmica del rostro humano, cuyas características radican en la determinación de la temperatura y características propias del rostro humano en imágenes térmicas, dicho proceso se ilustra en la Figura 57.



**Figura 57.** Modelo Experimental II procesamiento térmico del rostro.

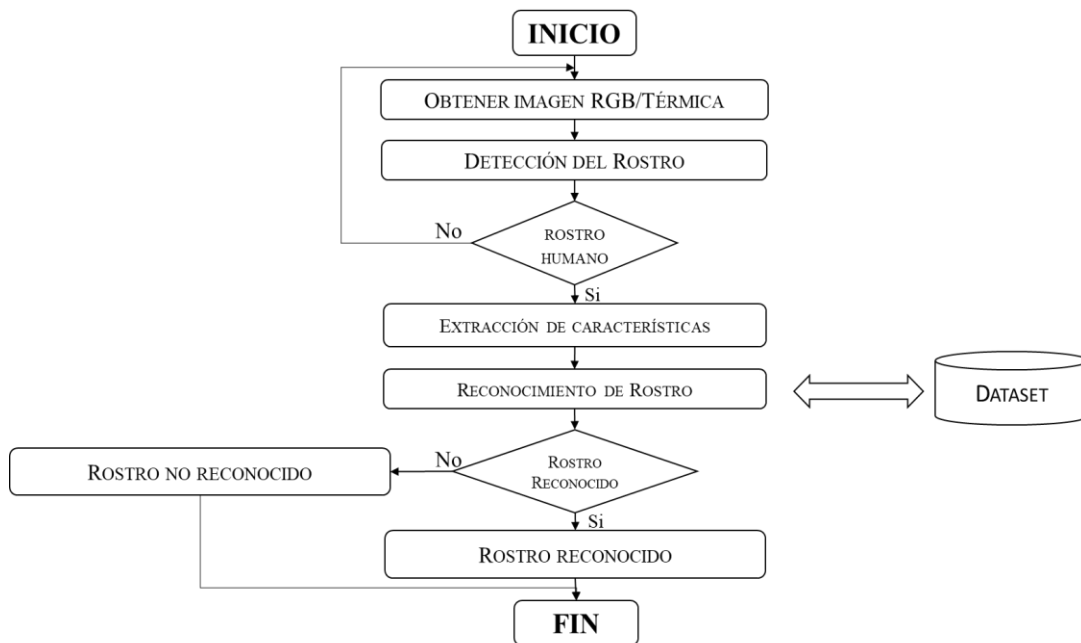
**Fuente.** Elaboración propia con objetos e iconos de Office 365

Se destaca que este experimento incluye algunas consideraciones como la distancia, la posición, así como variables ambientales como la temperatura ambiente, la humedad relativa y la cantidad de energía lumínica en el ambiente, por lo que se incluye el diseño físico del modelo. Experimental II descrito en la Figura 58, y el proceso de reconocimiento facial.



**Figura 58.** Materiales involucrados en el procesamiento y reconocimiento del rostro  
**Fuente.** Elaboración propia con base en materiales involucrados en el proyecto.

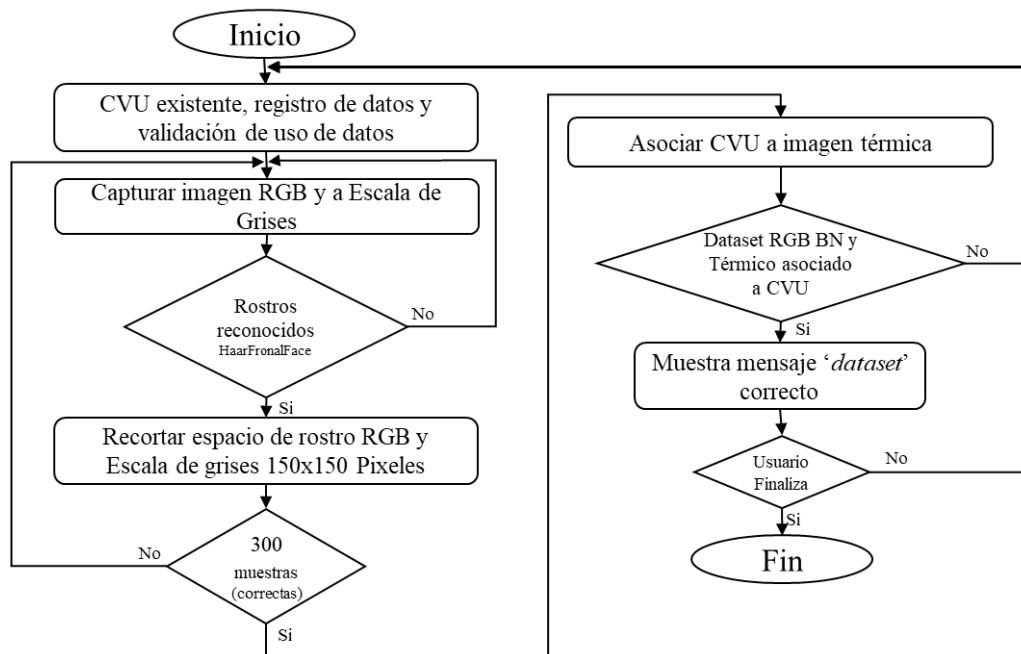
En este contexto se desarrolla un modelo experimental descrito en diagrama de bloques siguiente:



**Figura 59.** Procesamiento y reconocimiento del rostro.  
**Fuente.** Elaboración propia con base en la fase de procesamiento y reconocimiento de rostro

### 3.4.1 Obtención del *Dataset*

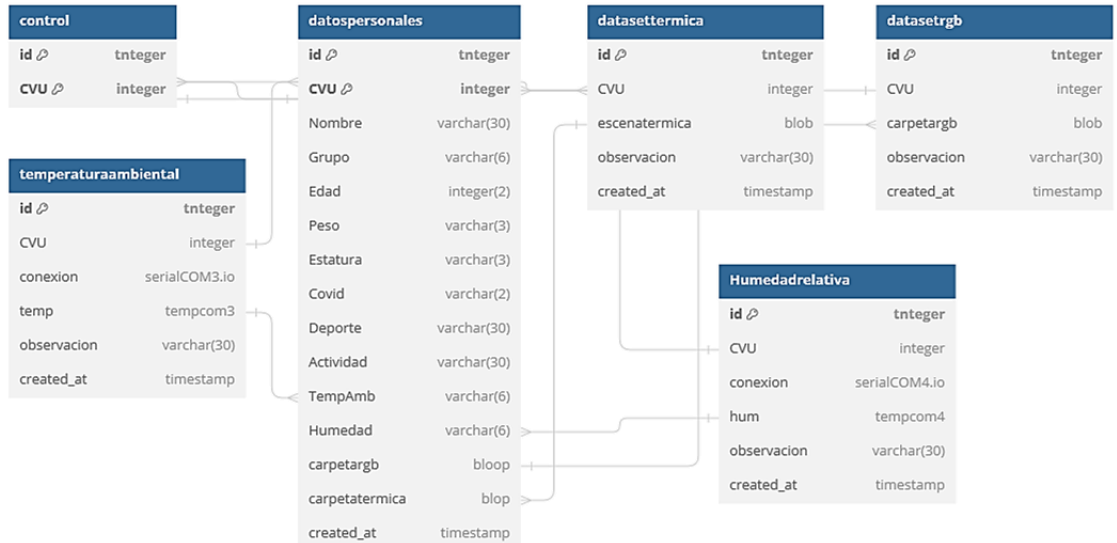
Para asegurar la estandarización en la obtención del conjunto de datos, se propone un algoritmo de reconocimiento facial que ayuda a seleccionar sólo esta región, el proceso se muestra a través del diagrama a bloques de la Figura 60.



**Figura 60.** Procesamiento de obtención de *dataset*.

**Fuente.** Elaboración propia con base en la fase de obtención de *dataset*.

Para el procesamiento de rostros, este proyecto se basa en la recopilación de datos con  $n = 80$ , representativa con los estudiantes de ingeniería en Computación del Centro Universitario UAEM Atlacomulco, de los cuales se obtuvieron 300 muestras RGB, 300 muestras de grises y 100 muestras del espectro térmico, esencialmente del rostro utilizando una cámara térmica Flir Lepton®, reuniendo un total de 700 muestras. En la primera fase, la de registro de datos personales, fueron ingresados con un campo clave *NumeroDeCuenta*, que fue validado contra sus registros. En este contexto, se generaba solamente el registro si existía previamente, en caso contrario se enviaba una alerta de verificación de *NumeroDeCuenta* donde el usuario debía insertar el correcto. Al respecto, en la Figura 61 se muestra la formulación de la base de datos que interactúa con el sistema de recolección de datos personales, registros faciales e imágenes térmicas. En este contexto se muestra el cómo se almacena y consulta el resultado clasificado a cada persona según uno de los algoritmos.



**Figura 61.** Base de datos para almacenar el conjunto de datos de estudiantes  
**Fuente.** Elaboración propia con base en la fase de obtención de *dataset*.

Para el manejo de los datos personales de los estudiantes se utilizó SGBD MariaDB, que forma parte de la aplicación XAMPP, cabe señalar que el mismo programa para almacenar un sitio desde un servidor Apache local, en el cual mediante un formulario HTML y PHP se puede almacenar rápidamente los datos personales de los estudiantes, como se muestra en la Figura 62.

**Figura 62.** Interfaz de obtención de *dataset*.  
**Fuente.** Elaboración propia con base en la fase de obtención de *dataset*.

El formulario incluye una fase de validación, donde los estudiantes tienen que evaluar. Esta sección incluye políticas de uso de datos, las cuales se anuncian al inicio del proceso. Es importante señalar que este proyecto basa sus operaciones en una imagen de

rostro preprocesada, por lo que no se incluyen imágenes de alta resolución o de cuerpo completo, y en el caso de RGB solo se utilizan imágenes de rostro de 150x150 píxeles. e imágenes en escala de grises y 150x150 píxeles de la parte superior del cuerpo y la cara en imágenes térmicas.

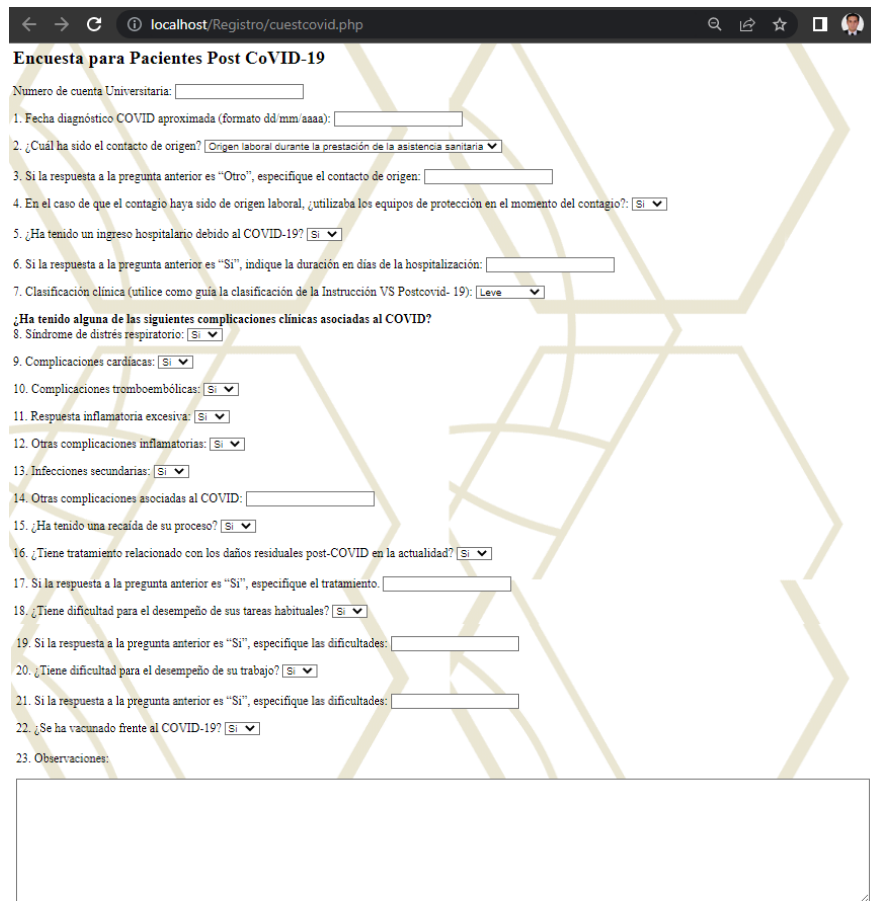


Acepto realizar el registro de mis datos universitarios

Enviar

**Figura 63.** Consentimiento informado a estudiantes Universitarios  
**Fuente.** Elaboración propia con base en la fase de obtención de *dataset*.

De manera similar, se crean notas para los estudiantes que han sido diagnosticados con COVID-19 como se muestra en las Figuras 66. Estos datos ayudan a generar datos con mayor precisión o implementación futura del sistema, por ejemplo, síntomas típicos o fecha de diagnóstico, ya que puede darnos información adicional sobre el comportamiento de la enfermedad.



localhost/Registro/cuestcovid.php

### Encuesta para Pacientes Post CoVID-19

Numero de cuenta Univeritaria:

1. Fecha diagnóstico COVID aproximada (formato dd mm aaaa):

2. ¿Cuál ha sido el contacto de origen?

3. Si la respuesta a la pregunta anterior es "Otro", especifique el contacto de origen:

4. En el caso de que el contagio haya sido de origen laboral, ¿utilizaba los equipos de protección en el momento del contagio?:

5. ¿Ha tenido un ingreso hospitalario debido al COVID-19?

6. Si la respuesta a la pregunta anterior es "Si", indique la duración en días de la hospitalización:

7. Clasificación clínica (utilice como guía la clasificación de la Instrucción VS Postcovid- 19):

¿Ha tenido alguna de las siguientes complicaciones clínicas asociadas al COVID?

8. Síndrome de distrés respiratorio:

9. Complicaciones cardíacas:

10. Complicaciones tromboembólicas:

11. Respuesta inflamatoria excesiva:

12. Otras complicaciones inflamatorias:

13. Infecciones secundarias:

14. Otras complicaciones asociadas al COVID:

15. ¿Ha tenido una recaída de su proceso?

16. ¿Tiene tratamiento relacionado con los daños residuales post-COVID en la actualidad?

17. Si la respuesta a la pregunta anterior es "Si", especifique el tratamiento:

18. ¿Tiene dificultad para el desempeño de sus tareas habituales?

19. Si la respuesta a la pregunta anterior es "Si", especifique las dificultades:

20. ¿Tiene dificultad para el desempeño de su trabajo?

21. Si la respuesta a la pregunta anterior es "Si", especifique las dificultades:

22. ¿Se ha vacunado frente al COVID-19?

23. Observaciones:

**Figura 64.** Formulario de pacientes Post-COVID  
**Fuente.** Elaboración propia con base en la fase de obtención de *dataset*.

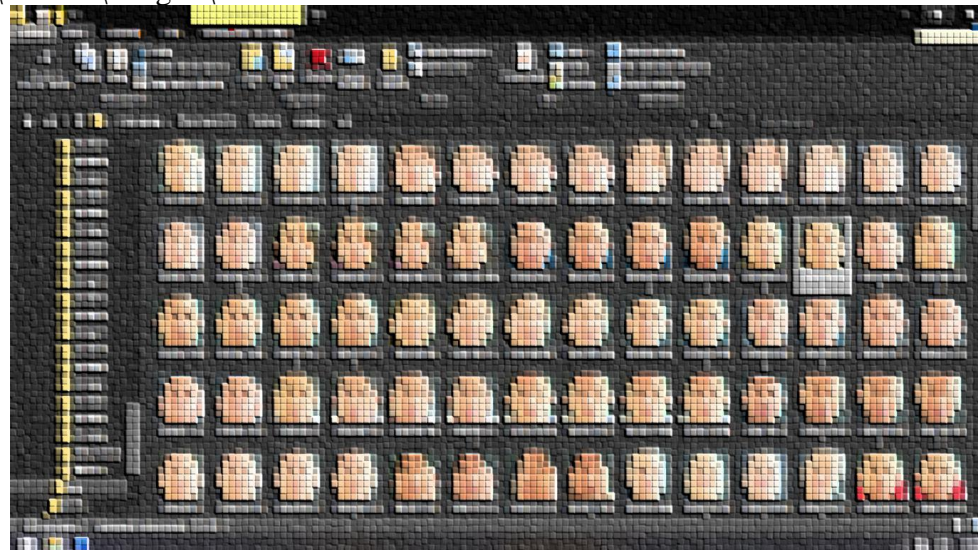
Los siguientes apartados describen la organización de carpetas en las que se almacena el sistema web y los algoritmos de obtención de imágenes RGB, procesos térmicos, temperatura ambiente y humedad relativa. Es importante mencionar que tanto los datos del rostro del estudiante, como su información personal, mantienen su confidencialidad por lo que se muestra únicamente imágenes con distorsión o con una cinta de protección de muy baja resolución, así como imágenes segmentadas o incluidas en sus datos personales.

#### I. C:\Dataset\images\train



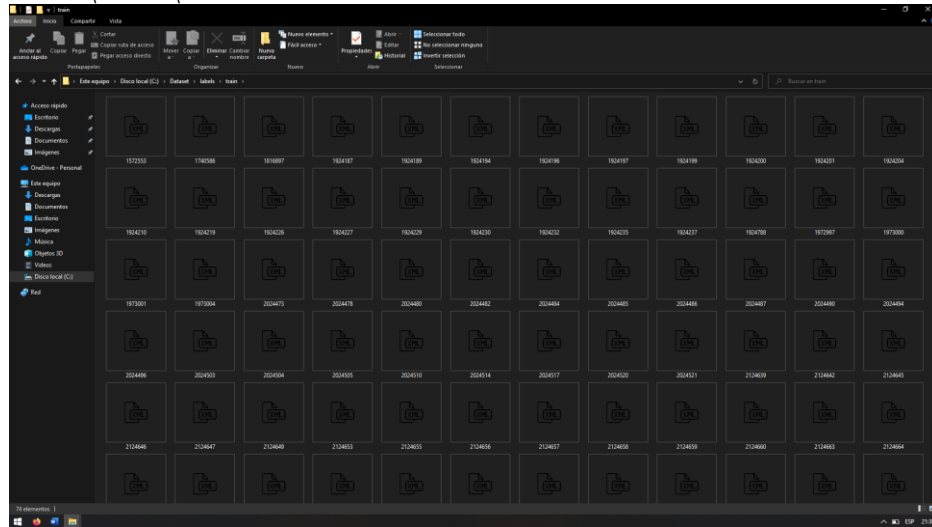
**Figura 65.** Carpeta de datos de entrenamiento, controlados por *NumeroDeCuenta*  
**Fuente.** Elaboración propia con base en la fase de obtención de *dataset*.

#### II. C:\Dataset\images\val



**Figura 66.** Carpeta de datos de datos de validación, controlados por *NumeroDeCuenta*  
**Fuente.** Elaboración propia con base en la fase de obtención de *dataset*.

### III. C:\Dataset\labels\train



**Figura 67.** Carpeta de etiquetas de entrenamiento

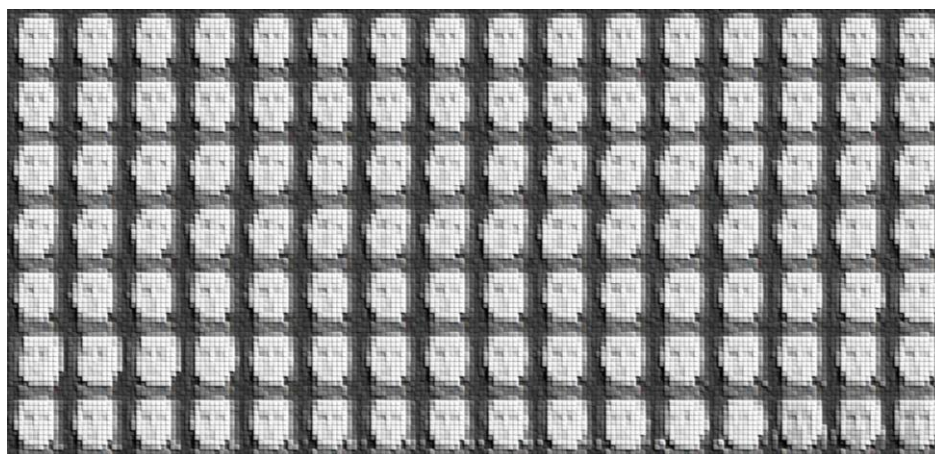
**Fuente.** Elaboración propia con base en la fase de obtención de *dataset*.

### IV. Dataset de muestras de rostro obtenidas por cámara RGB, a escala de grises y termica



**Figura 68.** Dataset Imágenes RGB

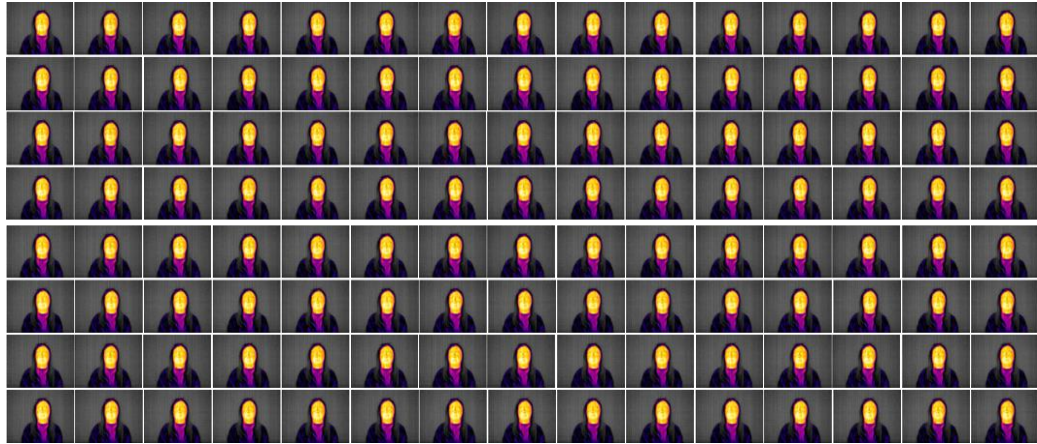
**Fuente.** Elaboración propia con base en la fase de obtención de *dataset*.



**Figura 69.** Dataset Imágenes escala de grises

**Fuente.** Elaboración propia con base en la fase de obtención de *dataset*.



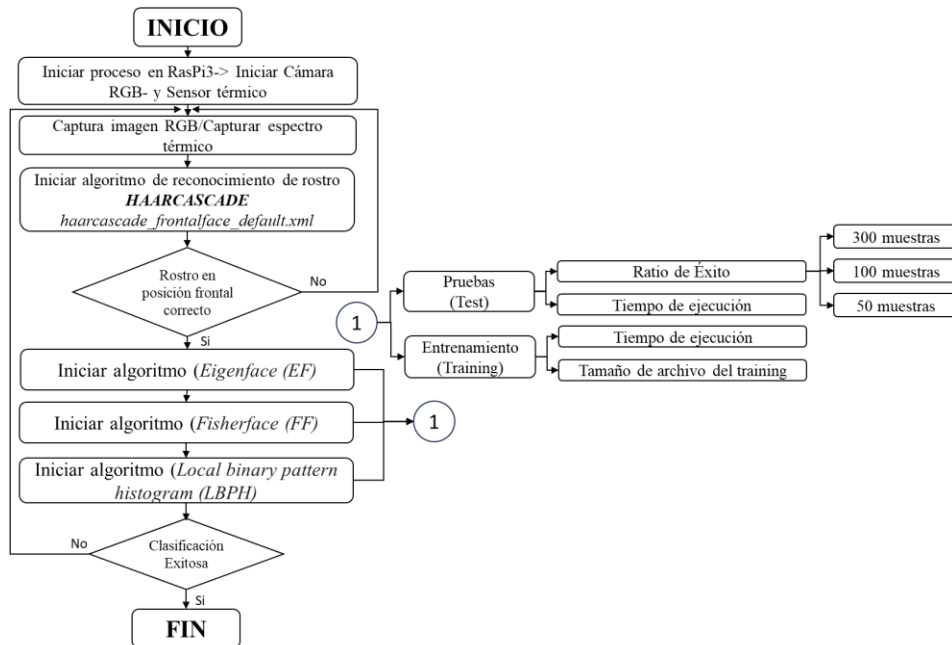


**Figura 70.** Dataset Imágenes Térmicas

**Fuente.** Elaboración propia con base en la fase de obtención de *dataset*.

### 3.4.2 Reconocimiento de rostro

Para garantizar que el reconocimiento facial funciona correctamente, se inicia una fase de prueba con algoritmos clásicos de reconocimiento facial. En este artículo, el método incluye dos versiones: la primera evalúa imágenes RGB y la segunda evalúa imágenes de espectro térmico. Como sujeto de investigación, el proceso comienza con un validador facial en posición frontal mediante un clasificador basado en el algoritmo en cascada Haar (*haarcascade\_frontalface\_default.xml*). En este proceso, se reconoce un rostro finalmente se realiza el análisis EigenFaces (EF), ii. Fisherface (FF) y ii. Histograma de patrón binario local (LBPH) como se muestra en la Figura 71.



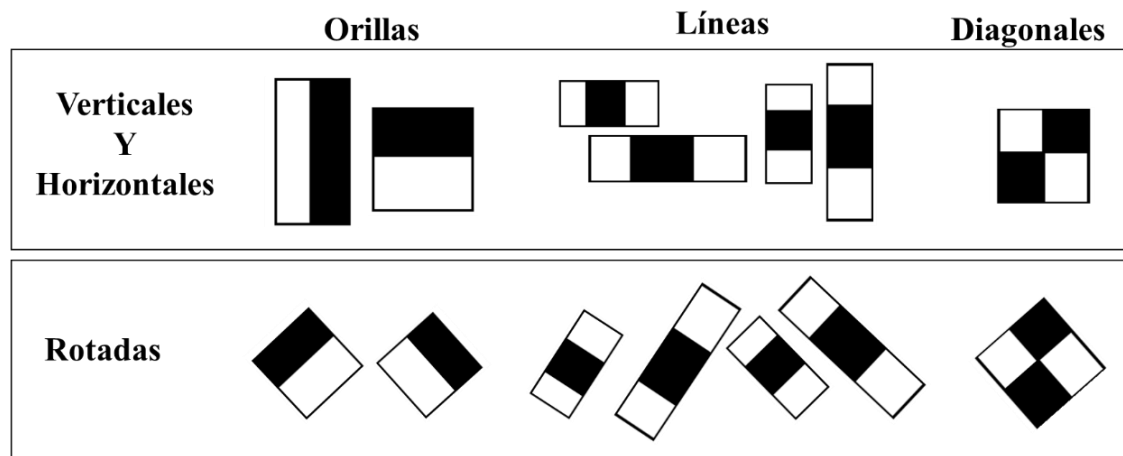
**Figura 71.** Estrategia general del trabajo.

**Fuente.** Elaboración propia con objetos de Office 360

A partir del conjunto de datos obtenida por la cámara RGB y las imágenes térmicas proporcionado por el Flir Lepton®, se obtiene una imagen, que se convierte en imagen en su forma integral a través del procesamiento de píxel a imagen.  $(x,y)$  que indica la suma de los valores de sus píxeles que se encuentran descritos como:

$$ii(x,y) = \sum_{x' \leq x, y' \leq y} i(x',y') \quad (51)$$

Donde  $ii(x, y)$  representa la imagen integral y  $i(x, y)$  representa la imagen original, según el postulado de Papageorgius, se concluye que los descriptores rectangulares de Haar se obtienen a partir de la secuencia de Funciones Wavelet de Haar, que permiten la detección de rápidos. El uso principal de los descriptores de Haar se centra en la detección de objetos, donde cada descriptor se traduce en un valor único, el cual es calculado al restar los píxeles de una imagen que se encuentran la zona clara y al sumar los que están en la zona oscura. Es decir, hacer una búsqueda de los bits que son más oscuros que otros para encontrar las zonas de mayor contraste de una cara como lo ilustra la Figura 72 (Papageorgiou, et al., 2002).



**Figura 72.** Descriptores Haar.

**Fuente.** Elaboración propia con Objetos de Office 360

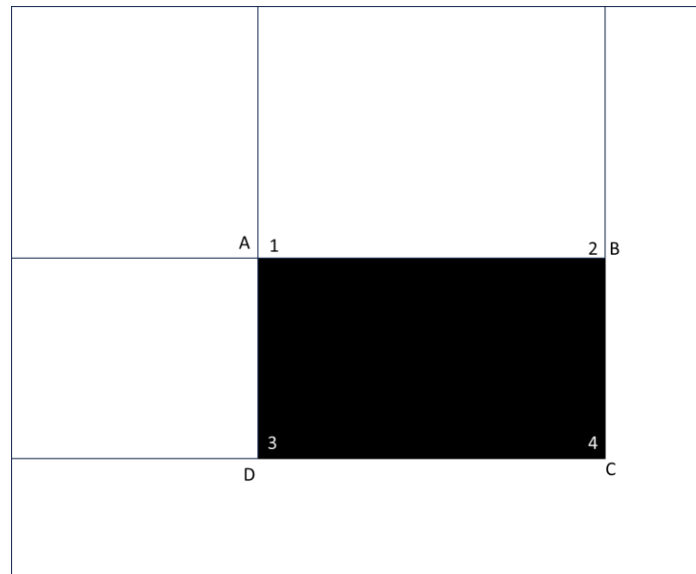
Este tipo de detector utiliza principalmente los tres tipos de filtros digitales, (borde, línea y diagonal) descritos anteriormente, donde el valor característico de dos rectángulos es la diferencia entre el número de píxeles en dos regiones. Finalmente, la característica basada en rectángulo calcula la diferencia entre los pares de diagonales del rectángulo. A partir de la ecuación (51) se plantean las recurrencias descritas en las ecuaciones (52) y (53) donde  $\mathcal{A}(x,$

$y)$  es el renglón con la suma acumulada,  $s(x-1, y)=0$  y  $ii(-1, y)=0$  la imagen integrada puede ser calculada en un solo paso sobre la imagen RGB o Térmica (Zhang, et al., 2023).

$$s(x, y) = s(x, y - 1) + i(x, y) \quad (52)$$

$$ii(x, y) = ii(x - 1, y) + s(x, y) \quad (53)$$

Esto permite acceder al promedio de las regiones apuntando solo a las cuatro esquinas de la región en lugar de tener que atravesar toda la sección Figura 73.



**Figura 73.** Ejemplo de región

**Fuente.** Elaboración propia con base en procesamiento de rostro.

La forma en que se calcula es parecida al cálculo del determinante de una matriz de 2x2 donde sólo se resta de la suma de la diagonal principal, la suma de la diagonal secundaria. En este contexto la suma de los píxeles de un rectángulo de la Figura 73 se puede calcular con sólo cuatro llamadas a la matriz, donde el valor de la imagen en el punto A es 1, en el punto B es 2, que se obtiene de A+B, en el punto D, el valor es 3 y se calculó usando A+D, y en el punto C, es 4, calculado a partir de A+B+D+C como se muestra en:

$$SUM = (A + C) - (B + D) \quad (54)$$

Para lograr la detección de rostros, el algoritmo de detección se auxilia de los archivos XML que contienen las características del, por ejemplo, donde los pómulos son más brillantes que las cuencas de los ojos, la nariz también es más brillante que las cuencas de los ojos y la frente es una de las partes más brillante del rostro que se utiliza.

### 3.4.2.1 Clasificador Haar

En una tarea de detección de rostro térmico los clasificadores asignan cada valor de entrada a un conjunto específico de clases; En el caso de este trabajo las clases son “rostro” y “no rostro”. Los clasificadores utilizan un umbral de sumas y diferencias de regiones de datos rectangulares generadas por cualquier detector de regiones Haar en valores rectangulares en imágenes térmicas a escala de grises, este proceso se calcula a partir de la imagen integral, que representa la imagen original (en escala de grises). Por ejemplo, el proceso se sitúa sobre una región probable para los ojos. Comparando las intensidades en las regiones de los ojos con la intensidad a través del puente de la nariz, obteniendo una detección de un rostro teniendo un resultado válido, este proceso se realiza sucesivamente hasta que se hayan finalizado y la suma de la ecuación producido resultados por debajo del umbral  $j$  como lo indica (Oren, et al., 1997):

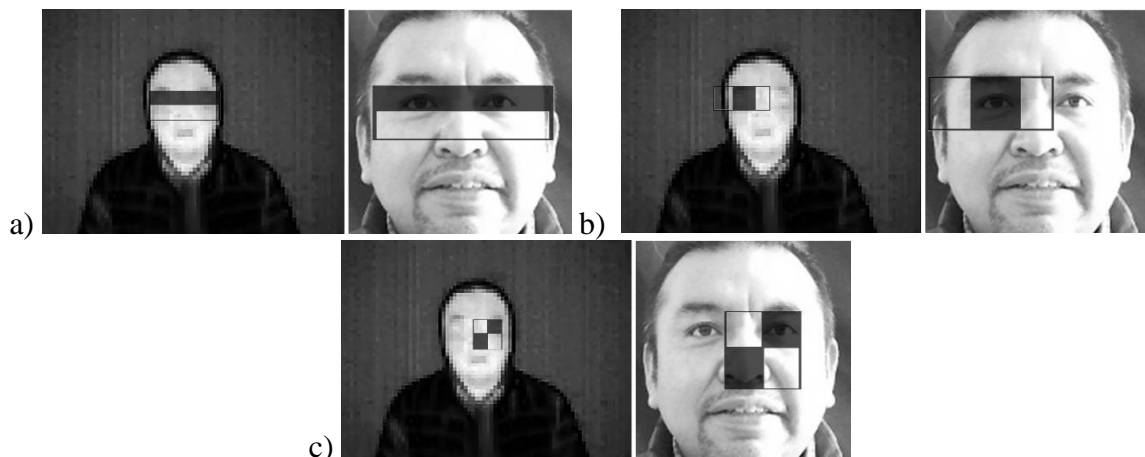
$$F_{Haar} = \left| \frac{E(R_{negros}) - E(R_{blancos})}{w \cdot h \cdot \sqrt{|E(R_{\mu})^2 - E(R_{\mu}^2)|}} \right| \quad (55)$$

Donde la diferencia ( $F_{Haar}$ ) entre los campos del rectángulo puede calcularse y traducirse a una detección de potencial. En la ecuación  $E(R_{negros})$  es la intensidad de la región oscura, y  $E(R_{blancos})$  es la intensidad de los colores y la diferencia entre ellos determina su balance  $E(R_{negros}) - E(R_{blancos})$ . Para calcular el número total de píxeles de la sub-ventana se realiza la multiplicación de píxeles de ancho por alto por la desviación estándar en el rectángulo que contiene todas las características (Papageorgiou, et al., 2002) y (Oren, et al., 1997). En este proyecto la división se aplica para normalizar la varianza del valor del píxel porque el detector se entrena mediante las imágenes normalizadas es decir con fondo negro y con un preprocesamiento libre de ruido y redimensionado.

### 3.4.2.1 Análisis de rostros en cascada

Un algoritmo de reconocimiento facial basado en análisis en cascada parte del escaneo de una imagen píxel a píxel en busca de patrones relativos a un metadato XML de regiones específica de rostro e ignorando las posibles caras falsas. En este proceso se hacen uso de clasificadores para descartar la mayoría de las subregiones que se van a probar antes de llamar a clasificadores más complejos para producir falsos positivos. En

este experimento se hace uso de un clasificador con dos descriptores (ver Figura 70), cuyo objetivo es reducir significativamente el número de subregiones para minimizar los falsos negativos, y que requiere de unas fases específicas. i. Evaluar los descriptores de la región donde se requiere de 6 a 9 referencias por descriptor. ii. Se calculan los clasificadores débiles para cada descriptor y iii. Se combinan los clasificadores débiles para llegar a un umbral, con esto, el sistema puede rechazar casi de inmediato una región y ahorrar cálculos.



**Figura 74.** Característica Haar térmica y RGB.

**Fuente.** Elaboración propia con ejecución de algoritmo de detección de rostro en Spyder.

### 3.4.2.2 Detección del rostro

Debido a la naturaleza de las imágenes térmicas se redujo el intervalo de características de detección del rostro para agilizar el proceso de detección buscando rostros de un tamaño específico en una escena de (150x150 píxeles), y de frente, para este proceso se hace uso del algoritmo *Haar*, para la detección del rostro de individuo del *dataset*, es importante mencionar que el proceso se realiza en una escena RGB obteniendo 300 muestras preprocesadas (sólo con la sección del rostro y la detección de 100 fotogramas térmicos, obtenidos de la cámara térmica Flir Lepton®).

Para mejorar el tiempo de reconocimiento, se realiza una alternancia entre imágenes reconocidas (cada imagen impar pasa por el proceso de reconocimiento y cada imagen par devuelve la misma posición y valor de reconocimiento que la imagen anterior), aumentando la velocidad, la calidad del reconocimiento y las dimensiones.



b)

**Figura 75.** Ejemplo de reconocimiento de un rostro en escena térmica  
**Fuente.** Elaboración propia con base en la detección de rostro ejecutado en Spyder

En este proceso también se analiza una escena con más de un individuo, para verificar el proceso de detección de rostro, en este contexto realiza una prueba en una escena con 4 rostros, procesando el algoritmo *Haar* en cascada contenido en *OpenCV*, es importante mencionar que este proceso realiza el uso de la versión 1 de *Adaboost frontal face detector* creado por Rainer Lienhart (Oren, et al., 1997).



a)

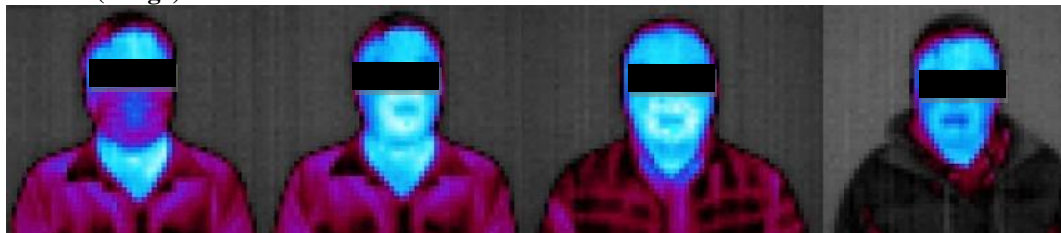
b)

**Figura 76.** Ejemplo de reconocimiento de 4 rostros en escena térmica  
**Fuente.** Elaboración propia con base en la detección de rostro ejecutado en Spyder

### 3.4.2.3 Detección de puntos clave del rostro en imagen térmica

Para garantizar el procesamiento de parametrización de la temperatura en zonas térmicas específicas, se utiliza el procesamiento de puntos clave del rostro, donde se procesa una escena térmica, filtrando el este proceso comienza con el procesamiento de la imagen térmica desde la lectura mediante *OpenCV* Como lo muestra la Figura 77, posteriormente es convertido a RGB mostrada en la Figura 78 y finalmente convertido a escala de grises mostrado en Figura 79, cabe señalar que estos pasos son requeridos para la detección de un rostro humano, que será procesado por el algoritmo en cascada como se ilustra a continuación.

```
image = cv2.imread(pic)
plt.imshow(image)
```



**Figura 77.** Procesamiento de escena térmica en formato Open CV

**Fuente.** Elaboración propia con base en la detección de rostro ejecutado en Spyder

```
image_rgb = cv2.cvtColor(image, cv2.COLOR_BGR2RGB)
plt.imshow(image_rgb)
```



**Figura 78.** Procesamiento de escena térmica en formato RGB.

**Fuente.** Elaboración propia con base en la detección de rostro ejecutado en Spyder

```
image_gray = cv2.cvtColor(image_cropped, cv2.COLOR_BGR2GRAY)
plt.imshow(image_gray, cmap = "gray")
```



**Figura 79.** Procesamiento de térmica en a escala de grises.

**Fuente.** Elaboración propia con base en la detección de rostro ejecutado en Spyder

Después de procesar una imagen en escala de grises, se comienza el proceso de procesamiento de selección rostro, haciendo uso del algoritmo Haar en cascada como se muestra en Figura 80, así mismo se descarga el metadato del repositorio [https://raw.githubusercontent.com/opencv/opencv/master/data/haarcascades/haarcascade\\_frontalface\\_alt2.xml](https://raw.githubusercontent.com/opencv/opencv/master/data/haarcascades/haarcascade_frontalface_alt2.xml).

**/opencv/master/data/haarcascades/haarcascade\_frontalface\_alt2.xml.**

```

detector = cv2.CascadeClassifier(haarcascade)
faces = detector.detectMultiScale(image_gray)
for face in faces:
    (x,y,w,d) = face
    cv2.rectangle(rostro,(x,y),(x+w, y+d),(255, 255, 255), 4)
plt.imshow(rostro)

```



**Figura 80.** Procesamiento y reconocimiento de rostro en escena térmica

**Fuente.** Elaboración propia con base en la detección de rostro ejecutado en Spyder

Para asegurar el correcto tratamiento de temperatura es necesario conocer los puntos clave del rostro donde trataremos algunas zonas características, en este proceso se obtienen los puntos clave del rostro como se muestra en la Figura 81.

```

LBFmodel_url = "https://github.com/kurnianggoro/GSOC2017/raw/master/data/lbfmodel.yaml"
LBFmodel = "LBFmodel.yaml"
if (LBFmodel in os.listdir(os.curdir)):
    print("File exists")
else:
    urlreq.urlretrieve(LBFmodel_url, LBFmodel)
    print("File downloaded")
landmark_detector = cv2.face.createFacemarkLBF()
landmark_detector.loadModel(LBFmodel)
_, landmarks = landmark_detector.fit(image_gray, faces)
a=image_cropped
for landmark in landmarks:
    for x,y in landmark[0]:
        cv2.circle(a, (int(x), int(y)), 1, (0, 0, 0), 1)
plt.imshow(a)

```



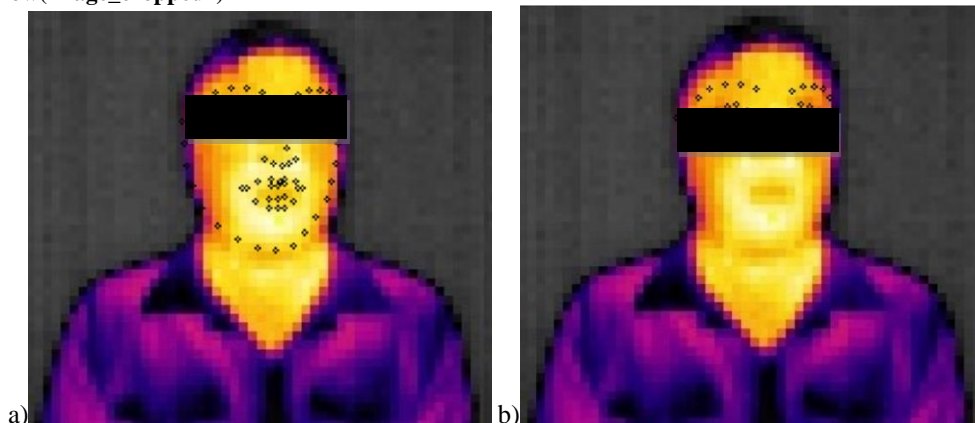
**Figura 81.** Ejemplo de reconocimiento de 4 rostros en escena térmica

**Fuente.** Elaboración propia con base en la detección de rostro ejecutado en Spyder



Es importante señalar que, al procesar las imágenes térmicas, solamente se procesan algunas zonas térmicas del rostro, las cuales están representadas en los puntos clave del rostro descritas en la Figura 82a. Para no determinar una temperatura errónea se emplea la selección de puntos clave específicos, en este contexto sería la zona de los ojos y la frente descrita en la Figura 83b.

```
x, y, width, depth = 210, 0, 210, 200
image_cropped2 = image_cropped[y:(y+depth), x:(x+width)]
plt.axis("off")
plt.imshow(image_cropped2)
```



**Figura 82.** a) Reconocimiento de puntos clave del rostro b) Zona térmica de interés  
**Fuente.** Elaboración propia con base en la detección de rostro ejecutado en Spyder

### 3.5 Detección de puntos de referencia faciales con tareas MediaPipe térmicos

Para detectar la región térmica de interés, se implementa un algoritmo basado en un *pipeline* térmico que sirve como modelo de extracción para la región ojos-frente. Esta sección analiza el proceso de implementación de esta herramienta que además de ser una herramienta útil en la detección de temperatura muestra los elementos que componen un rostro en una escena térmica, para lo cual se crea un *pipeline* que permite procesar las zonas térmicas del rostro descritos en:

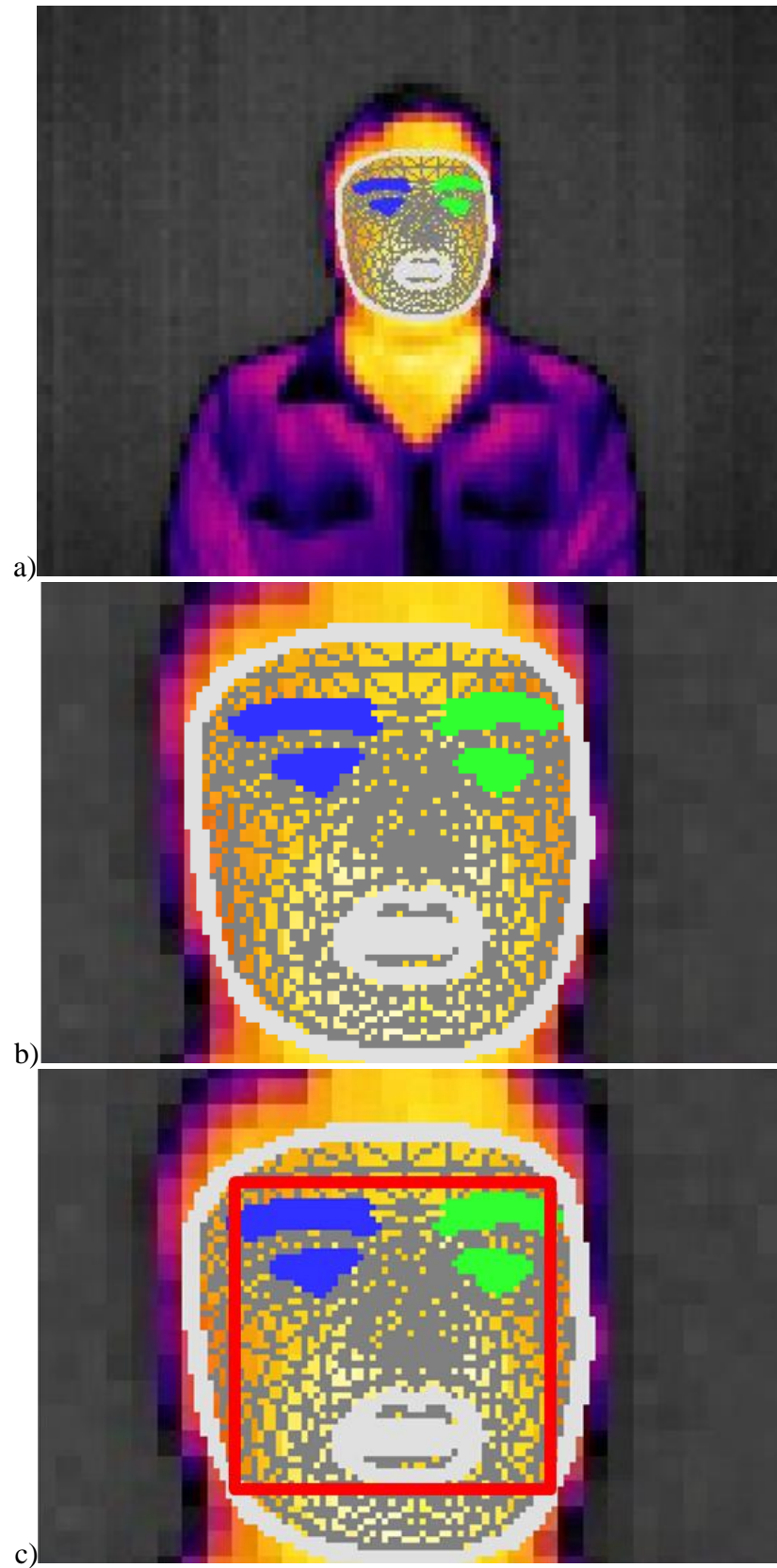
---

**Algoritmo 4.** Procesamiento mediapipe térmico

---

```
1 import mediapipe as mp
2 from mediapipe.tasks import python
3 from mediapipe.tasks.python import vision
4 # se crean los puntos clave del rostro
5 base_options = python.BaseOptions(model_asset_path='face_landmarker_v2_with_blendshapes.task')
6 options=vision.FaceLandmarkerOptions(base_options=base_options,output_face_blendshapes=True,output_fa
7 cial_transformation_matrixes=True, num_faces=1)
8 detector = vision.FaceLandmarker.create_from_options(options)
9 #se carga la imagen termica
10 image = mp.Image.create_from_file(pic)
11 # se detectarán los puntos clave de la imagen y se muestran
12 detection_result = detector.detect(image)
13 annotated_image = draw_landmarks_on_image(image.numpy_view(), detection_result)
14 cv2_imshow(cv2.cvtColor(annotated_image, cv2.COLOR_RGB2BGR))
```

---

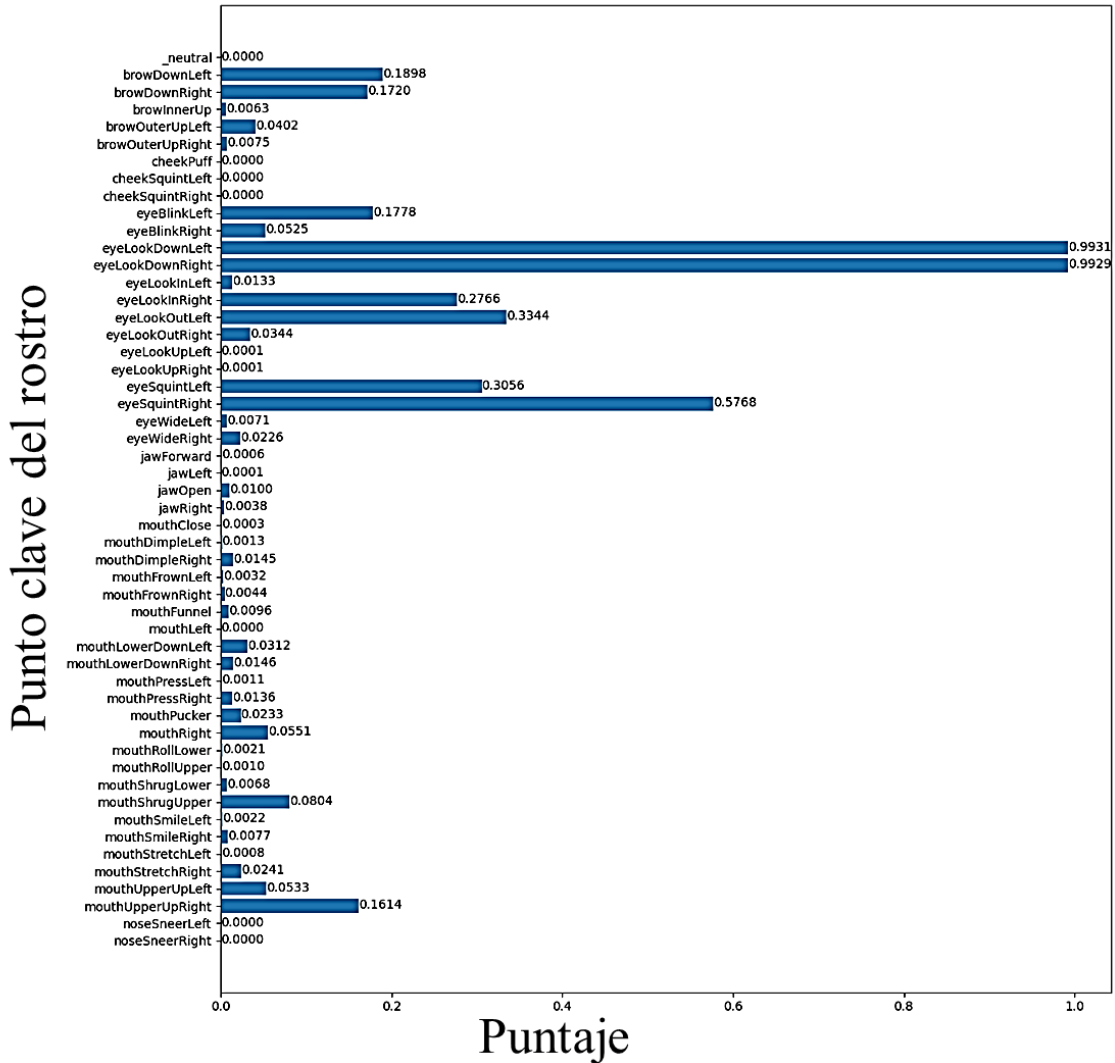


**Figura 83.** a) Ejecución de MediaPipe térmico b) Puntos clave del rostro c) Zona térmica de interés  
**Fuente.** Elaboración propia con base en la detección de rostro ejecutado en Spyder

Este proyecto utilizará los rasgos faciales ojo-frente-boca, que representan el gradiente con mayor temperatura, así como los puntos con mayor prevalencia en la cara, como se muestra en la Figura 82. Cabe señalar que, al procesar la temperatura, se realiza un cálculo promedio para determinar la temperatura específica.

`plot_face_blendshapes_bar_graph(detection_result.face_blendshapes[0])`

### Composición de rostro (Puntos clave de rostro)



**Figura 84.** Composición de puntos clave del rostro de imagen térmica por *pipeline*  
**Fuente.** Elaboración propia con base en la detección de rostro ejecutado en Spyder

## 3.6 Análisis estadístico

### 3.6.1. Prueba de ANOVA

Análisis de Varianza (*ANOVA*, acrónimo en inglés de *Analysis Of Variance*), propuesto por Ronald Aylmer Fisher (1890-1962), *ANOVA* permite analizar las variaciones de dos o más grupos. La hipótesis nula en la que se basan varios tipos de *ANOVA* es que la media de la variable que se estudia es la misma en todos los grupos, a diferencia de la hipótesis alternativa de que al menos dos medias son significativamente diferentes. Para poder calcular las diferentes varianzas en primer lugar se tienen que obtener las Sumas de Cuadrados (*SS* o *Sc*) obteniendo Suma de Cuadrados Total o *Total Sum of Squares (TSS)*, la cual mide la variabilidad total de los datos, se define como la suma de los cuadrados de las diferencias de cada observación respecto a la media general de todas las observaciones. Suma de cuadrados del factor o *Sum of Squares Due to Treatment (SST)*, donde se mide la variabilidad en los datos asociada al efecto del factor sobre la media (la diferencia de las medias entre los diferentes niveles o grupos). Suma de cuadrados residual/error o *Sum of Squares of Errors (SSE)*, mide la variabilidad dentro de cada nivel, es decir, la variabilidad que no es debida a variable cualitativa o factor  $TSS=SSE+SST$  (Amat, 2016).

### 3.6.2. ANOVA de dos vías para datos independientes

El análisis de varianza dos vías, también llamado plan factorial o de dos factores, se utiliza para examinar la relación entre una variable dependiente cuantitativa y dos variables (factores) independientes cualitativas, cada una con múltiples niveles. El *ANOVA* de dos factores nos permite examinar cómo cada uno de los factores influye individualmente en la variable dependiente (modelo aditivo), así como la influencia de las combinaciones que pueden darse entre ellos (modelo con interacción) (Amat, 2016).

#### 3.6.2.1 Condiciones ANOVA de dos vías para datos independientes

Para que el *ANOVA* de dos vías sea válido, así como el proceso a seguir para realizarlo son semejantes al *ANOVA* de una vía. Tenido como principal diferencia a i. Hipótesis: El *ANOVA* de dos vías con repeticiones combina 3 hipótesis nulas, que las medias de las observaciones agrupadas por un factor son iguales, que las medias de las

observaciones agrupadas por el otro factor son iguales; y que no hay interacción entre los dos factores. En este contexto se Requiere calcular la Suma de Cuadrados y Cuadrados Medios para ambos factores. Es frecuente encontrar que a un factor se le llama “tratamiento” y al otro “bloque o *block*”.

### **3.6.3. ANOVA con variables dependientes (ANOVA de medidas repetidas)**

Este análisis se aplica si las variables que se comparan son medidas diferentes, pero se refieren a los mismos sujetos, no se cumple la condición de independencia. Por lo tanto, se requiere un ANOVA especial que haga comparaciones teniendo en cuenta que los datos están pareados (similar a las pruebas *t t-test*), pruebas pareadas, pero comparando más de dos grupos.

#### **3.6.3.1 Condiciones para ANOVA de variables dependientes**

Esta prueba puede aplicarse si cumple el principio de esfericidad, en este contexto la esfericidad puede definirse como la varianza de las diferencias entre todos los pares de variables que se comparan es la misma. Cuando se realiza ANOVA para comparar la media de una variable cuantitativa entre tres niveles (A, B, C), se acepta la esfericidad si la varianza de las diferencias entre  $A-B = A-C = B-C$ .

## 4. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

### 4.1 Procesamiento de la temperatura en objetos

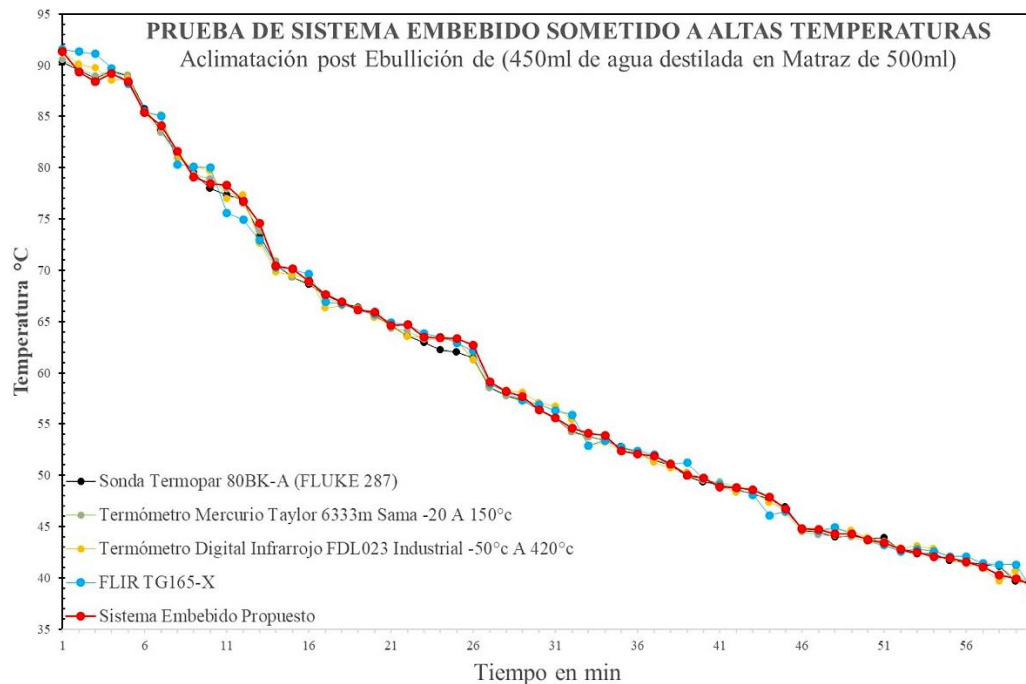
Para obtener las mediciones de temperatura con el termógrafo embebido se realizaron las pruebas de acuerdo con el Método Experimental I descritos en Figura 47 y Figura 48, que consistió en un matraz de 500 ml con 450 ml de agua destilada. Es importante mencionar que en esta temperatura intervienen 5 dispositivos de procesamiento descritos en la Tabla 33.

**Tabla 24.** Dispositivos de procesamiento de la temperatura

OS	DEVICE	UNIT
OS1	Termómetro de Mercurio Taylor633m SAMA -20 a 150°C	°C
OS2	Sonda Termopar 80BK-A (FLUKE 287)	°C
OS3	Termómetro Infrarrojo FDL023 -50°c a 420°.	°C
OS4	FLIR® TG165-X	°C
OS5	Sistema Embebido con Filtro Kalman	°C

**Fuente:** Elaboración propia con base en procesamiento de Termógrafo Embebido

En el primer caso, se miden temperaturas altas, donde se calienta el agua destilada hasta un punto de ebullición de 56 °C a 91 °C y las mediciones se llevan a cabo a un ritmo de tiempo constante, cuyos resultados se muestran en la Figura 85 y Tabla 25.



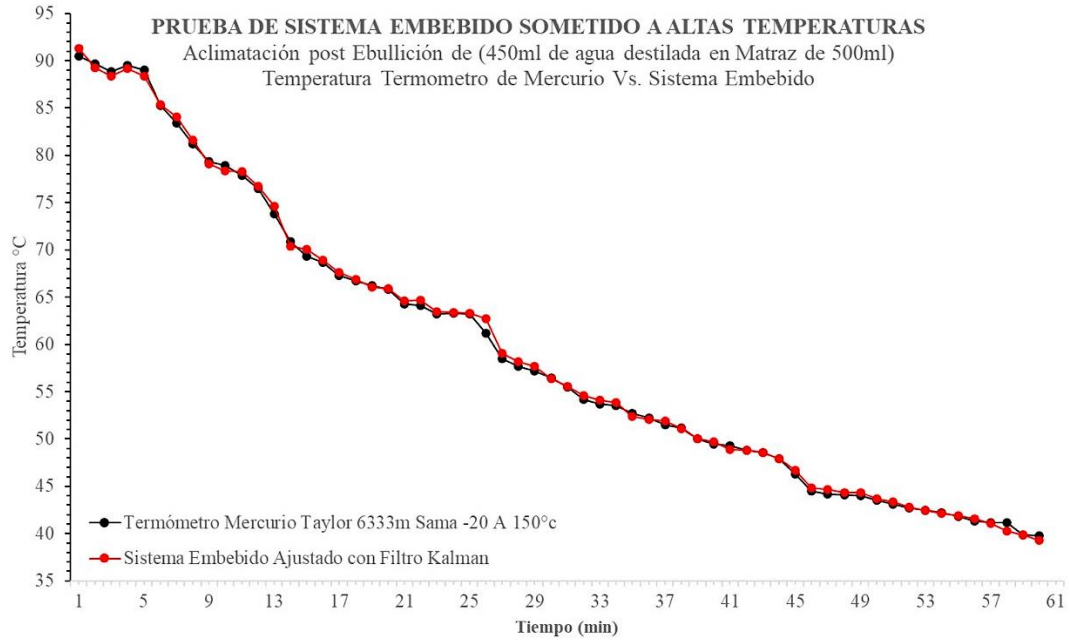
**Figura 85.** Prueba del Sistema Embebido a altas Temperaturas

**Fuente.** Elaboración propia con base en la detección de rostro ejecutado en Spyder

**Tabla 25.** Prueba del sistema embebido a altas temperaturas

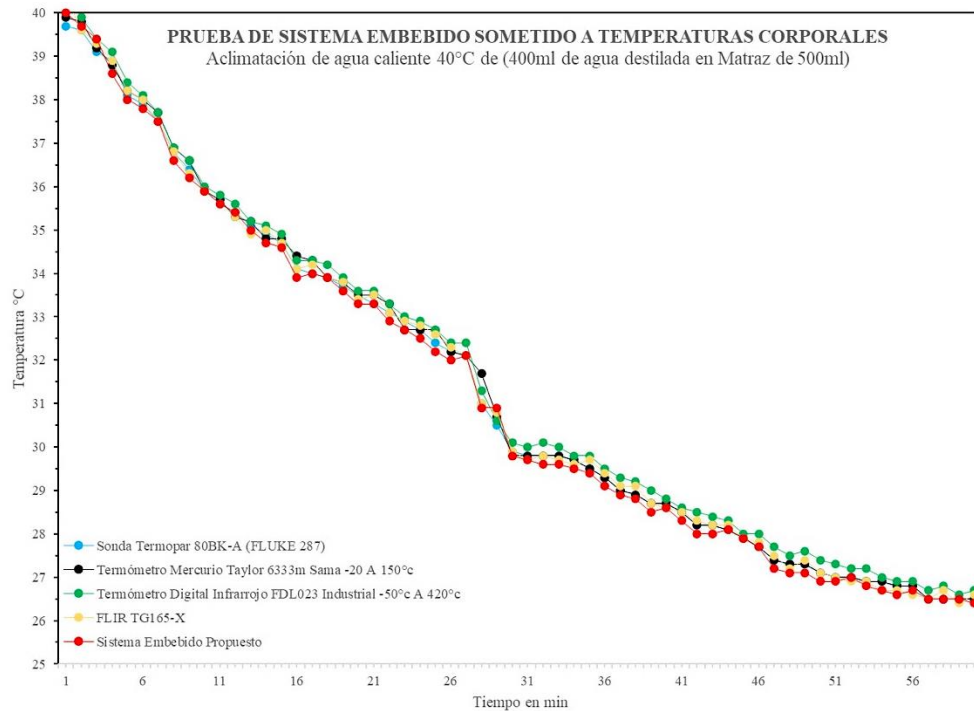
Tiempo	OS1	OS2	OS3	OS4	OS5	Desviación estándar	Error RMS
1	90.30	90.50	91.40	91.50	91.30	0.565685425	0.073029674
2	89.50	89.70	90.10	91.30	89.30	0.282842712	0.036514837
3	88.70	88.90	89.70	91.10	88.40	0.353553391	0.045643546
4	89.40	89.50	88.50	89.70	89.20	0.212132034	0.027386128
5	88.90	89.00	88.70	88.20	88.40	0.424264069	0.054772256
6	85.70	85.30	85.30	85.50	85.40	0.070710678	0.009128709
7	83.60	83.40	85.10	85.00	84.10	0.494974747	0.063900965
8	81.30	81.20	80.90	80.30	81.60	0.282842712	0.036514837
9	79.50	79.30	80.10	80.10	79.10	0.141421356	0.018257419
10	78.00	78.90	79.70	80.00	78.40	0.353553391	0.045643546
11	77.30	77.90	77.00	75.60	78.30	0.282842712	0.036514837
12	76.90	76.50	77.30	74.90	76.70	0.141421356	0.018257419
13	73.30	73.80	72.60	72.90	74.60	0.565685425	0.073029674
14	70.50	70.90	69.80	70.30	70.40	0.353553391	0.045643546
15	69.30	69.30	69.50	70.10	70.10	0.565685425	0.073029674
16	68.60	68.70	69.30	69.60	68.90	0.141421356	0.018257419
17	67.60	67.30	66.30	66.90	67.60	0.212132034	0.027386128
18	66.80	66.70	66.50	66.70	66.90	0.141421356	0.018257419
19	66.40	66.20	66.30	66.10	66.10	0.070710678	0.009128709
20	65.60	65.80	65.40	65.70	65.90	0.070710678	0.009128709
21	64.60	64.30	64.70	64.90	64.60	0.212132034	0.027386128
22	63.60	64.10	63.50	64.70	64.70	0.424264069	0.054772256
23	62.90	63.20	63.50	63.80	63.50	0.212132034	0.027386128
24	62.20	63.30	63.40	63.50	63.40	0.070710678	0.009128709
25	62.00	63.20	63.10	62.90	63.30	0.070710678	0.009128709
26	61.40	61.20	61.30	62.10	62.70	1.060660172	0.136930639
27	58.60	58.50	58.80	58.90	59.10	0.424264069	0.054772256
28	57.80	57.70	58.30	58.10	58.20	0.353553391	0.045643546
29	57.30	57.20	58.10	57.30	57.70	0.353553391	0.045643546
30	56.40	56.50	57.10	56.90	56.40	0.070710678	0.009128709
31	55.50	55.50	56.70	56.30	55.60	0.070710678	0.009128709
32	54.30	54.20	55.40	55.90	54.60	0.282842712	0.036514837
33	53.80	53.70	52.90	52.90	54.10	0.282842712	0.036514837
34	53.40	53.50	53.20	53.40	53.90	0.282842712	0.036514837
35	52.80	52.70	52.40	52.70	52.40	0.212132034	0.027386128
36	52.20	52.20	52.10	52.40	52.10	0.070710678	0.009128709
37	51.50	51.50	51.30	52.00	51.90	0.282842712	0.036514837
38	51.00	51.20	50.70	51.10	51.10	0.070710678	0.009128709
39	49.90	50.00	50.30	51.20	50.00	0	0
40	49.30	49.50	49.70	49.70	49.70	0.141421356	0.018257419
41	49.10	49.30	49.00	49.10	48.90	0.282842712	0.036514837
42	48.60	48.80	48.30	48.70	48.80	0	0
43	48.20	48.60	48.40	48.10	48.60	0	0
44	47.70	47.90	47.30	46.10	47.90	0	0
45	46.90	46.30	46.70	46.50	46.70	0.282842712	0.036514837
46	44.60	44.50	44.70	44.80	44.80	0.212132034	0.027386128
47	44.50	44.20	44.60	44.60	44.70	0.353553391	0.045643546
48	44.00	44.10	44.70	44.90	44.30	0.141421356	0.018257419
49	44.10	44.00	44.60	44.30	44.30	0.212132034	0.027386128
50	43.80	43.50	43.90	43.70	43.70	0.141421356	0.018257419
51	43.90	43.10	43.50	43.20	43.40	0.212132034	0.027386128
52	42.70	42.70	42.90	42.60	42.80	0.070710678	0.009128709
53	42.30	42.50	43.10	42.80	42.50	0	0
54	42.40	42.20	42.80	42.60	42.10	0.070710678	0.009128709
55	41.70	41.80	41.90	42.10	41.90	0.070710678	0.009128709
56	41.50	41.30	41.70	42.10	41.60	0.212132034	0.027386128
57	41.30	41.20	40.90	41.40	41.10	0.070710678	0.009128709
58	41.10	41.20	39.70	41.30	40.30	0.636396103	0.082158384
59	39.70	39.90	40.70	41.30	39.90	0	0
60	39.60	39.80	38.70	38.90	39.30	0.353553391	0.045643546

**Error RMS = 1.80748444****Fuente:** Elaboración propia con base en procesamiento de Termógrafo Embebido



**Figura 86.** Comparativa entre termómetro de Mercurio VS. Termógrafo Embebido  
**Fuente.** Elaboración propia con base en la detección de rostro ejecutado en Spyder

La segunda prueba toma en cuenta las temperaturas corporales, en este experimento se consideraron 450 ml de agua destilada en un matraz de 500 ml, los resultados se muestran en la Figura 87 y Tabla 26 respectivamente en el que el sistema embebido propuesto representa la línea color rojo.



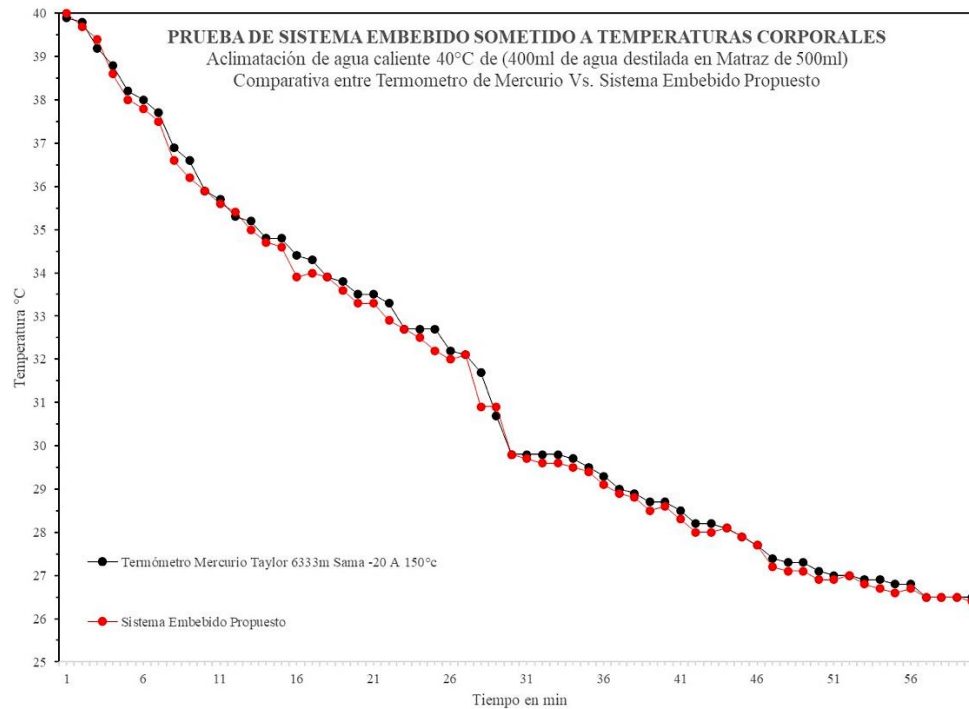
**Figura 87.** Prueba de Temperaturas Corporales  
**Fuente.** Elaboración propia con base en la detección de rostro ejecutado en Spyder



**Tabla 26.** Prueba de temperaturas corporales

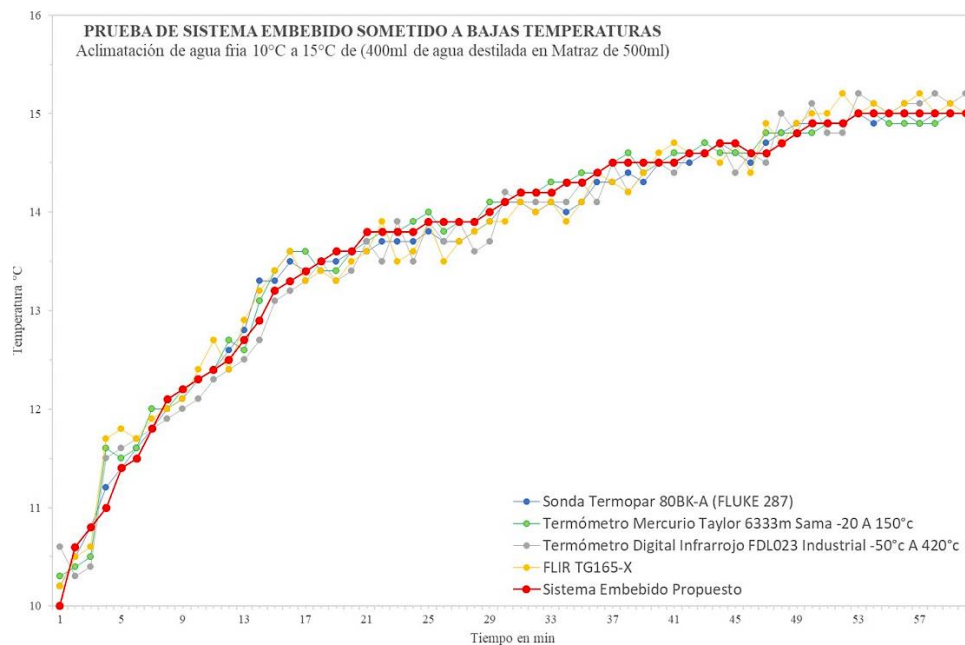
Tiempo	OS1	OS2	OS3	OS4	OS5	Desviación estándar	Error RMS
1	39.70	39.90	40.50	40.40	40.00	0.07071068	0.00912871
2	39.60	39.80	39.90	39.60	39.70	0.07071068	0.00912871
3	39.10	39.20	39.40	39.30	39.40	0.14142136	0.01825742
4	38.90	38.80	39.10	38.90	38.60	0.14142136	0.01825742
5	38.10	38.20	38.40	38.20	38.00	0.14142136	0.01825742
6	37.90	38.00	38.10	38.00	37.80	0.14142136	0.01825742
7	37.50	37.70	37.70	37.50	37.50	0.14142136	0.01825742
8	36.80	36.90	36.90	36.80	36.60	0.21213203	0.02738613
9	36.40	36.60	36.60	36.30	36.20	0.28284271	0.03651484
10	35.90	35.90	36.00	35.90	35.90	0	0
11	35.60	35.70	35.80	35.60	35.60	0.07071068	0.00912871
12	35.40	35.30	35.60	35.30	35.40	0.07071068	0.00912871
13	35.10	35.20	35.20	34.90	35.00	0.14142136	0.01825742
14	34.90	34.80	35.10	35.00	34.70	0.07071068	0.00912871
15	34.70	34.80	34.90	34.70	34.60	0.14142136	0.01825742
16	34.10	34.40	34.30	34.10	33.90	0.35355339	0.04564355
17	34.00	34.30	34.30	34.20	34.00	0.21213203	0.02738613
18	33.90	33.90	34.20	33.90	33.90	0	0
19	33.70	33.80	33.90	33.80	33.60	0.14142136	0.01825742
20	33.50	33.50	33.60	33.40	33.30	0.14142136	0.01825742
21	33.30	33.50	33.60	33.50	33.30	0.14142136	0.01825742
22	33.10	33.30	33.30	33.10	32.90	0.28284271	0.03651484
23	32.90	32.70	33.00	32.90	32.70	0	0
24	32.70	32.70	32.90	32.80	32.50	0.14142136	0.01825742
25	32.40	32.70	32.70	32.60	32.20	0.35355339	0.04564355
26	32.20	32.20	32.40	32.30	32.00	0.14142136	0.01825742
27	32.10	32.10	32.40	32.10	32.10	0	0
28	31.00	31.70	31.30	31.00	30.90	0.56568542	0.07302967
29	30.50	30.70	30.60	30.80	30.90	0.14142136	0.01825742
30	29.90	29.80	30.10	29.90	29.80	0	0
31	29.80	29.80	30.00	29.70	29.70	0.07071068	0.00912871
32	29.80	29.80	30.10	29.80	29.60	0.14142136	0.01825742
33	29.80	29.80	30.00	29.70	29.60	0.14142136	0.01825742
34	29.70	29.70	29.80	29.60	29.50	0.14142136	0.01825742
35	29.50	29.50	29.80	29.70	29.40	0.07071068	0.00912871
36	29.30	29.30	29.50	29.40	29.10	0.14142136	0.01825742
37	29.00	29.00	29.30	29.10	28.90	0.07071068	0.00912871
38	28.90	28.90	29.20	29.10	28.80	0.07071068	0.00912871
39	28.70	28.70	29.00	28.70	28.50	0.14142136	0.01825742
40	28.70	28.70	28.80	28.60	28.60	0.07071068	0.00912871
41	28.50	28.50	28.60	28.50	28.30	0.14142136	0.01825742
42	28.20	28.20	28.50	28.30	28.00	0.14142136	0.01825742
43	28.20	28.20	28.40	28.20	28.00	0.14142136	0.01825742
44	28.10	28.10	28.30	28.20	28.10	0	0
45	27.90	27.90	28.00	27.90	27.90	0	0
46	27.70	27.70	28.00	27.80	27.70	0	0
47	27.40	27.40	27.70	27.50	27.20	0.14142136	0.01825742
48	27.30	27.30	27.50	27.20	27.10	0.14142136	0.01825742
49	27.30	27.30	27.60	27.40	27.10	0.14142136	0.01825742
50	27.10	27.10	27.40	27.10	26.90	0.14142136	0.01825742
51	27.00	27.00	27.30	27.00	26.90	0.07071068	0.00912871
52	27.00	27.00	27.20	26.90	27.00	0	0
53	26.90	26.90	27.20	26.90	26.80	0.07071068	0.00912871
54	26.90	26.90	27.00	26.70	26.70	0.14142136	0.01825742
55	26.80	26.80	26.90	26.70	26.60	0.14142136	0.01825742
56	26.80	26.80	26.90	26.60	26.70	0.07071068	0.00912871
57	26.50	26.50	26.70	26.50	26.50	0	0
58	26.50	26.50	26.80	26.70	26.50	0	0
59	26.50	26.50	26.60	26.40	26.50	0	0
60	26.50	26.50	26.70	26.60	26.40	0.07071068	0.00912871

**Error RMS = 0.912870929****Fuente:** Elaboración propia con base en procesamiento de Termógrafo Embebido



**Figura 88.** Prueba de Temperaturas Corporales  
**Fuente.** Elaboración propia con base en la detección de rostro ejecutado en Spyder

La tercera prueba hace referencia a las temperaturas bajas o aclimatación del sistema. Se tuvieron en cuenta las temperaturas que surgen cuando se enfrían 450 ml de agua destilada a 10°C en un matraz de 500 ml. Los resultados se muestran en la Figura 89 y la Tabla 25, respectivamente.

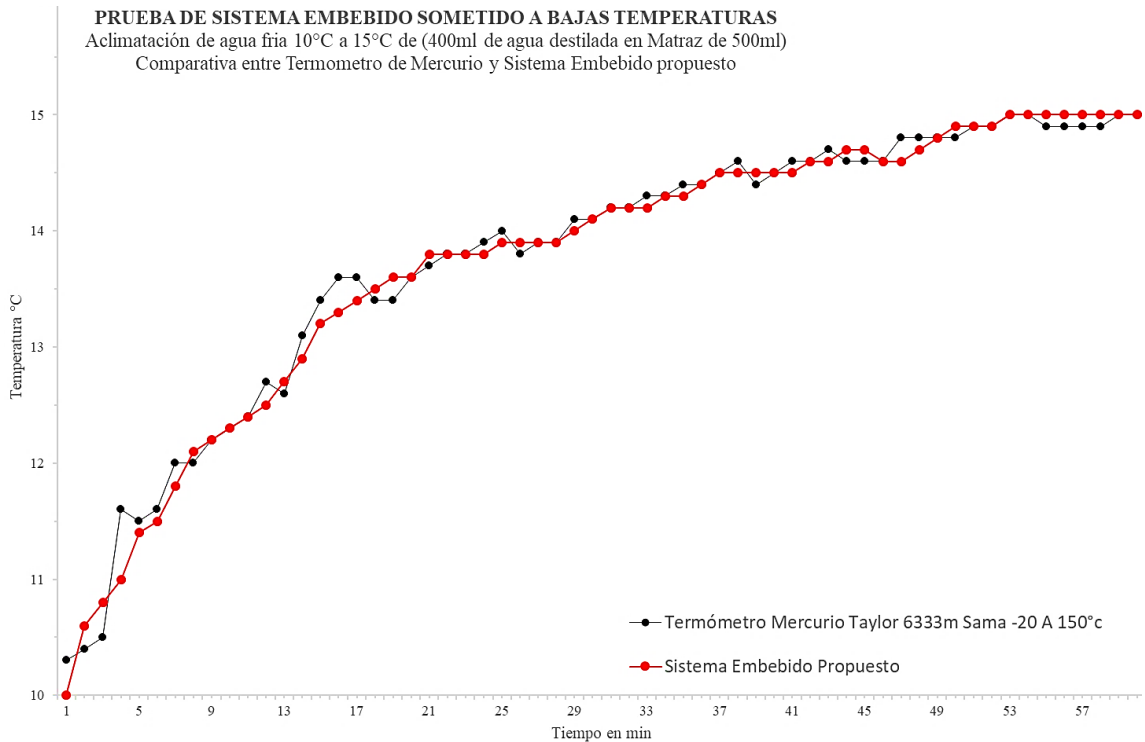


**Figura 89.** Determinación de temperatura a bajas temperaturas  
**Fuente.** Elaboración propia con base en la detección de rostro ejecutado en Spyder

**Tabla 27.** Procesamiento de bajas temperaturas

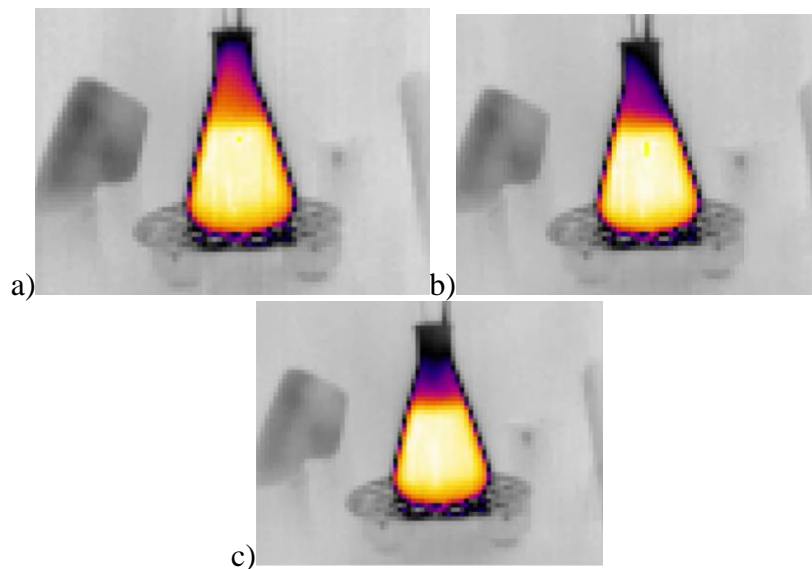
Tiempo	OS1	OS2	OS3	OS4	OS5	Desviación estándar	Error RMS
1	10.20	10.30	10.60	10.20	10.00	0.21213203	0.02738613
2	10.50	10.40	10.30	10.50	10.60	0.14142136	0.01825742
3	10.80	10.50	10.40	10.60	10.80	0.21213203	0.02738613
4	11.20	11.60	11.50	11.70	11.00	0.42426407	0.05477226
5	11.40	11.50	11.60	11.80	11.40	0.07071068	0.00912871
6	11.60	11.60	11.70	11.70	11.50	0.07071068	0.00912871
7	11.80	12.00	11.80	11.90	11.80	0.14142136	0.01825742
8	12.00	12.00	11.90	12.00	12.10	0.07071068	0.00912871
9	12.10	12.20	12.00	12.10	12.20	0	0
10	12.30	12.30	12.10	12.40	12.30	0	0
11	12.40	12.40	12.30	12.70	12.40	0	0
12	12.60	12.70	12.40	12.40	12.50	0.14142136	0.01825742
13	12.80	12.60	12.50	12.90	12.70	0.07071068	0.00912871
14	13.30	13.10	12.70	13.20	12.90	0.14142136	0.01825742
15	13.30	13.40	13.10	13.40	13.20	0.14142136	0.01825742
16	13.50	13.60	13.20	13.60	13.30	0.21213203	0.02738613
17	13.40	13.60	13.30	13.30	13.40	0.14142136	0.01825742
18	13.50	13.40	13.50	13.40	13.50	0.07071068	0.00912871
19	13.50	13.40	13.30	13.30	13.60	0.14142136	0.01825742
20	13.60	13.60	13.40	13.50	13.60	0	0
21	13.60	13.70	13.70	13.60	13.80	0.07071068	0.00912871
22	13.70	13.80	13.50	13.90	13.80	0	0
23	13.70	13.80	13.90	13.50	13.80	0	0
24	13.70	13.90	13.50	13.60	13.80	0.07071068	0.00912871
25	13.80	14.00	13.90	13.90	13.90	0.07071068	0.00912871
26	13.70	13.80	13.70	13.50	13.90	0.07071068	0.00912871
27	13.70	13.90	13.90	13.70	13.90	0	0
28	13.80	13.90	13.60	13.80	13.90	0	0
29	13.90	14.10	13.70	13.90	14.00	0.07071068	0.00912871
30	14.10	14.10	14.20	13.90	14.10	0	0
31	14.10	14.20	14.10	14.10	14.20	0	0
32	14.00	14.20	14.10	14.00	14.20	0	0
33	14.10	14.30	14.10	14.10	14.20	0.07071068	0.00912871
34	14.00	14.30	14.10	13.90	14.30	0	0
35	14.10	14.40	14.30	14.10	14.30	0.07071068	0.00912871
36	14.30	14.40	14.10	14.40	14.40	0	0
37	14.30	14.50	14.50	14.30	14.50	0	0
38	14.40	14.60	14.20	14.20	14.50	0.07071068	0.00912871
39	14.30	14.40	14.40	14.40	14.50	0.07071068	0.00912871
40	14.50	14.50	14.50	14.60	14.50	0	0
41	14.50	14.60	14.40	14.70	14.50	0.07071068	0.00912871
42	14.50	14.60	14.60	14.60	14.60	0	0
43	14.60	14.70	14.60	14.60	14.60	0.07071068	0.00912871
44	14.70	14.60	14.70	14.50	14.70	0.07071068	0.00912871
45	14.60	14.60	14.40	14.70	14.70	0.07071068	0.00912871
46	14.50	14.60	14.60	14.40	14.60	0	0
47	14.70	14.80	14.50	14.90	14.60	0.14142136	0.01825742
48	14.80	14.80	15.00	14.70	14.70	0.07071068	0.00912871
49	14.90	14.80	14.80	14.90	14.80	0	0
50	14.90	14.80	15.10	15.00	14.90	0.07071068	0.00912871
51	14.90	14.90	14.80	15.00	14.90	0	0
52	14.90	14.90	14.80	15.20	14.90	0	0
53	15.00	15.00	15.20	15.00	15.00	0	0
54	14.90	15.00	15.10	15.10	15.00	0	0
55	15.00	14.90	15.00	15.00	15.00	0.07071068	0.00912871
56	15.00	14.90	15.10	15.10	15.00	0.07071068	0.00912871
57	14.90	14.90	15.10	15.20	15.00	0.07071068	0.00912871
58	15.00	14.90	15.20	15.00	15.00	0.07071068	0.00912871
59	15.00	15.00	15.10	15.10	15.00	0	0
60	15.00	15.00	15.20	15.00	15.00	0	0

**Error RMS = 0.502079011****Fuente:** Elaboración propia con base en procesamiento de Termógrafo Embebido

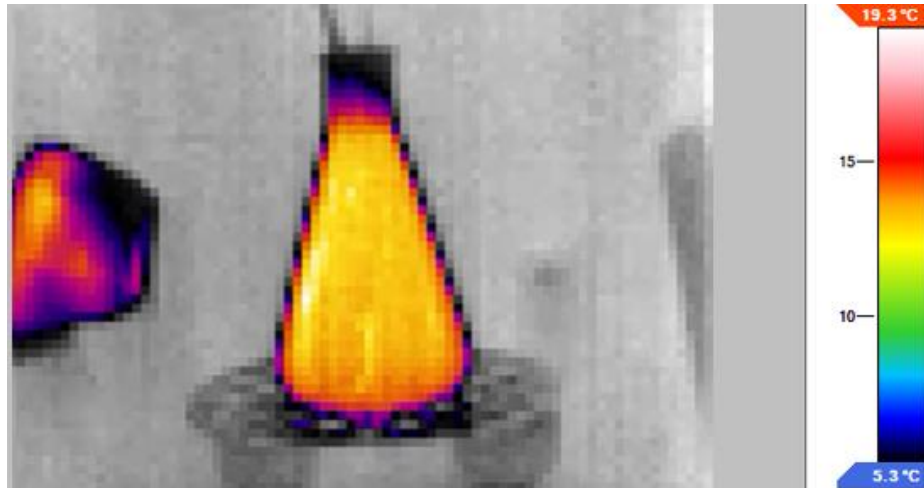


**Figura 90.** Prueba de Temperaturas Corporales  
**Fuente.** Elaboración propia con base en la detección de rostro ejecutado en Spyder

A continuación, se muestra una perspectiva del modelo experimental utilizado para el procesamiento de la temperatura a partir de a) altas temperaturas, b) temperaturas corporales y c) bajas temperaturas, mostrados en la Figura 91. Es importante mencionar que el dispositivo se centra en el gradiente más alto de la escena, determinando con mayor precisión la temperatura.



**Figura 91.** a) Altas temperaturas b) Temperaturas Corporales c) Bajas Temperaturas  
**Fuente.** Elaboración propia con base en la detección de rostro ejecutado en Spyder



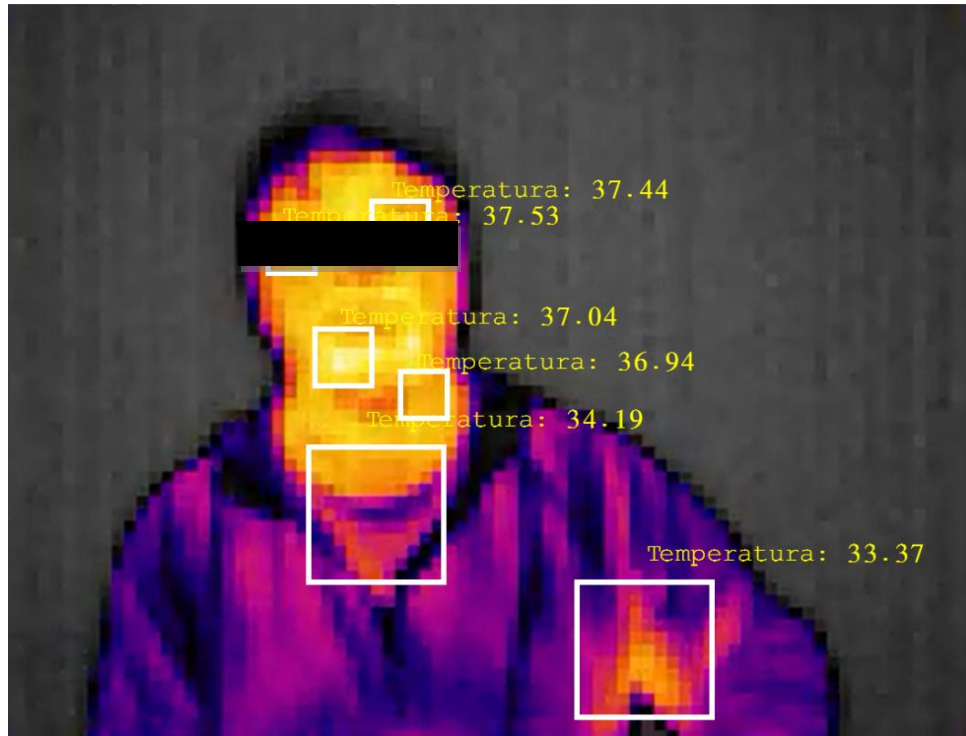
**Figura 92.** Escena térmica con gradientes similares

**Fuente.** Elaboración propia con base en la detección de rostro ejecutado en Spyder

La escena de la Figura 92 muestra que el procesamiento de temperatura en una escena térmica puede verse influenciado por elementos externos o contaminantes, por ejemplo, en dicha escena se encuentra contaminada con el objeto de medición 4 FLIR® TG165-X, donde este objeto se asemeja a la temperatura del objeto de estudio que presenta 19.32 °C y debido a que la muestra tiene una mayor temperatura esta se determina con precisión, pero existe el riesgo de que si el elemento contara con una nueva temperatura, por ejemplo una taza de café, o un cigarrillo encendido, la temperatura cambie dando una lectura falsa o una alerta de fiebre errónea.

## 4.2 Procesamiento de la temperatura en humanos

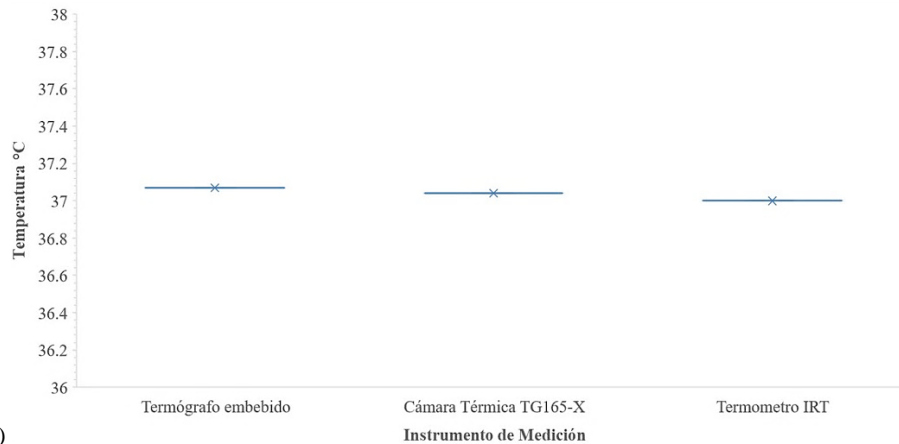
Debido a que el diseño de este proyecto está enfocado al procesamiento térmico en humanos, para determinar fiebre la extracción de temperatura se debe realizar en la zona térmica del rostro, lo que resulta en una mayor precisión que si se hiciera en una escena, cuyos problemas fueron expuestos en el punto 4.1, una solución a esta problemática es el análisis en la zona del rostro, donde el mayor gradiente de temperatura se obtiene en el área de la cara como lo describe la Figura 93 donde el objeto de estudio presentó una temperatura de 37.2 °C y el análisis de la temperatura en escena es 35.97 °C lo cual representa un error de ~3.306 %.



**Figura 93.** Múltiples gradientes de escena térmica  
**Fuente.** Elaboración propia con base en la detección de rostro ejecutado en Spyder

Al procesar la temperatura únicamente del área facial se obtiene una temperatura de 37.07 °C, lo que representa un error porcentual de 0.349 %, mejorando la determinación de la temperatura.








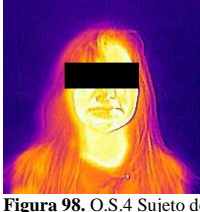


b) **Figura 94.** a) Gradiente de rostro, b) porcentaje de error

**Fuente.** Elaboración propia con base en la detección de rostro ejecutado en Spyder

#### 4.2.1 Temperatura basada en gradiente del rostro con 10 individuos

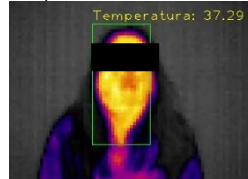
En el siguiente apartado se procesaron 10 escenas térmicas para comprender el funcionamiento del termógrafo. Asimismo, fueron probados con 3 dispositivos de medición: el primero representa el Sistema Embebido propuesto, el siguiente es un termómetro infrarrojo IRT, y una FLIR TG165-X®, calculando el Error-RMS.

**Tabla 28.** Prueba del sistema de detección de temperatura basado en rostro humano

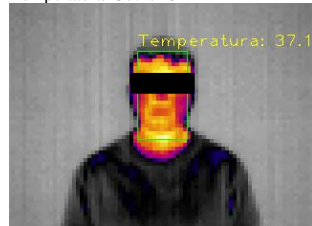
Termógrafo embebido (sistema embebido)	Cámara Térmica (FLIR® TG165-X)	Temperatura (Termómetro IRT)	Error RMS
Temperatura = 36.85°C  <p><b>Figura 95.</b> T.E Sujeto de estudio 1 <b>Fuente.</b> Detección de temperatura ejecutado en Spyder</p>	Temperatura=37.41°C  <p><b>Figura 96.</b> O.S.4 Sujeto de estudio 1 <b>Fuente.</b> Detección de temperatura (TG165-X)</p>	37.1°C	0.055901699
Temperatura=39.30°C  <p><b>Figura 97.</b> T.E Sujeto de estudio 2 <b>Fuente.</b> Detección de temperatura ejecutado en Spyder</p>	Temperatura=38.4°C  <p><b>Figura 98.</b> O.S.4 Sujeto de estudio 2 <b>Fuente.</b> Detección de temperatura (TG165-X)</p>	38.7°C	0.134164079
Temperatura=36.58°C  <p><b>Figura 99.</b> T.E Sujeto de estudio 3 <b>Fuente.</b> Detección de temperatura ejecutado en Spyder</p>	Temperatura=36.6°C  <p><b>Figura 100.</b> O.S.4 Sujeto de estudio 3 <b>Fuente.</b> Detección de temperatura (TG165-X)</p>	36.4°C	0.040249224



**Figura 101.** T.E Sujeto de estudio 4  
**Fuente.** Detección de temperatura ejecutado en Spyder  
 Temperatura=37.29°C



**Figura 103.** T.E Sujeto de estudio 5  
**Fuente.** Detección de temperatura ejecutado en Spyder  
 Temperatura=37.17°C



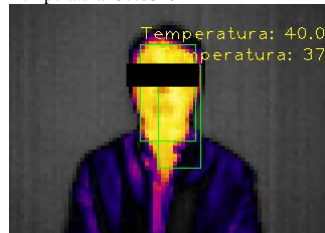
**Figura 105.** T.E Sujeto de estudio 6  
**Fuente.** Detección de temperatura ejecutado en Spyder  
 Temperatura=37.70°C



**Figura 107.** T.E Sujeto de estudio 7  
**Fuente.** Detección de temperatura ejecutado en Spyder  
 Temperatura=37.43°C



**Figura 109.** T.E Sujeto de estudio 8  
**Fuente.** Detección de temperatura ejecutado en Spyder  
 Temperatura=37.68°C



**Figura 111.** T.E Sujeto de estudio 9  
**Fuente.** Detección de temperatura ejecutado en Spyder



**Figura 102.** O.S.4 Sujeto de estudio 4  
**Fuente.** Detección de temperatura (TG165-X)  
 Temperatura=38.19°C



**Figura 104.** O.S.4 Sujeto de estudio 5  
**Fuente.** Detección de temperatura (TG165-X)  
 Temperatura=37.24°C



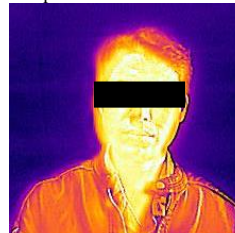
**Figura 106.** O.S.4 Sujeto de estudio 6  
**Fuente.** Detección de temperatura (TG165-X)  
 Temperatura=37.48°C



**Figura 108.** O.S.4 Sujeto de estudio 7  
**Fuente.** Detección de temperatura (TG165-X)  
 Temperatura=37.38°C



**Figura 110.** O.S.4 Sujeto de estudio 8  
**Fuente.** Detección de temperatura (TG165-X)  
 Temperatura=37.61°C



**Figura 112.** O.S.4 Sujeto de estudio 9  
**Fuente.** Detección de temperatura (TG165-X)

37.1°C 0.064845971

37.9°C 0.042485292

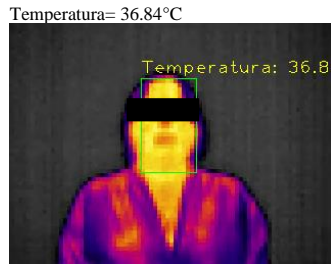
37.2°C 0.006708204

37.6°C 0.02236068

37.3°C 0.029068884

37.5°C 0.040249224





**Figura 113.** T.E Sujeto de estudio 10  
**Fuente.** Detección de temperatura ejecutado en Spyder

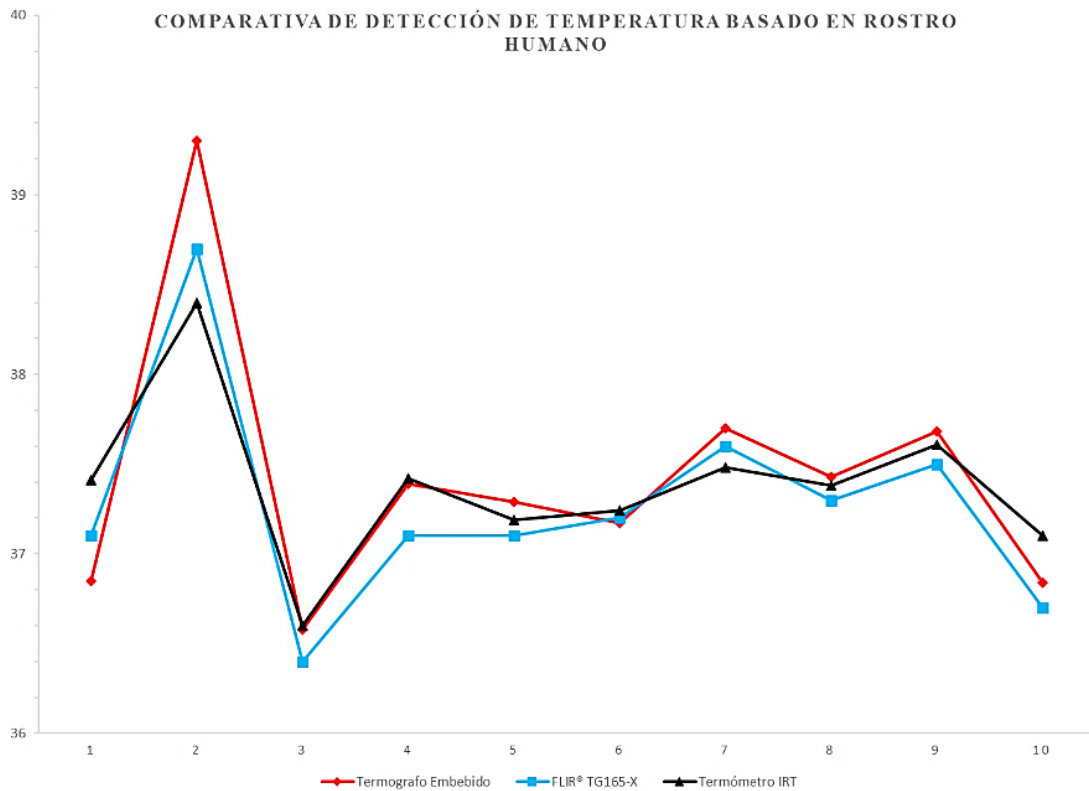


**Figura 114.** O.S.4 Sujeto de estudio 10  
**Fuente.** Detección de temperatura (TG165-X)

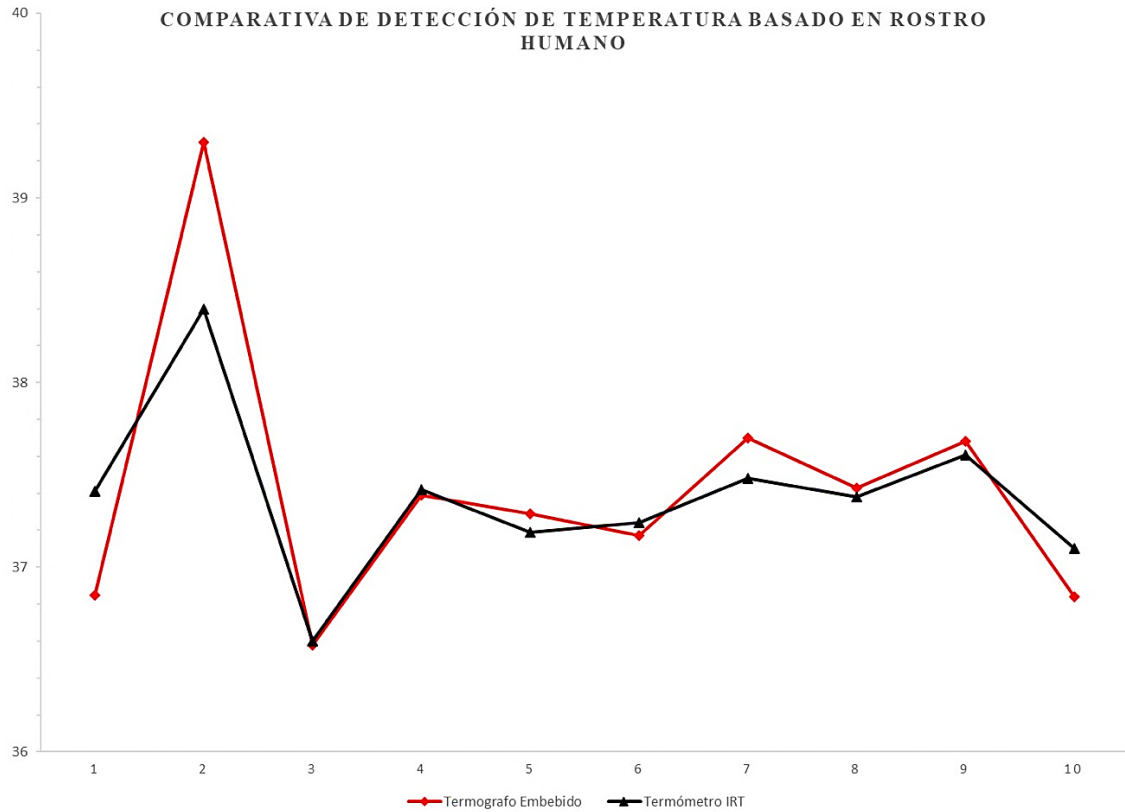
36.7°C 0.031304952

**Fuente:** Elaboración propia con base en procesamiento de termógrafo embebido

El procesamiento de la escena térmica se basa en el sistema embebido, que procesa la temperatura concentrada en el rostro y produce un error porcentual de 0.467338209, manteniendo el umbral de error en el sistema, como se muestra en la Figura 115 y 116.

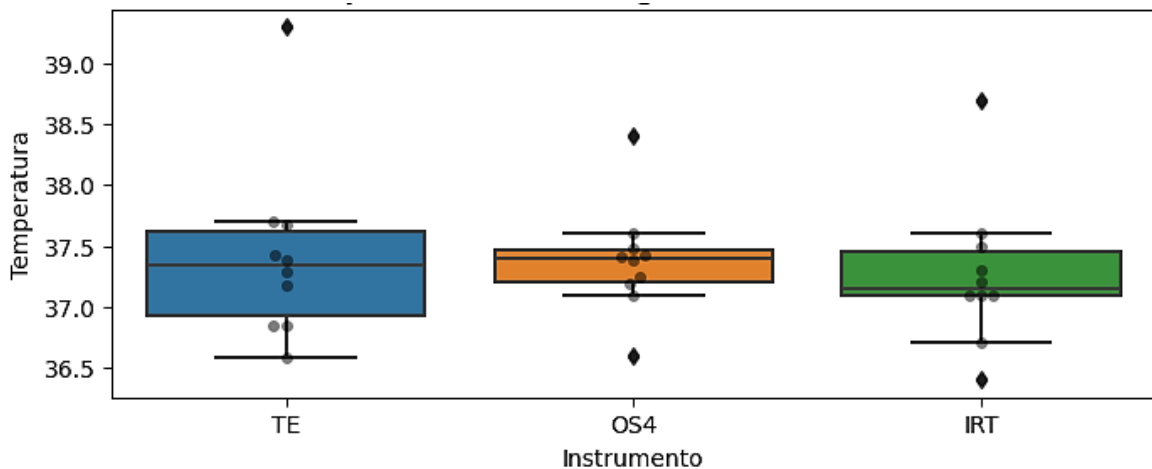


**Figura 115.** Comparativa del Error obtenida al procesar temperaturas en rostro humano  
**Fuente.** Detección de temperatura ejecutado en Spyder



**Figura 116.** Comparativa entre el termógrafo Embebido y termómetro IRT en la determinación de temperatura  
**Fuente.** Detección de temperatura ejecutado en Spyder

Se utilizaron métodos estadísticos *ANOVA* de dos vías y prueba *post-hoc* pair wise t-test para probar el rendimiento del termógrafo incorporado, que se resumen en la Figura 117 y la Tabla 29.



**Figura 117.** Prueba de *ANOVA* de dos vías aplicada a 10 Objetos de Estudio  
**Fuente.** Detección de temperatura ejecutado en Spyder

**Tabla 29.** Prueba de ANOVA de dos vías

Fuente	SS	DF	MS	F	p-unc	p-GG-corr	ng2	eps	sphericity	W-spher	p-spher
Instrumento	0.125927	2	0.062963	1.641396	0.221409	0.231727	0.012013	0.605941	False	0.349673	0.01495
Error	0.690473	18	0.03836	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN

**Nota:** SS=Suma de Cuadrados, DF=Grados de libertad, MS=Media cuadrática, F=Distribución F de Fisher-Snedecor. p-unc=Valor p incorrecto. p-GG-corr=Valor p corregido. np2=eta parcial al cuadrado. eps=Índice de esfericidad. sphericity=esfericidad de los datos (booleano). W-spher=Estadística de la prueba de esfericidad. p-spher=valor p de la prueba de esfericidad

La prueba ANOVA de dos vías no encuentra diferencias significativas en las temperaturas de los Objetos TE y OS4 *versus* el instrumento IRT ( $p > 0.05$ ), siendo el tamaño del efecto mayor con base a la suma de cuadrados SS de los 3 instrumentos de medición (0.12%). Esto determina que entre todas las mediciones existe un error de 0.69% ( $p > 0.05$ ), debido a que los objetos de estudio son distintos y existen algunos cuyo error sigue requiriendo un proceso de eliminación de ruido, con esto el principio de esfericidad ( $\text{eps} < 1$ ) no se cumple ( $\text{sphericity} = \text{False}$ ), por lo que hay que eliminar el ruido con procesos estocásticos para lograr un valor *p-value* corregido, es decir, que la variable temperatura de cada instrumento incluya datos espaciales en el tiempo ( $n$  muestras  $x$  segundo). La posterior comparación dos a dos por *t-student* con la prueba de bondad de ajuste *holm* muestra diferencias significativas entre los instrumentos de medición Termómetro IRT (IRT), la cámara térmica infrarroja comercial FLIR TG165-X® (OS4), y el Termógrafo Embebido implementado (TE) como lo describe la Tabla 30.

**Tabla 30.** Prueba *post-hoc* pairwise *t-test*

Contrast	A	B	Paired	Parametric	T	dof	alternative	p-unc	p-corr	p-adjust	BF10	hedges
Instrumento	IRT	OS4	True	True	-1.687821	9	two-sided	0.125717	0.251434	holm	0.896	-0.200792
Instrumento	IRT	TE	True	True	-2.237534	9	two-sided	0.052052	0.156157	holm	1.71	-0.213132
Instrumento	OS4	TE	True	True	-0.339792	9	two-sided	0.741808	0.741808	holm	0.325	-0.061539

**Nota:** Contrast=Variable. A=primera Medida. B= Segunda medida. Paired= indica si las dos mediciones son emparejadas o independientes. Parametric= indica si se han utilizado pruebas (no) paramétricas. T= Estadístico T (sólo si paramétrico=Verdadero). dof= grados de libertad (sólo si paramétrico=Verdadero). alternative= cola de la prueba. p-unc= Valores p no corregidos. p-corr= Valores p corregidos. p-adjust= método de corrección de p-valores. BF10=Factor de Bayes. Hedges= tamaño del efecto (o cualquier tamaño del efecto definido en *effsize*).

En la prueba de comparaciones múltiples *pair wise ANOVA* multifactorial se visualiza una correlación entre el termógrafo embebido y la cámara térmica infrarroja comercial FLIR TG165-X® (37.383 - 37.423°C, respectivamente), estadísticamente significativa ( $p\text{-value} < 0.05$ ). Esto se puede deber a que ambos instrumentos procesan la temperatura respecto al espectro térmico, el proceso de ajuste es el dictado por el ajuste

de Bonferroni, que consiste en realizar un *t-test* para todas las comparaciones y ordenarlas de menor a mayor *p-value*. El nivel de significancia para la primera comparación (la que tiene menor *p-value*) se corrige dividiéndolo entre el número total de comparaciones, si tras la corrección no resulta significativo, se detiene el proceso. Si lo es, se corrige el nivel de significancia de la siguiente comparación (segundo menor *p-value*) dividiendo entre el número de comparaciones menos uno. El proceso se repite hasta detenerse cuando la comparación ya no sea significativa. También se realizó la prueba de *Tukey-Kramer*, *Honest Significant Difference (HSD)* *Tukey's test* es muy similar a un *t-test*, excepto que corrige el *experiment wise error rate*. Esto lo consigue empleando un estadístico que sigue una distribución llamada *studentized range distribution* en lugar de una *t-distribution*. En la Tabla 31 se muestra las diferencias entre los diferentes instrumentos de medición de la temperatura (IRT vs OS4; IRT vs TE y OS4 vs TE) arrojando diferencias no significativas partiendo del valor *p-tukey*.

**Tabla 31.** Prueba Post-hoc Test de *Tukey-Kramer*

	A	B	mean(A)	mean(B)	diff	se	T	p-tukey	hedges
0	IRT	OS4	37.27	37.383	-0.113	0.277	-0.408	0.913	-0.201
1	IRT	TE	37.27	37.423	-0.153	0.277	-0.552	0.846	-0.213
2	OS4	TE	37.383	37.423	-0.04	0.277	-0.144	0.989	-0.062

**Nota:** A=Nombre de la primera medida. B=Nombre de la segunda medida. mean(A)=Media de la primera medición. mean(B)=Media de la segunda medición. diff=Diferencia de medias (= media(A) - media(B)). se=Error estándar. T= Valores T. p-tukey=Valores p corregidos Tukey-HSD. hedges=Tamaño del efecto Hedges (o cualquier tamaño del efecto definido en *effsize*)

Al analizar la desviación estándar de la temperatura de cada instrumento se puede visualizar un porcentaje de error pequeño, observando que los estudiantes analizados tienen una temperatura media en el rango de temperatura corporal normal o sin fiebre.

**Tabla 32.** Porcentaje de error por instrumento

Instrumento	Media	Desviación Estándar	Error
IRT	37.27	0.612917	0.19382137
OS4	37.383	0.453163	0.14330272
TE	37.423	0.754808	0.23869125

**Fuente:** Elaboración propia con base en procesamiento de Termógrafo Embebido

Basado en la naturaleza de los datos no normales, se realiza un segundo análisis, mediante la prueba de *Friedman*, utilizada para verificar la coherencia entre muestras de diferentes fuentes de datos de esta naturaleza, resultando en:

**Tabla 33.** Test de Friedman y Kruskal-W

	Estadístico	Valor de (p)
Friedman	5.400	0.0672
Kruskal-W	0.7739	0.6790

**Fuente:** Elaboración propia con base en procesamiento de Termógrafo Embebido

Se obtuvo un valor de  $p > 0.05$ , por lo que se cumple la hipótesis nula, donde el termógrafo embebido no tiene un cambio significativo respecto a los otros instrumentos, así mismo se deduce que requiere del proceso de ajuste de los valores de temperatura en función del tiempo, por otro lado, se realiza el análisis de *Kruskal-Wallis* Prueba U de *Mann-Whitney-Wilcoxon* (U-test), en el primer caso existe diferencia entre las mediciones observadas, aceptando la hipótesis de ajuste del parámetro de temperatura, la correlación observada entre los instrumentos Termómetro IRT y el termógrafo incorporado con la prueba de Wilcoxon (prueba U) se obtiene una  $p=0.7739$ , lo que confirma la hipótesis del proceso estocástico de corrección de datos.

**Tabla 34.** Test U de *Mann-Whitney-Wilcoxon*

	Instrumento 1	Instrumento 2	Estadístico	Valor de (p)
1	TE	OS4	612.0	0.4363
2	TE	IRT	658.0	0.7786
3	OS4	IRT	682.5	0.9870

**Fuente:** Elaboración propia con base en procesamiento de Termógrafo Embebido

#### 4.2.2 Temperatura basada en características del rostro prueba con 70 individuos

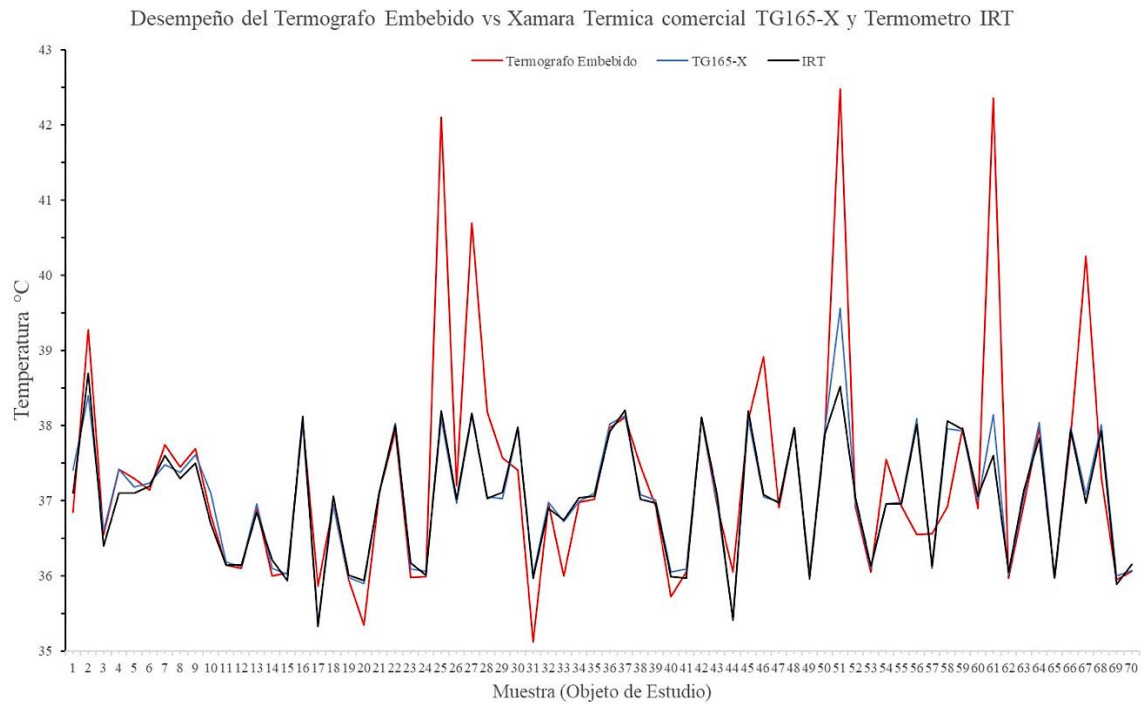
En esta prueba se procesaron y registraron un total de 80 individuos, de los cuales fueron eliminados un total de 10 debido a la dificultad para procesar el rostro en la escena térmica por movimientos irregulares del sujeto de prueba o malas prácticas al tocarse el rostro, el cabello, la frente, el cubrebocas y/o el uso de lentes. Se muestran resultados para 70 individuos, los cuales muestran todos los criterios de selección requeridos para llevar a cabo los procedimientos ( $n = 70$ ).

**Tabla 35.** Procesamiento de la temperatura 70 muestras

NO	Termógrafo Embebido	Cámara TG165-X	Termómetro IRT	NO	Termógrafo Embebido	Cámara TG165-X	Termómetro IRT
1	36.85	37.41	37.10	36	37.97	38.02	37.921
2	39.28	38.40	38.70	37	38.11	38.13	38.203
3	36.56	36.60	36.40	38	37.47	37.08	37.021
4	37.42	37.42	37.1	39	36.93	37.02	36.97
5	37.30	37.19	37.1	40	35.73	36.06	35.987
6	37.15	37.24	37.2	41	36.06	36.09	35.968
7	37.75	37.48	37.6	42	38.10	38.10	38.117
8	37.45	37.38	37.3	43	36.96	37.00	37.094
9	37.69	37.61	37.5	44	36.05	35.43	35.413
10	36.81	37.10	36.7	45	38.07	38.10	38.192
11	36.15	36.19	36.148	46	38.92	37.05	37.079
12	36.11	36.13	36.15	47	36.91	36.99	36.973
13	36.92	36.96	36.851	48	37.97	37.96	37.974
14	36.00	36.11	36.221	49	36.02	36.00	35.966
15	36.04	36.02	35.938	50	37.89	37.95	37.888
16	38.06	38.03	38.126	51	42.49	39.56	38.52
17	35.87	35.39	35.333	52	36.92	36.98	37.044
18	36.95	36.95	37.061	53	36.05	36.11	36.132
19	35.95	35.98	36.015	54	37.55	36.96	36.966
20	35.35	35.90	35.943	55	36.94	36.99	36.966
21	37.10	37.11	37.119	56	36.55	38.09	38.011

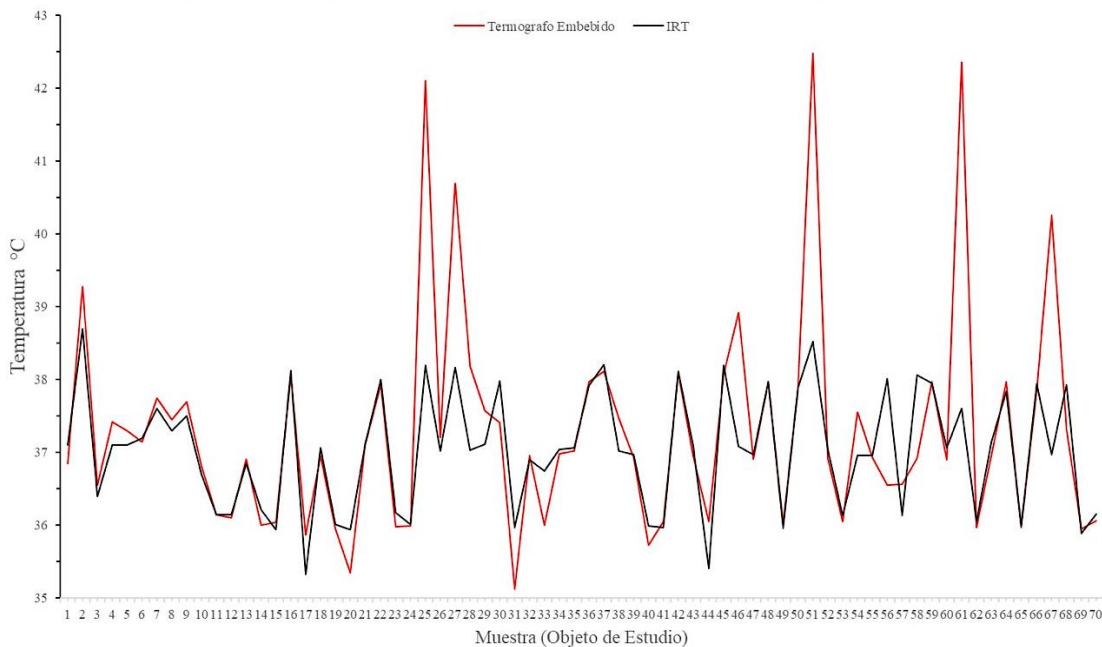
22	37.93	38.03	38.005	57	36.56	36.10	36.134
23	35.98	36.09	36.176	58	36.92	37.96	38.063
24	35.99	36.07	36.015	59	37.97	37.94	37.953
25	42.11	38.10	38.199	60	36.90	36.99	37.064
26	37.21	36.97	37.018	61	42.36	38.15	37.602
27	40.70	38.13	38.169	62	35.97	36.01	36.057
28	38.18	37.05	37.034	63	36.96	37.06	37.14
29	37.58	37.03	37.115	64	37.97	38.05	37.837
30	37.41	37.96	37.985	65	35.97	35.99	35.978
31	35.13	36.01	35.97	66	37.85	37.98	37.938
32	36.97	36.99	36.905	67	40.25	37.09	36.971
33	36.01	36.72	36.751	68	37.32	38.01	37.933
34	36.98	36.99	37.044	69	35.95	36.00	35.892
35	37.02	37.10	37.066	70	36.07	36.07	36.152

**Fuente:** Elaboración propia con base en procesamiento de Termógrafo Embebido

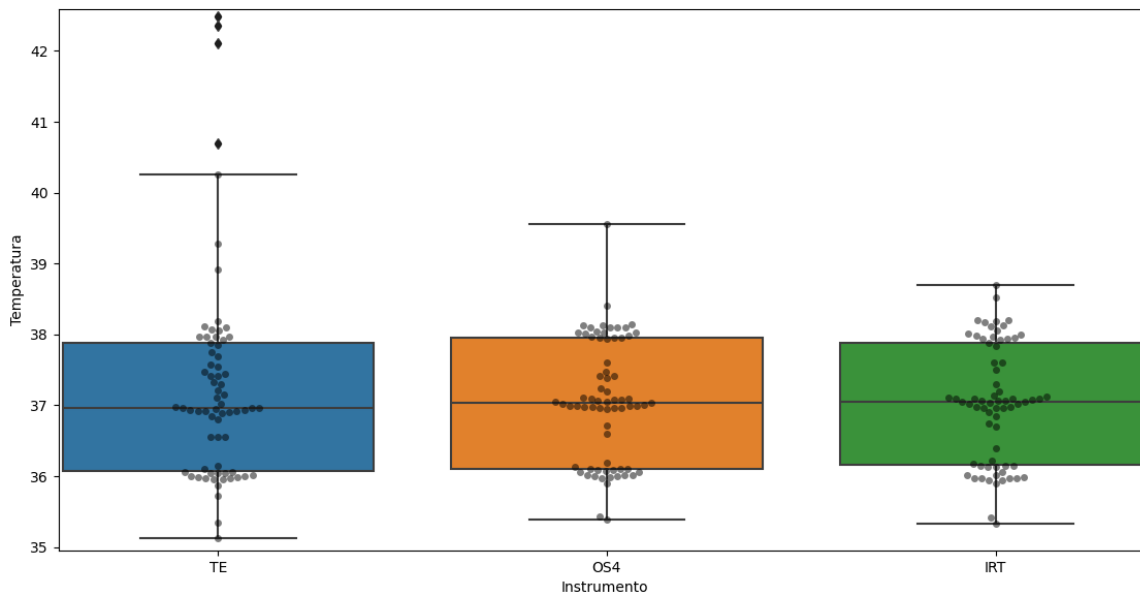


**Figura 118.** Comparativa del Error obtenida al procesar Temperaturas en Rostro Humano con 70 muestras  
**Fuente.** Detección de temperatura ejecutado en Spyder

Desempeño del Termografo Embebido vs Xamara Termica comercial TG165-X y Termometro IRT



**Figura 119.** Comparativa entre el termógrafo Embebido y termómetro IRT con 70 muestras  
**Fuente.** Detección de temperatura ejecutado en Spyder



**Figura 120.** Prueba de ANOVA aplicada a 70 Objetos de Estudio  
**Fuente.** Detección de temperatura ejecutado en Spyder

**Tabla 36.** Prueba de ANOVA de dos vías

Fuente	SS	DF	MS	F	p-unc	p-GG-corr	ng2	eps	sphericity	W-spher	p-spher
Instrumento	2.834	2	1.417	3.896	0.023	0.051	0.011	0.518	False	0.069	0
Error	50.196	138	0.364	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN

**Nota:** SS=Suma de Cuadrados, DF=Grados de libertad, MS=Media cuadrática, F=Distribución F de Fisher-Snedecor. p-unc=Valor p incorrecto. p-GG-corr=Valor p corregido. np2=eta parcial al cuadrado. eps=Índice de esfericidad. sphericity=esfericidad de los datos (booleano). W-spher=Estadística de la prueba de esfericidad. p-spher=valor p de la prueba de esfericidad

Del análisis ANOVA descrito en la Tabla 37 se puede observar que hay un aumento en el error, esto se debe a la contaminación en las mediciones debido a que el escenario presento una mayor radiación solar al momento de almacenar las muestras, también es importante mencionar que hasta el momento no se han incluido técnicas de ajuste o filtrado de datos, como el Filtro de Kalman o Media Móvil descritas anteriormente, debido a que la hipótesis analiza la temperatura promedio entre los puntos clave del rostro. Por otro lado, el preprocesamiento de los datos térmicos podría ayudar a proporcionar tres escalas: hipotermia por debajo de 35.5°C, una temperatura normal de 35.6°C a 37.5°C e hipotermia por encima de 38°C.

**Tabla 37.** Prueba *Post-hoc* pairwise t-test

Contrast	A	B	Paired	Parametric	T	dof	alternative	p-unc	p-corr	p-adjust	BF10	hedges
Instrumento	IRT	OS4	True	True	-1.853725	69.0	two-sided	0.068054	0.130103	holm	0.661	-0.045737
Instrumento	IRT	TE	True	True	-2.058021	69.0	two-sided	0.043368	0.130103	holm	0.953	-0.218164
Instrumento	OS4	TE	True	True	-1.876744	69.0	two-sided	0.064782	0.130103	holm	0.688	-0.184518

**Nota:** Contrast=Variable. A=primera Medida. B= Segunda medida. Paired= indica si las dos mediciones son emparejadas o independientes. Parametric= indica si se han utilizado pruebas (no) paramétricas. T= Estadístico T (sólo si paramétrico=Verdadero). dof= grados de libertad (sólo si paramétrico=Verdadero). alternative= cola de la prueba. p-unc= Valores p no corregidos. p-corr= Valores p corregidos. p-adjust= método de corrección de p-valores. BF10=Factor de Bayes. Hedges= tamaño del efecto (o cualquier tamaño del efecto definido en effsize).

En la Tabla 36 se describe la prueba de *Tukey-Kramer* en la cual se observa una correlación entre el termógrafo embebido y el termógrafo IRT, obteniendo un error de 0.263% entre la media A y la media B, lo que demuestra que el instrumento presenta una contaminación del medio, pero esta no repercute en el desempeño del Termógrafo, por lo que se muestra una correlación entre estos dos instrumentos. En la Tabla 38 se muestran las medias y varianza.

**Tabla 38.** Prueba *Post-hoc* Test de Tukey con 70 individuos

A	B	Media(A)	Media(B)	Diferencia	se	T	p-tukey	hedges
IRT	OS4	37.031	37.070	-0.039	0.186	-0.208	0.976	-0.046
IRT	TE	37.031	37.295	-0.263	0.186	-1.419	0.333	-0.218
OS4	TE	37.070	37.295	-0.225	0.186	-1.211	0.448	-0.185

**Nota:** A=Nombre de la primera medida. B=Nombre de la segunda medida. mean(A)=Media de la primera medición. mean(B)=Media de la segunda medición. diff=Diferencia de medias (= media(A) - media(B)). se=Error estándar. T= Valores T. p-tukey=Valores p corregidos Tukey-HSD. hedges=Tamaño del efecto Hedges (o cualquier tamaño del efecto definido en effsize)

**Tabla 39.** Porcentaje de error por instrumento

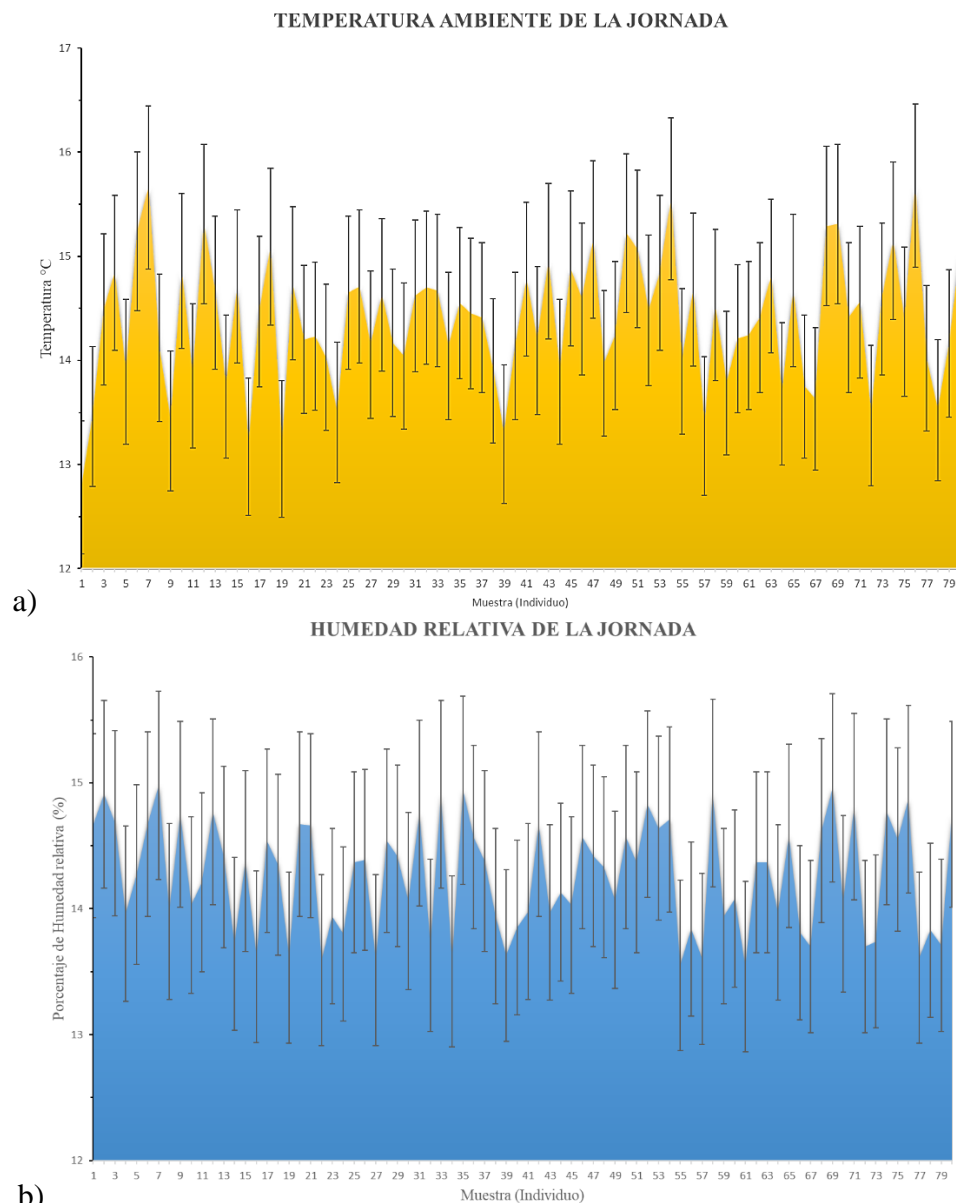
Instrumento	Media	Desviación std	Error
IRT	37.031086	0.825151	0.09862441
OS4	37.069743	0.855781	0.10228539
TE	37.294571	1.48483	0.17747113

**Fuente:** Elaboración propia con base en procesamiento de Termógrafo Embebido



#### 4.2.2 Temperatura basada en características del rostro sin fiebre

En esta sección la muestra total de individuos fue considerada con base a aquellos individuos que presentaron valores de temperatura de al menos  $36^{\circ}\text{C}$  y no superior a  $38^{\circ}\text{C}$  ( $n = 37$ ). Es importante tener en cuenta que la temperatura del ambiente el día que se recopilaron el conjunto de datos, fue de  $12.5^{\circ}\text{C}$  hasta  $16.5^{\circ}\text{C}$  y una humedad relativa de un 12-16% considerando un 5% de margen de error por el sensor, como se muestra en la Figura 121.

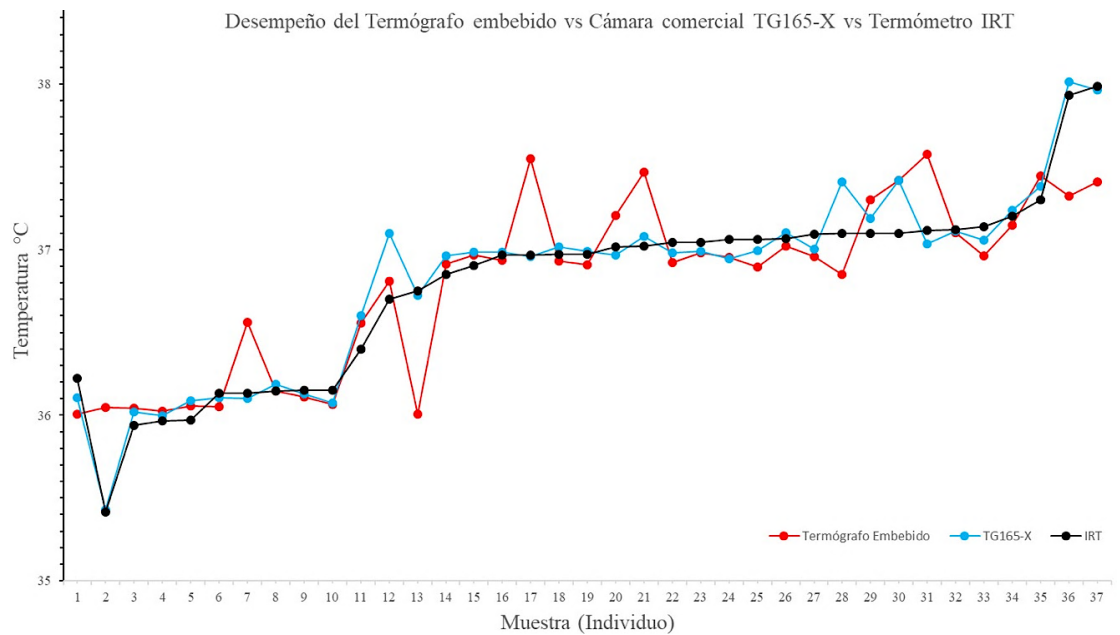


**Figura 121.** Condiciones ambientales de obtención del *dataset* a) Temperatura b) Humedad relativa  
**Fuente.** Detección de temperatura ejecutado en Spyder

**Tabla 40.** Procesamiento de la temperatura 37 muestras

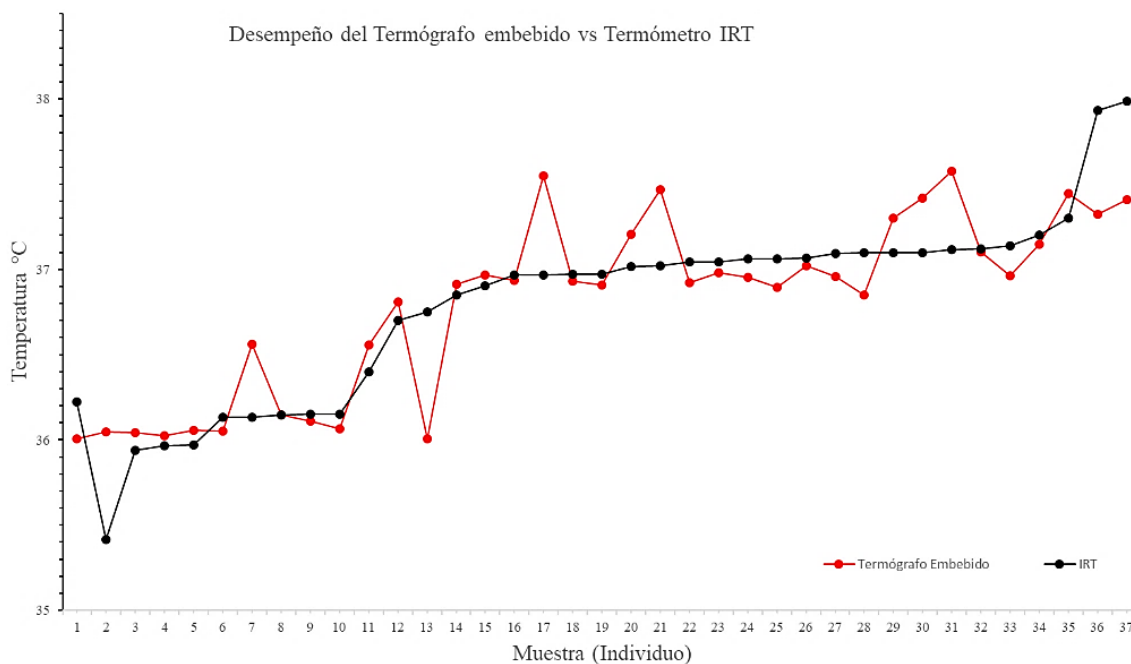
NO	Termógrafo Embebido	Cámara TG165-X	Termómetro IRT
1	36.00	36.11	36.22
2	36.05	35.43	35.41
3	36.04	36.02	35.93
4	36.02	36.00	35.96
5	36.06	36.09	35.96
6	36.05	36.11	36.13
7	36.56	36.10	36.13
8	36.15	36.19	36.14
9	36.11	36.13	36.15
10	36.07	36.07	36.15
11	36.56	36.60	36.40
12	36.81	37.10	36.70
13	36.01	36.72	36.75
14	36.92	36.96	36.85
15	36.97	36.99	36.90
16	36.94	36.99	36.96
17	37.55	36.96	36.96
18	36.93	37.02	36.97
19	36.91	36.99	36.97
20	37.21	36.97	37.01
21	37.47	37.08	37.02
22	36.92	36.98	37.04
23	36.98	36.99	37.04
24	36.95	36.95	37.06
25	36.90	36.99	37.06
26	37.02	37.10	37.06
27	36.96	37.00	37.09
28	36.85	37.41	37.10
29	37.30	37.19	37.10
30	37.42	37.42	37.10
31	37.58	37.03	37.11
32	37.10	37.11	37.11
33	36.96	37.06	37.14
34	37.15	37.24	37.20
35	37.45	37.38	37.30
36	37.32	38.01	37.93
37	37.41	37.96	37.98

**Fuente:** Elaboración propia con base en procesamiento de Termógrafo Embebido



**Figura 122.** Desempeño del Termógrafo Embebido con 37 muestras

**Fuente.** Detección de temperatura ejecutado en Spyder



**Figura 123.** Desempeño del Termógrafo Embebido vs Termómetro IRT con 37 muestras  
**Fuente.** Detección de temperatura ejecutado en Spyder

Para determinar si los datos procesados por los instrumentos realizan su función específica, se someten a tres métodos: i) Prueba de normalidad de Shapiro-Wilk, la cual en este caso específico es rechazada debido a que el ensayo no se puede realizar a una sola persona, y a la naturaleza de los datos de temperatura. ii) Dispersión de los datos, esto mediante la prueba de homocedasticidad, que asegura que los datos están dentro de un espacio de búsqueda existente, y iii) dispersión de varianzas, los cuales muestra el error que existe entre las medias de los datos y si son viables para procesar temperaturas, los datos obtenidos aplicados a estos métodos se presentan en las Tablas 41 - 43.

**Tabla 41.** Prueba de normalidad de Shapiro-Wilk

Instrumento	W	pval	Normalidad
TE	0.882999	0.001027	False
OS4	0.904593	0.003964	False
IRT	0.898126	0.002615	False

**Fuente:** Elaboración propia con base en procesamiento de Termógrafo Embebido

**Tabla 42.** Prueba de homocedasticidad mediante Levene

Método	W	pval	equal_var
levene	0.000049	0.999951	True

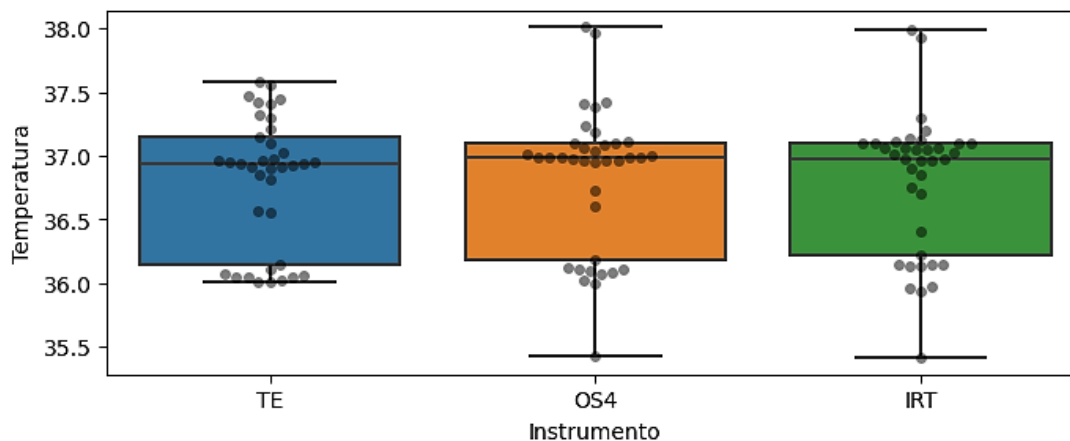
**Fuente:** Elaboración propia con base en procesamiento de Termógrafo Embebido

**Tabla 43.** Error y desviación estándar con 37 muestras

Instrumento	Media	Desviación std	Error
IRT	36.789405	0.553722	0.09103134
OS4	36.822676	0.568072	0.09339046
TE	36.800797	0.51754	0.08508305

**Fuente:** Elaboración propia con base en procesamiento de Termógrafo Embebido

Debido a la homogeneidad de varianzas, también conocido como supuesto de homocedasticidad, considera que la varianza es constante (no varía) en los diferentes niveles de un factor, es decir, entre diferentes grupos se considera una buena vía para procesar datos térmicos, así mismo, aunque la prueba de normalidad no es válida por el método Shapiro-Wilk por lo que se procesa el análisis ANOVA de dos vías.



**Figura 124.** Test ANOVA de dos vías aplicada a 37 Elementos  
**Fuente.** Detección de temperatura ejecutado en Spyder

**Tabla 44.** Prueba de ANOVA de dos vías 37 muestras

Fuente	SS	DF	MS	F	p-unc	p-GG-corr	ng2	eps	Esfericidad	W-spher	p-spher
Instrumento	0.021	2	0.011	0.334	0.717	0.614	0.001	0.622	False	0.392	0
Error	2.278	72	0.032	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN

**Nota:** SS=Suma de Cuadrados, DF=Grados de libertad, MS=Media cuadrática, F=Distribución F de Fisher-Snedecor. p-unc=Valor p incorrecto. p-GG-corr=Valor p corregido. np2=eta parcial al cuadrado. eps=Índice de esfericidad. sphericity=esfericidad de los datos (booleano). W-spher=Estadística de la prueba de esfericidad. p-spher=valor p de la prueba de esfericidad

A partir de la prueba ANOVA se puede observar que con la delimitación de intervalos de temperatura a hipotermia, temperatura corporal e hipertermia o fiebre se puede generar una mejora en la determinación de temperatura, así el punto anterior con un error de 50% se reduce a 2.78%, aunque la prueba aún arroja una incorporación de un método de ajuste previo, así mismo se visualiza la correlación entre los instrumentos de medición, destacando que el procesamiento de temperatura con el termógrafo embebido tiene una mayor relación con la temperatura real, con diferencia de 0.011.

**Tabla 45.** Prueba Post-hoc Test de Tukey con 37 muestras

A	B	Media(A)	Media(B)	Diferencia	se	T	p-tukey	hedges
IRT	OS4	36.789	36.823	-0.033	0.127	-0.262	0.963	-0.059
IRT	TE	36.789	36.801	-0.011	0.127	-0.09	0.996	-0.021
OS4	TE	36.823	36.801	0.022	0.127	0.172	0.984	0.04

**Nota:** A=Nombre de la primera medida. B=Nombre de la segunda medida. mean(A)=Media de la primera medición. mean(B)=Media de la segunda medición. diff=Diferencia de medias (= media(A) - media(B)). se=Error estándar. T=Valores T. p-tukey=Valores p corregidos Tukey-HSD. hedges=Tamaño del efecto Hedges (o cualquier tamaño del efecto definido en effsize)

Basado en la naturaleza de normalidad de los datos, se realiza un segundo análisis con el conjunto de datos, mediante la prueba de *Friedman con  $p=0.0854$* , y *Kruskal-Wallis* donde se obtiene una  $p=0.8160$  se infiere que los instrumentos no tienen un cambio significativo aceptando la Hipótesis nula que los instrumentos miden de manera semejante, lo que indica que el instrumento cumple con su tarea.

**Tabla 46.** Test de Friedman y Kruskal-W

	Estadístico	Valor de (p)
Friedman	4.9189	0.0854
Kruskal-W	0.4065	0.8160

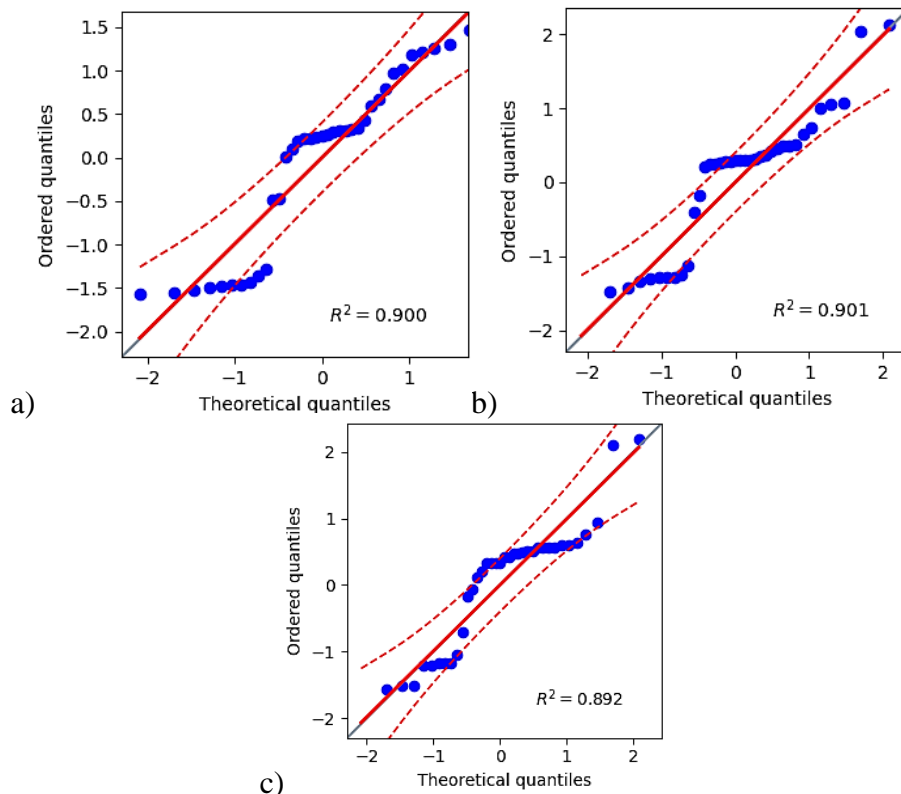
**Fuente:** Elaboración propia con base en procesamiento de Termógrafo Embebido

**Tabla 47.** Test U de *Mann-Whitney-Wilcoxon*

	Instrumento 1	Instrumento 2	Estadístico	Valor de (p)
1	TE	OS4	612.0	0.4363
2	TE	IRT	658.0	0.7786
3	OS4	IRT	682.5	0.9870

**Fuente:** Elaboración propia con base en procesamiento de Termógrafo Embebido

A partir de los resultados antes obtenidos se analizó el comportamiento de los datos respecto a la referencia de temperatura, para esto se hizo uso de q-qplots, que representa un análisis Cuantil-Cuantil el cual permite observar cuan cerca está la distribución de un conjunto de datos a alguna distribución ideal o comparar la distribución de datos.



**Figura 125.** Análisis Cuantil-Cuantil de: a) Termógrafo embebido b) Cámara térmica c) Termómetro IRT  
**Fuente.** Detección de temperatura ejecutado en Spyder

### 4.3 Procesamiento y reconocimiento del rostro

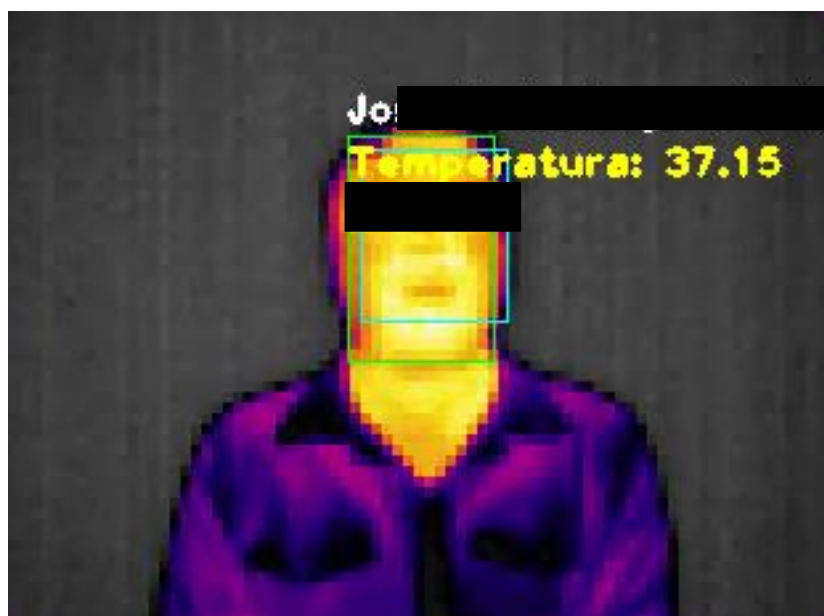
El procesamiento del conjunto de datos parte de un *dataset* conformado por 80 estudiantes universitarios con 300 imágenes RGB cada uno y un clip de video de 60 segundos provenientes del espectro térmico, con la capacidad de extraer 100 imágenes térmicas del rostro. Las imágenes que el sistema analiza y luego entrena forman parte de este conjunto de datos o Trust Faces, y los rostros que no están en la base de datos se reconocen como personas “desconocidas”. Es importante mencionar que se decidió incluirlos en el registro inicial debido a que los cambios en el entorno tienen un gran impacto al reconocer un rostro, por lo que se procesan en la escena con fondo negro para aumentar la precisión y confianza que generaría el sistema de reconocimiento facial. En la Figura 8 se muestra el análisis de un rostro térmico con un nivel de confianza de ~45%, en este contexto el nivel de confianza del algoritmo se establece en valores inferiores a 80; esto significa que todas las caras que detecte que excedan este valor devolverán una advertencia "No reconocido", así mismo se muestra un rostro reconocido con un nivel de confianza de 92%, donde se conecta con el repositorio o *dataset*, para extraer a el nombre y almacenar las temperaturas resultantes.



**Figura 126.** Identificación de rostro térmico en sistema pre-entrenado  
**Fuente.** Detección de temperatura ejecutado en Termógrafo Embebido.



**Figura 127.** Identificación de rostro erróneo  
**Fuente.** Detección de temperatura ejecutado en Termógrafo Embebido.



**Figura 128.** Identificación de Rostro y temperatura en sistema entrenado.  
**Fuente.** Detección de temperatura ejecutado en Termógrafo Embebido.

Para comprender el rendimiento del sistema integrado, se llevaron a cabo pruebas a diferentes distancias con diferentes objetos, como cubrebocas, lentes y gafas de sol, revelando que los últimos imposibilitan el reconocimiento de un rostro, por lo que el conjunto de datos se completó con imágenes térmicas del rostro sin objetos de bloqueo, a continuación, se muestra una tabla de variaciones de los niveles de confianza alcanzados del rostro en la escena térmica.

**Tabla 48.** Niveles de confianza en escena térmica

n	Característica del sistema	Niveles de confianza inicial	Niveles de confianza final
<b>2 individuos</b>	Sistema pre-entrenado	72,23	69,84
	Sistema entrenado	72,64	70,21
	Escena con rostro térmico con objetos pre-entrenado (lentes, cubrebocas, bloqueo de rostro)	5-10 (no recomendable)	
	Escena con rostro térmico con objetos entrenado (lentes, cubrebocas, bloqueo de rostro)		
<b>5 individuos</b>	Sistema pre-entrenado	61.2	68.3
	Sistema entrenado	61.2	68.3
	Escena con rostro térmico con objetos pre-entrenado (lentes, cubrebocas, bloqueo de rostro)	3-5 (no recomendable)	
	Escena con rostro térmico con objetos entrenado (lentes, cubrebocas, bloqueo de rostro)		
<b>10 individuos</b>	Sistema pre-entrenado	43.25	51.36
	Sistema entrenado	45.24	53.62
	Escena con rostro térmico con objetos pre-entrenado (lentes, cubrebocas, bloqueo de rostro)	3-5 (no recomendable)	
	Escena con rostro térmico con objetos entrenado (lentes, cubrebocas, bloqueo de rostro)		
<b>50 individuos</b>	Sistema pre-entrenado	30.23	31.54
	Sistema entrenado	34.20	34.50
	Escena con rostro térmico con objetos pre-entrenado (lentes, cubrebocas, bloqueo de rostro)	2-5 (no recomendable)	
	Escena con rostro térmico con objetos entrenado (lentes, cubrebocas, bloqueo de rostro)		

**Fuente:** Elaboración propia con base en procesamiento de Termógrafo Embebido

En este estudio, el análisis facial se realizó basándose en un conjunto de datos térmicos. En este contexto, el método permite el análisis de un historial de rostros térmicos de estudiantes universitarios.

Es importante mencionar que este procedimiento se limita a la intensidad de los colores, por lo que debido a la baja confiabilidad en cuanto al número de muestras y el alto porcentaje de errores al probar la validación de los datos se realizó un procesamiento con un limitado número de muestras, que además de realizar el proceso térmico lo combina con un RGB para una superposición de escenas y lograr un reconocimiento con mayor efectividad.

Este proyecto se realizó un primer acercamiento realizado con base en tres algoritmos clásicos de reconocimiento facial en escenas térmicas como: EigenFaces, Fisherface y Algoritmo LBPH, en este primer enfoque se hizo referencia a la viabilidad de utilizar estos algoritmos midiendo el tiempo de entrenamiento y detección de rostros descrito en la Tabla 49.



**Tabla 49.** Tiempos de entrenamiento

(n)	Característica del sistema	Entrenamiento 1	Entrenamiento 2	Entrenamiento 3
<b>2 individuos</b>	Eigenfaces	21.2179 s	24.4372 s	27.97531 s
	Fisherface	8.38052 s	7.8607 s	9.4980 s
	LBPH	6.2429 s	4.0968 s	4.10812 s
<b>5 individuos</b>	Eigenfaces	372.19374	402.8407 s	399.2559 s
	Fisherface	219.095 s	192.8927 s	216.34321 s
	LBPH	28.57011 s	30.4924 s	29.1270 s
<b>50 individuos</b>	Eigenfaces		~5,766,768.634 s	
	Fisherface	3,874,035.7491 s	3,952,800.6245 s	3,978,936.4792 s
	LBPH	590,3695.2684 s	560,246.5854 s	544,698.1554 s

**Fuente:** Elaboración propia con base en procesamiento de Termógrafo Embebido

#### 4.4 DISCUSIÓN DE LOS RESULTADOS

A partir de la implementación del Filtro de Kalman se puede resumir que es una alternativa predictiva que reduce el tiempo de espera para la determinación de la temperatura. Así mismo se ha comprobado el funcionamiento del sistema empotrado con este filtro a diferentes temperaturas. La estimación precisa de la temperatura mediante el filtro de Kalman proporciona una varianza del 1.48 % y un porcentaje de error entre el 0.35 % y 1.15% lo que resulta un proceso de eliminación de valores extremos.

La mejora del Filtro de Kalman convencional es la selección de la ganancia del filtro con  $\alpha = 1 \times 10^{-7}$ . Por lo que su incorporación en el sistema embebido es factible, ya que resuelve el principal problema de la adquisición de señales de temperatura ruidosas.

Es importante señalar que el uso de dispositivos de gradiente focalizado al centro como el de la cámara térmica comercial Flir TG165X resulta en una alta tasa de error, esto se debe a que centra el procesado de la temperatura a un análisis de media aritmética, cuyo efecto es perjudicial al procesar temperatura, en este contexto el cuerpo humano tiene diferentes temperaturas, como se ve en la Figura 73 donde el objeto de investigación presenta alrededor de 8 gradientes similares en el cuerpo, esto provocará diferentes temperaturas si se utiliza dicha cámara. Por otro lado, es importante argumentar que los elementos externos influyen directamente en el procesamiento de la temperatura, por ejemplo, la intensidad de la luz solar, hecho observado en la creación de conjuntos de datos ya que provoco cambios de temperatura. Se observó que, si un estudiante realiza

actividad física, afecta directamente su temperatura facial, lo que resulta en gradientes mayoritariamente altos en las mejillas y los ojos.

A partir de la incorporación de la técnica de procesamiento de temperatura a través de puntos clave del rostro, existen mejoras por realizar, en primer lugar, la incorporación de un proceso estocástico para el preprocesamiento de temperatura, que debido a la presencia de valores atípicos puede cambiar una medición, como se observó en 4.2.2, donde debido a mediciones por encima de 40°C se obtiene un error superior al 50% por lo que se planea la incorporación de intervalos de medición, cuando presente hipotermia, limitar la medición a medidas consistentes con humanos, así mismo en casos de hipertermia, ya que en algunos casos se muestran perturbaciones por encima de los 48°C.

A partir de las pruebas de *ANOVA* se puede observar que con la delimitación de intervalos de temperatura a hipotermia, temperatura corporal e hipertermia o fiebre se puede generar una mejora en la determinación de temperatura, como el visto en 4.2.3 donde se redujo el porcentaje de error a 2.78%, así mismo podemos visualizar que en ninguno de los casos de estudio se mostraron variaciones superiores a 5%, generando una herramienta útil frente a nuevos retos basados en la determinación de temperatura corporal en humanos.

Al analizar el sistema mediante la *post-hoc* de prueba de Tukey no se observaron correlaciones existentes entre los diferentes modelos experimentales, en este contexto se pudo observar que los instrumentos térmicos tuvieron una mayor correlación en comparación con el termómetro IRT de referencia, por esta razón se crea un mayor nivel de confianza al procesar los valores de temperatura.

En referencia al primer acercamiento que se tuvo con el reconocimiento Facial en imágenes térmicas donde se demuestra que el algoritmo LPBHFaces supera a los algoritmos Fisherfaces y EigenFaces, en primer lugar, tenemos a la cantidad de imágenes utilizadas para su entrenamiento, ya que LPBHFaces requiere una menor cantidad de imágenes térmicas para un mejor entrenamiento así mismo este responderá de manera positiva ~89%, El tiempo de entrenamiento y ejecución son superiores teniendo mejoras significativas mayores a 170% respecto al proceso de validación. La tasa de aciertos es

mejor y se detectaron pocos falsos positivos en comparación al modelo Fisherfaces y EigenFaces.

Es preciso mencionar que el Sistema Embebido fue codificado en Python con librerías de visión artificial como Open CV, Matplotlib, Seaborn, ScikitLearn, Numpy, LandMarkFace entre otras librerías de libre acceso e implementado en un microordenador Raspberry Pi 3 como herramienta potencial para la detección de enfermedades febriles en humanos, así como la incorporación de técnicas de aprendizaje supervisado como el de reconocimiento facial que resulta de utilidad frente a futuras pandemias con resultados de lectura menor a 1.5% de error.

## 5. CONCLUSIONES

El sistema embebido desarrollado cumple con las características de bajo costo de implementación, en primer lugar, el equipo utilizado permite incorporar tecnología de hardware accesible y software libre y de código abierto, como el que se encuentra en el RaspBerry Pi. En segundo lugar, es un nuevo dispositivo que combina un procesador multinúcleo con la capacidad para procesar imágenes térmicas de baja resolución como Flir Lepton®, que está conectado a un GPIO y permite una simbiosis efectiva en el procesamiento de datos. La inclusión de bibliotecas GPL del lenguaje de programación de alto nivel Python permite desarrollar nuevas funcionalidades en el sistema, ejemplo al conectarse a través de varios puertos lógicos, implementados mediante el DBMS María DB, que sirvió como almacén de datos seguro. Por otra parte, el uso de esta tecnología multinúcleo habilitada con puertos lógicos como SSH permite manipular el equipo a largas distancias, por medio de VNC y/o XRDP. También permite incorporar nuevas funcionalidades desde la pantalla *touch* del sistema embebido.

El filtro de Kalman resulta ser de suma importancia al incorporarse al ajuste las temperaturas, ya que debido a la naturaleza de las imágenes térmicas estas resultan ser ruidosas y con alta sensibilidad a cambios focalizados de gradiente en la escena térmica, además la correcta elección de los datos de ajuste normaliza la medición de los datos térmicos. Una buena elección del parámetro  $\alpha$  permite atenuar el ruido en mayor medida, reduciendo significativamente los *outliers* por lo que la inclusión del filtro de Kalman, que ha demostrado ser eficaz en el preprocesamiento de datos en una escena térmica focalizada, con un error de 0.35 % y 1.15% con respecto al termómetro de mercurio, que con referencia a Rizkin, et al., (2019) es el instrumento de medición con mayor precisión (Rizkin, et al., 2019).

El conjunto de datos conformado por alumnos universitarios del Centro Universitario UAEM Atlacomulco permitió tener una población de muestras conformada por personas en un mismo rango de edad, sanos, con una nula presencia de comorbilidades que pudieran generar sesgo en los datos, además contribuyo a observar los cambios drásticos en las lecturas de temperatura. En este *dataset* se observó que el rostro desde una perspectiva

térmica presenta una varianza significativa en algunos puntos cuando: i. Se practicó un deporte, ii. Utilizaba algún accesorio de barrera p.e. cubrebocas. iii. Presenta un cuadro infeccioso de SARS-CoV-2. O iv. Existe radiación solar directa en la escena.

Las bibliotecas de código facilitan la adaptación de nuevas técnicas de procesamiento de datos, como la implementada en el procesamiento de puntos clave del rostro para medir temperatura. Lo anterior a que es el área con mayor gradiente de temperatura de acuerdo con la literatura especializada, por lo tanto, contribuyen a abrir nuevas líneas de investigación relacionadas con el procesamiento de imágenes térmicas baja resolución.

La elección de puntos clave del rostro ubicados en la zona ojos-boca resultan importantes. En primer lugar, porque se genera una herramienta específica en la medición térmica en humanos, eliminando posibilidad de encontrar un gradiente erróneo (p.e. una taza de café en la escena o elementos con temperatura que superaran al del humano). Este efecto se describe en la sección 4.2 Figura 93, donde se visualizan múltiples gradientes de la escena, y se soluciona como lo muestra la Figura 94. Esta última se centra en la zona de interés con un error porcentual de 0.349%, y una mejora en la determinación de temperatura (37.07 °C) con porcentaje de error inferior al propuesto en este trabajo (~1.5%), lo que representa una mejora en la determinación de la temperatura en humanos.

La validación de los datos térmicos mediante la prueba estadística arroja que el sistema se comporta de manera similar a los procesos estandarizados de la cámara térmica comercial Flir TG165-X y un termómetro IRT comercial. Se visualizan valores  $p > 0.05$  con  $n=70$ ,  $n=37$  y  $n=10$  muestras, por lo tanto, se comprueba que el dispositivo tiene un funcionamiento similar a las dos referencias concluyendo que el dispositivo puede ser un instrumento fiable de medición, con esto se puede argumentar que debido a que el sistema embebido se comporta de manera similar, o con poca variación respecto al dispositivo comercial con (0.14% al 0.23%) de varianza entre los instrumentos, considerado aceptable para la determinación de temperatura. Por otra parte, las pruebas *post-hoc* muestran las correlaciones entre los instrumentos de medición calibrados comerciales tienen un error promedio que oscila entre el  $< 0.139\%$  lo que representa una herramienta útil en el diagnóstico de fiebre.

Finalmente, este trabajo incluye una fase de reconocimiento facial en el espectro térmico, en la cual se demuestra que el algoritmo LPBHFaces es el método recomendado para el procesamiento de un conjunto de datos robusto, debido a que cuando se entrenan rostros de personas, el tiempo de ejecución y entrenamiento es más corto en comparación con los métodos EigenFaces y Fisherfaces. Cabe señalar que esta fase de reconocimiento facial tiene un área de oportunidad debido a que el nivel de confiabilidad de un reconocimiento exitoso oscila en los 30.23% con un conjunto de datos superior a 50 muestras. No obstante, se presenta como perspectiva futura la elección de un algoritmo de reconocimiento facial eficaz. Algunos otros datos relevantes se muestran en la Tabla 49, por ejemplo, en las pruebas de entrenamiento en donde después de 50 muestras el algoritmo EigenFaces se comporta con un mayor tiempo de entrenamiento el cual oscila entre ~5,766,768.634 s, Fisherface ~3,952,800.6245 s, y LBPH ~590,3695.2684 s. En conclusión, es indispensable sumar recursos en el hardware al sistema embebido propuesto para el reconocimiento facial en el espectro térmico.

## 6. REFERENCIAS

- Alfaro, M. A., 2022. Uso de la tecnología infrarroja (IR) para el mantenimiento de subestaciones con aislamiento de aire convencional (AIS) de alta tensión en Perú. Peru: Universidad Nacional del Callao.
- Alva, J. L. & Alcorta, N. F., 2020. Sistemas Embebidos (Guía metodológica para su desarrollo). Trujillo, Peru: UPAO.
- Amat, J., 2016. ANOVA análisis de varianza para comparar múltiples medias. [En línea] Disponible en: [https://www.cienciadedatos.net/documentos/19\\_anova.html](https://www.cienciadedatos.net/documentos/19_anova.html) [Último acceso: 26 11 2023].
- Amrani, G. y otros, 2020. The microclimate under dressings applied to intact weight-bearing skin: infrared thermography studies. Elsevier, Clinical Biomechanics, Volumen 75, p. 104994.
- Anand Nayyar, V. P., 2015. Raspberry Pi- A Small, Powerful, Cost Effective and Efficient Form Factor Computer: A Review. IJARCSSE 2015, 1(1), p. 736.
- Anghelone, D. y otros, 2022. TFLD: Thermal Face and Landmark Detection for Unconstrained Cross-spectral Face Recognition. 2022 IEEE International Joint Conference on Biometrics (IJCB), Issue 10.1109/IJCB54206.2022.10007992, pp. 1-9.
- Aufar, F., Murti, M. & Barri, M. H., 2021. Design of Non-Contact Thermometer Using Thermal Camera For Detecting People With Fever. 2021 International Conference on Computer Science and Engineering (IC2SE), pp. 1-5.
- Azmi, N. F. B., Delbressine, F., Feijs, L. & Oetomo, S. B., 2018. Color correction of baby images for cyanosis detection. In M. Nixon, S. Mahmoodi, & R. Zwigelaar. Medical Image Understanding and Analysis - 22nd Conference, Proceedings: 22nd Conference, MIUA 2018, Southampton, Volumen 1, pp. 354-370.
- Beiser, A., Mahajan, S. & Choudhury, S. R., 2010. Concepts of Modern Physics. 6a Ed. ed. North America: Tata McGraw- Hill Education.
- Bhattacharjee, D., Seal, A. & Ganguly, S., 2012. A comparative study of human thermal face recognition based on Haar wavelet transform and local binary pattern. Comput Intell Neurosci.
- Bledsoe, W. W., 1964. The model method in facial recognition. Facial Recognition and Artificial Intelligence '64, Issue 1, pp. 1-16.
- Bouzida, N., Bendada, A. & Maldague, X., 2009. Visualization of Body Thermoregulation by Infrared Imaging. Journal of Thermal Biology, 34(1), p. 120–126.
- Cai, D., He, X., Han, J. & Zhang, H. J., 2006. Orthogonal laplacianfaces for face recognition. IEEE Transactions on Image Processing, 15(11), pp. 3608-3614..
- Calvo, M. J., 2022. La importancia de las funciones de activación en una red neuronal. Linked in, Volumen 1, pp. 3-17.

- Carlomagno, G. & Cardone, G., 2010. Infrared thermography for convective heat transfer measurements. Springerlink, Volumen 49, p. 1187–1218.
- Carpené, G., Henry, B., Mattiuzzi, C. & Lippi, G., 2021. Comparison of forehead temperature screening with infra-red thermometer and thermal imaging scanner. Elsevier, Journal of Hospital Infection, Volumen 111, pp. 208-209.
- Carricas, J. & Ruiz, C., 2018. Desarrollo de proyectos electrónicos con microcontroladores PIC. Universidad Publica de Navarra ed. Pamplona, España: Trabajo de Fin de Grado en Ingeniería en Tecnologías Industriales.
- Cayllahua, A. N. A., 2019. Redes neuronales de aprendizaje profundo para el reconocimiento facial y control de acceso de estudiantes a un laboratorio. Lima-Perú: Universidad Ricardo Palma.
- Chagas, E., 2019. Aprendizaje profundo y sus aplicaciones hoy. Científica Multidisciplinar Núcleo do Conhecimento, 4(5), pp. 5-26.
- Chai, T. & Draxler, R., 2014. Root mean square error (RMSE) or mean absolute error (MAE) Arguments against avoiding RMSE in the literature. Geosci. Model Development, 7(1247), pp. 1247-1250.
- Chiu, W. y otros, 2005. Infrared thermography to mass-screen suspected sars patients with fever. Asia Pacific Journal of Public Health, 17(1), p. 26–28.
- Christian, M. y otros, 2004. Severe Acute Respiratory Syndrome. Clinical Infectious Diseases, 38(10), p. 1420–1427.
- CONACyT, 2023. Covid-19 México. [En línea] Disponible en: <https://datos.covid-19.conacyt.mx/> [Último acceso: 03 11 2023].
- Cook, S., Conrad, C., Fowlkes, A. & Mohebbi, M., 2011. Assessing Google flu trends performance in the United States during the 2009 influenza virus A (H1N1) pandemic. Plos one, (Public Library of Science San Francisco, USA), 6(8), p. e23610.
- Corman, V. y otros, 2020. Detection of 2019 novel coronavirus (2019-nCoV) by real-time RT-PCR. Euro Surveil, 25(3).
- Cowling, B. y otros, 2010. Entry screening to delay local transmission of 2009 pandemic influenza A (H1N1). BMC Infect Dis, 10(82).
- Cucho, Z., Orihuela, F., Sánchez, R. & Rodríguez, L., 2007. Microcontroladores Atmega 8. Pontificia Universidad Católica del Perú: Manual Técnico de la Facultad de Ciencias e Ingenierías.
- Cuevas, A. J., 2017. Algoritmo adaptativo para reconocimiento facial tolerante a gesticulaciones, pose y ruido de escena. CITEDIPN ed. Tijuana, México: Tesis Doctoral para La obtencion de grado en Ciencias en Sistemas Digitales.
- Dabanch, j., 2021. Emergencia de sars-cov-2. Aspectos básicos sobre su origen, epidemiología, estructura y patogenia para clínicos. Revista médica clínica las Condes, 32(1), pp. 14-19.



- Dai, G., Yeung, D. & Qian, Y., 2007. Face recognition using a kernel fractional-step discriminant analysis algorithm. *IEEE Transactions on Pattern Recognition*, 40(1), pp. 229-243..
- DeWitt, D. & Nutter, G., 1991. *Theory and Practice of Radiation Thermometry*. 1a Ed. ed. NJ, USA: Inc.: Hoboken.
- Dhar, V., Khan, Z., Sharma, R. K. & Muralidharan, R., 2011. Comparison of the performance of LWIR and MWIR thermal imagers. *Infrared Imaging Systems: Design, Analysis, Modeling, and Testing*, XXII(1), pp. 1-11.
- Dolibog, P., Barbara, P., Kierszniok, K. & Pawlicki, K., 2022. Comparative Analysis of Human Body Temperatures Measured with Noncontact and Contact Thermometers. *Healthcare* 2022, 331(10).
- Drexler, J. y otros, 2010. Genomic characterization of severe acute respiratory syndrome-related coronavirus in European bats and classification sequences. *American Society for Microbiology Journal of Virology*, 84(21), p. 1336–11349.
- Dumic, E. & Grgic, S. G. M., 2007. The Use of Wavelets in Image Interpolation: Possibilities and Limitations. *Radioengineering*, 16(4), pp. 101- 109.
- Dziarki, K., Hulewicz, A. & Krawiecki, Z., 2019. Selection of the size of field of view in thermal imaging observations of small areas. *ITM Web of Conferences*, Volumen 28, p. 2.
- Fatemi, H., Kleihorst, R., Corporaal, H. & Jonker, P., 2003. Realtime face recognition on a smart camera. *Proceedings of Advanced Concepts for Intelligent Vision Systems*, 2(5), pp. 222-227..
- Flir, 2020. *FLIR Lepton with Radiometry Quickstart Guide*. Norway: Quickstart Guide, Rev:121.
- Flir, 2022. Relacion de Tamaño de Punto. [En línea] Disponible en: [www.flirmedia.com/MMC/THG/Brochures/17-1465/17-1465\\_ES.pdf](http://www.flirmedia.com/MMC/THG/Brochures/17-1465/17-1465_ES.pdf) [Último acceso: 03 11 2023].
- Flir, 2022. Termografías para diagnósticos eléctricos y mecánicos. [En línea] Disponible en: [https://www.flirmedia.com/MMC/THG/Brochures/T820483/T820483\\_ES.pdf](https://www.flirmedia.com/MMC/THG/Brochures/T820483/T820483_ES.pdf)
- Flir, 2023. *FLIR Lepton® Breakout Board v2.0 Technical Documentation*. [En línea] Disponible en: <https://www.flir.com/products/lepton-breakout-board-v2.0?vertical=microcam&segment=oem> [Último acceso: 03 11 2023].
- Flir, G., 2023. 5 Factors influencing radiometric temperature measurements. [En línea] Disponible en: <https://www.flir.com/discover/oem/cores/5-factors-influencing-radiometric-temperature-measurements/> [Último acceso: 03 11 2023].
- Flores-Sosa, M., Avilés-Ochoa, E., Merigó, J. M. & Kacprzyk, J., 2022. The OWA operator in multiple linear regression. *Applied Soft Computing*, 124(108985).

Franco, C. E., Ospina, C. T., Cuevas, E. S. & Capacho, D. V., 2017. Reconocimiento facial basado en Eigenfaces, LBHP y Fisherfaces en la Beagleboard. Revista Colombiana de Tecnologías de avanzada (RCTA), 2(26), pp. 145-152.

Fronckova, K. & Slaby, A., 2020. Kalman Filter Employment in Image Processing. Computational Science and Its Applications – ICCSA 2020, 12249(1), p. 833–844.

Galvan, A., 2020. Estudio de la cámara FLIR Lepton y su viabilidad para el seguimiento de líneas de Fuego.. Gran Canaria, España: s.n.

García, E., 2009. Diseño e implementación de una herramienta de detección facial.. CIDETEC-IPN ed. Ciudad de México: Tesis de Grado de Maestría en Tecnología de Computo, Instituto Politecnico Nacional .

GIMIM, 2020. Marcas De Medición Y Distancia: FOV, IFOV, IFOVmeas. [En línea] Disponible en: <https://www.academiatesto.com.ar/cms/marcas-de-medicion-y-distancia-fov-ifov-ifovmeas> [Último acceso: 03 11 2023].

González, J., Arenas, O. & González, V., 2012. Vitals sign semiology: the new look to an actual problem. Archivos de Medicina (Manizales), 12(2), pp. 221-240.

Gottumukkal, R. & Asari, V. K., 2003. System level design of real time face recognition architecture based on composite PCA. Great Lakes Symposium on VLSI, Proceedings of the 13th ACM Great Lakes symposium on VLSI. Washington, D. C., Issue 13, pp. 157-160.

Guarin, D., Dusseldorp, J., Hadlock, T. & Jowett, N., 2018. A Machine Learning Approach for Automated Facial Measurements in Facial Palsy. JAMA Facial Plastic Surgery, 20(4), p. 335.

Güette, L. & Arocha, M., 2016. Diseño de un sistema inmótico mediante el uso del sistema embebido intel galileo. IV Simposio Científico y Tecnológico en Computación, Volumen VI, pp. 133-146.

Guevara, A., 2023. Diseño de Una Tarjeta de Prueba Domótica con Microcontrolador AVR Para el Laboratorio de Robótica. Ingeniería en Tecnologías de la Información ed. Manabi: Tesis de Grado Universidad Estatal Del Sur de Manabi.

Guevara, M. y otros, 2019. Study of the Effect of Combining Activation Functions in a Convolutional Neural Network. IEEE LATIN AMERICA TRANSACTIONS, 36(1), pp. 1-9.

Günlü, G., 2005. Improving DSP performance for artificial neural networks based face recognition. Proceedings of the IEEE 13th Conference on Signal Processing and Communications Applications, 12(1), pp. 551-556.

Guo, S.-S. y otros, 2022. Development of an Automated Body Temperature Detection Platform for Face Recognition in Cattle with YOLO V3-Tiny Deep Learning and Infrared Thermal Imaging. MDPI Applied Sciences, 12(8), p. 4036.

Guyton, A. & Hall, L., 2010. Tratado de Fisiología Médica. 12a Ed. ed. Ciudad de México: Mc Graw Hill Interamericana Editores S.A. de C.X..

- Hansun, S., 2013. A new approach of moving average method in time series analysis. In Proceedings of the International Conference on New Media Studies, 23(27), p. 1–4..
- Hardy, J., 1934. The radiation of heat from the human body. I–IV. Journal of Clinical Investigation., 13(1), p. 593–620 & 817–883.
- Hardy, J. D. & Muschenheim, C., 1936. The radiation of heat from the human body. V. Journal of Clinical Investigatio, 1(15), pp. 1-8.
- Hegde, C. y otros, 2020. AutoTriage - An Open Source Edge Computing Raspberry Pi-based Clinical Screening System. medRxiv 2020.04.09.20059840, pp. 21-28.
- Hegde, C. y otros, 2020. AutoTriage - An Open Source Edge Computing Raspberry Pi-based Clinical Screening System. medRxiv, pp. 1-13.
- Hernández, E. M., 2020. Camaras Termograficas (IR térmico). España: Trabajo de fin de grado de la Universidad de La Laguna.
- He, X. y otros, 2005. Face recognition using laplacianfaces. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 27(3), pp. 328-340..
- HikVision, 2022. Camaras termograficas duales con deteccon de temperatura. [En línea] Disponible en: [https://content.hikvision.com/es/tecnologia/termograficas\\_deteccion\\_temperatura](https://content.hikvision.com/es/tecnologia/termograficas_deteccion_temperatura) [Último acceso: 30 01 2022]].
- Hillier, F., 2006. Introducción a la investigacion Operativa. 8a. Ed. 1a. Reimpresión ed. Madrid: Aguilar.
- Hossain, A., Choudhury, Z. & Suyut, S., 1996. Statistical Process Control of an Industrial Process in Real Time. IEEE Transactions on Industry Applications, 32(2), pp. 243-249.
- Hsieh, C.-T., 2021. Development of a Low Cost and Raspberry-based Thermal Imaging System for Monitoring Human Body Temperature. 16th International Microsystems, Packaging, Assembly and Circuits Technology Conference (IMPACT), pp. 248-251.
- Huang, C. y otros, 2020. Clinical features of patients infected with 2019 novel coronavirus in Wuhan, China. Lancet, 1(395), pp. 497-506..
- Hu, M.-H.y otros, 2017. Synergetic use of thermal and visible imaging techniques for contactless and unobtrusive breathing measurement. J. Biomed, Volumen 1, p. 22.
- ISO/IEC80601-2-59, 2019. Particular requirements for the basic safety and essential performance of screening thermographs for human febrile temperature screening. Geneva, Switzerland: ISO/IEC.
- ISO/TR13154, I., 2009. Medical electrical equipment—Deployment, implementation and operational guidelines for identifying febrile humans using a screening thermograph. ; 2009.. Geneve Swiza: International Organization for Standardization.
- Izar-Landeta, J. M., Ynzunza-Cortés, C. B., Castillo-Ramírez, A. & Hernández-Molinar, R., 2016. A Comparative Study About the Impact of the Mean and Variance of Lead Time

and Demand on the Inventory Cost. *Ingeniería, investigación y tecnología*, XVI(3), pp. 371-381.

Jagadev, P. & Giri, L., 2020. Human respiration monitoring using infrared thermography and artificial intelligence. *Biomed. Phys Eng. Express* 2020, Volumen 35007, pp. 1-6.

Jain, A. K. & Pankanti, S., 2008. Beyond fingerprinting: Is biometrics the best bet for fighting identity theft?. *Scientific*, Issue 4, pp. 26-29.

JHU, 2023. Coronavirus Resource Center. [En línea] Disponible en: <https://coronavirus.jhu.edu/map.html> [Último acceso: 12 05 2023].

JHU, J. H. U., 2023. COVID-19 Dashboard. [En línea] Disponible en: <https://coronavirus.jhu.edu/map.html> [Último acceso: 27 08 2023].

Jiménez, J. G., 1999. *Visión por computador*. Madrid, España: Paraninfo,.

Julián, F. G. C., 2017. Reconocimiento facial por el metodo Eigenfaces. *Pistas educativas* 127, 39(127), pp. 66-81.

Kattenborn, T., Leitloff, J., Schiefer, F. & Hinz, S., 2021. Review on Convolutional Neural Networks (CNN) in vegetation remote sensing. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, Volumen 173, pp. 24-49.

Kelly-Hope, L. A. y otros, 2021. Infrared Thermal Imaging as a Novel Non-Invasive Point-of-Care Tool to Assess Filarial Lymphoedema. *Journal of Clinical Medicine*, 10(11), p. 2301.

Kun, L. y otros, 2017. The effect of signal to noise ratio on accuracy of temperature measurements for Brillouin lidar in water. *Laser Physics*, I(27), pp. 1-8.

Kyal, C. K., Poddar, H. & Reza, M., 2021. Human Emotion Recognition from Spontaneous Thermal Image Sequence Using GPU Accelerated Emotion Landmark Localization and Parallel Deep Emotion Net. Part of the *Advances in Intelligent Systems and Computing* book series (AISC, volume 1165), Issue 1, pp. pp 931-943.

Kyal, C., Poddar, H. & Reza, M., 2018. Detection of Human Face by Thermal Infrared Camera Using MPI model and Feature Extraction Method. 2018 4th International Conference on Computing Communication and Automation (ICCCA), 1(18), pp. 50-63.

Lazgheb, S. y otros, 2020. Raspberry Pi-based smart platform for data acquisition, supervision and management of a hybrid PV/WT/Batteries system. 2019 IEEE 19th Mediterranean Microwave Symposium (MMS), pp. 1-4.

León, G., 2020. *Tecnologías estratégicas relacionadas con COVID-19*:. 1 Ed. ed. Madrid, España: Fundación Rogelio Segovia para el Desarrollo de las Telecomunicaciones.

Lepton, 3., 2023. Módulo de microcámara térmica LWIR Lepton 3.5. [En línea] Disponible en: <https://www.flir.com.mx/products/lepton/?model=3.5+Lepton> [Último acceso: 05 12 2023].

- Leyva-Vazquez, M., 2022. Collected Papers. Volume XI: On Physics, Artificial Intelligence, Health Issues, Decision marking, Economics, Statistics). Florida: Global Knowledge.
- Li, H. & Liu, Z., 2009. A Probabilistic Fuzzy Logic System: learning in the stochastic environment with incomplete dynamics. *IEEE Int. Conf. Systems*, pp. 383-388.
- Li, J., Poulton, G., Guo, Y. & Qiao, R. Y., 2003. Face recognition based on multiple region features.. *VIIth Digital Image Computing: Techniques and Applications*, Sydney, 1(12), pp. 69-78.
- Liozidou, A. y otros, 2023. Forced social isolation and lockdown during the COVID-19 pandemic: depression, anxiety, trauma-distress and coping mechanisms of a Greek sample. *Springer, Journal of Public Health*, pp. 1-10.
- Liu, W. y otros, 2020. Analysis of factors associated with disease outcomes in hospitalized patients with 2019 novel coronavirus disease. *Chinese Medical Journal*, 133(09), pp. 1032--1038.
- Li, Z. y otros, 2019. Nanofluids as secondary fluid in the refrigeration system: Experimental data, regression, ANFIS, and NN modeling. *International Journal of Heat and Mass Transfer*, Volumen 144, p. 118635.
- Llamosa, E., Moreno, M. & Escobar, U., 2011. Thermographic analysis for a protocol of research in thermic hypnosis. *Scientia et Technica Año XVI,, XIV(48)*, pp. 157-162.
- Lu, J. & Yuan, X. Y. T., 2007. A method of face recognition based on fuzzy c-means clustering and associated sub-nns.. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 18(1), pp. 150-160..
- Lü, Y. y otros, 2016. Ambient temperature-independent dual-band mid-infrared radiation thermometry.. *Applied Optics*, 55(9), p. 2169–2174.
- Lyra, S. y otros, 2021. A Deep Learning-Based Camera Approach for Vital Sign Monitoring Using Thermography Images for ICU Patients. *Sensors*, 21(1495), pp. 1-18.
- Maguina-Vargas, C., Gastelo-Acosta, R. & Tequen-Bernilla, A., 2020. El nuevo Coronavirus y la pandemia del Covid-19. *Revista Medica Herediana*, 31(2), pp. 125-131.
- Márquez-Gutiérrez de Velasco, J., 2020. Consideraciones para el manejo seguro en brote de enfermedad por coronavirus (COVID-19). *Cómo preparar una unidad quirúrgica. Revista mexicana de anestesiología*, 43(2), pp. 121-129.
- Maulud, D. & Abdulazeez, A. M., 2020. A review on linear regression comprehensive in machine learning. *Journal of Applied Science and Technology Trends*, 1(4), pp. 140-147.
- Mayoclinic, 2023. Gripe H1N1 (gripe porcina). [En línea] Disponible en: <https://www.mayoclinic.org/es/diseases-conditions/swine-flu/symptoms-causes/syc-20378103> [Último acceso: 03 11 2023].
- Mc Carthy, J., Mc Carthy, M. & Dumas, B., 2020. Long range versus short range aerial transmission of SARS-CoV-2. *arXiv*, Volumen 1, pp. 302, 306.

Min, Q. N. & Soo, S. T., 2019. Development of a Low-cost Thermal Camera for Electrical Condition Monitoring. *Universal Journal of Electrical and Electronic Engineering*, 6(5A), pp. 94 - 99.

Modest, M. F., 2013. *Radiative Heat Transfer*. 3a Ed. ed. California: Academic Press.

Molleda, J., 2008. Técnicas de visión por computador para la reconstrucción en tiempo real de la forma 3D de productos laminados. TRD No. 60 ed. s.l.:Tesis Doctoral de la Universidad de Oviedo.

Morrison, L. y otros, 2023. Macroeconomic impact of Ebola outbreaks in Sub-Saharan Africa and potential mitigation of GDP loss with prophylactic Ebola vaccination programs. *Plos One*, 14(4), p. e0283721.

Moss, E. D., 2021. *The Objective Function: Science and Society in the Age of Machine Intelligence*. En: CUNY Academic Works. New York : THE CITY UNIVERSITY OF NEW YORK, pp. 103-106.

Naval Jr. P. C., 2., 2006. Recognizing faces using kernel eigenfaces and support vector machines. *Philippine Computing Journal*, , Volumen 1, pp. 150-160..

Nayyar, A. & Puri, V., 2015. Raspberry Pi-a small, powerful, cost effective and efficient form factor computer: a review. *International Journal of Advanced Research in Computer Science and Software Engineering*, 5(12), pp. 720-737.

OMS, 2020. Nuevo coronavirus -Tailandia (procedente de China). [En línea] Disponible en: <http://www9.who.int/csr/don/14-january-2020-novel-coronavirus-thailand/es/> [Último acceso: 07 11 2021].

OMS, 2021. Organización Mundial de la Salud. [En línea] Disponible en: <https://www.who.int/es/emergencias/diseases/novel-coronavirus-2019> [Último acceso: 12 05 2023].

OMS, O. M. d. I. S., 2020. Advice on the use of masks for children in the context of COVID-19. [En línea] Disponible en: <https://apps.who.int/iris/handle/10665/333919> [Último acceso: 27 08 2021].

Optris, 2021. Cámara infrarroja optris PI 400i / PI 450i. [En línea] Disponible en: [https://www.optris.es/camara-infrarroja-optris-pi-400-pi-450?file=tl\\_files/pdf/Downloads/Zubehoer/IR%20Basics.pdf](https://www.optris.es/camara-infrarroja-optris-pi-400-pi-450?file=tl_files/pdf/Downloads/Zubehoer/IR%20Basics.pdf) [Último acceso: 09 11 2021].

Oren, M. y otros, 1997. Pedestrian detection using wavelet templates. *Proceedings / CVPR, IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern, pp. 193-199.

PAHO, 2023. Se acaba la emergencia por la pandemia, pero la COVID-19 continúa. [En línea] Disponible en: <https://www.paho.org/es/noticias/6-5-2023-se-acaba-emergencia-por-pandemia-pero-covid-19-continua> [Último acceso: 12 05 2023].

Papageorgiou, C., Oren, M. & Poggio, T., 2002. A Gneral Framework for Object Detection. Sixth International Conference on Computer Vision (IEEE Cat. No.98CH36271), [https://doi.org/10.1109/iccv.1998.710772\(23\)](https://doi.org/10.1109/iccv.1998.710772(23)), p. 555–562.

Pedraza, B., Rondón, P. & Arguello, H., 2011. Sistema de reconocimiento facial basado en imágenes con color. *Revistas UIS ingenierías*, 10(2), pp. 113-122.

Perdana, M. I., Risnumawan, A. & Sulistijono, I. A., 2020. Automatic Aerial Victim Detection on Low-Cost Thermal Camera Using Convolutional Neural Network. *International Symposium on Community-centric Systems (CcS)*, pp. 1-5.

Pérez, I. A., 2012. *Max Planck, la teoría cuántica: la revolución de lo muy pequeño*. 1a ed. México: RBA.

Pestana, D., Mendonça, F. & Morgado-Dias, F., 2017. A low cost FPGA based thermal imaging camera for fault detection in PV panels. *International Conference on Internet of Things for the Global Community (IoTGC)*, Volumen 1, pp. 1-6.

Pustake, M., Tambolkar, I. & Giri, P. G. C., 2022. SARS, MERS and CoVID-19: An overview and comparison of clinical, laboratory and radiological features. *J Family Med Prim Care*, 11(1), p. 10–17.

Qian, S. y otros, 2018. Adaptive activation functions in convolutional neural networks. *Neuromputing*, Volumen 272, pp. 204-212.

Raspberry, 2023. Información del producto. [En línea] Disponible en: <https://raspberrypi.cl> [Último acceso: 03 11 2023].

Reyes-Campaña, G., Intriago-García, O., Gordon-Bedón, N. & Pérez-Aguirre, A., 2021. Implementation of a thermographic device to identify body temperature in public transportation in the DMQ. *Polo del Conocimiento*, VI(58), pp. 1032-1053.

Ring, E. R., 2007. The historical development of temperature measurement in medicine. *Infrared Physics & Technology*, 49(1), p. 297–301.

Rizkin, B., Popovich, K. & Hartman, R., 2019. Artificial Neural Network control of thermoelectrically-cooled microfluidics using computer vision based on IR thermography. *Elsevier, Computers & chemical engineering*, Volumen 121, pp. 584-593.

Roberts, K. & Pantell, R., 2021. Development of the new AAP febrile infant clinical practice guideline. *Hospital Pediatrics*, American Academy of Pediatrics Elk Grove Village, IL, USA, 11(9), pp. 1028-1032.

Rocha, A., Lopes, S. & Abreu, C., 2022. A Cost-effective Infrared Thermographic System for Diabetic Foot Screening. *2022 18th International Conference on Wireless and Mobile Computing, Networking and Communications (WiMob)*, pp. 106-111.

Rosinha, J., de Almeida, S. & Bermudez, J., 2017. A New Kernel Kalman Filter Algorithm for Estimating Time-Varying Nonlinear Systems. In *Proceedings of the IEEE International Symposium on Circuits and Systems (ISCAS) Baltimore, MD, USA,, 28(31)*, pp. 1-4.

Rouhiainen, L. P., 2018. *Inteligencia Aritificial*. España: Planeta, S.A., 2018.

- Ruiz, B. A. & Jiménez, V. M., 2020. SARS-CoV-2 y pandemia de síndrome respiratorio agudo (COVID-19). *Ars Pharmaceutica, SciELO España*, 61(2), pp. 63-79.
- Russakovsky, O., Deng, J., Su, H. & al., e., 2015. ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge.. *Int J Comput Vis* 115, 31(1), p. 211–252.
- Salazar, C. D. & Vargas, T. I. A., 2017. Diseño e implementación de un sistema creador de arte digital basado en el concepto de "cadáver exquisito" utilizando inteligencia artificial. Cali, Colombia: Universidad Autónoma de Occidente.
- Scebba, G., Da Poian, G. & Karlen, W., 2021. Multispectral Video Fusion for Non-Contact Monitoring of Respiratory Rate and Apnea.. *IEEE Trans. Biomed.*, Issue 68, p. 350–359.
- Schmitt, B. D., 1984. Fever in childhood. *Pediatrics*, 74(5), pp. 929-936.
- Seow, M. J., Gottumukkal, R., Valaparla, D. & Asari, K. V., 2004. A robust face recognition system for real time surveillance. *Proceedings of the International Conference on Information Technology: Coding and Computing (ITCC'04)*, 1(1), pp. 631-635..
- Shao, G., Duan, T. & Wen, C., 2016. Performance Analysis of the Kalman Filter with Mismatched Noise Covariances. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 61(12), pp. 4014-4019.
- Simon, D., 2006. *Optimal State Estimation: Kalman, H Infinity, and Nonlinear Approaches*. 1a Ed. ed. New York, United States: John Wiley & Sons.
- Smith, D. R., 2021. Review a brief history of coronaviruses in Thailand. Elsevier, *Journal of Virological Methods*, Volumen 289, p. 114034.
- Solsona, A. V., 2018. *Facial Expression Detection using Convolutional Neural Networks*. Catalunya: Escola d'Enginyeria de Telecomunicació i Aeroespacial de Castelldefels.
- Sparkfun, 2023. Datasheet de Familia MLX90614. [En línea] Disponible en: [www.sparkfun.com%2Fdatasheets%2FSensors%2FTemperature%2FMLX90614\\_rev001.pdf](http://www.sparkfun.com%2Fdatasheets%2FSensors%2FTemperature%2FMLX90614_rev001.pdf) [Último acceso: 03 11 2023].
- Sreeja, L. C. & Ratan, K. P., 2018. A new approach to the generalization of Planck's law of black-body. *Annals of Physics*, 395(1), pp. 317-325.
- Takagi, T. & Sugeno, M., 1985. Fuzzy identification of sysstems and its application to modeling and control. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 15(1), pp. 116-132.
- Tan, J., Ng, E., Acharya, U. & Chee, C., 2009. Infrared thermography on ocular surface temperature: a review. *Infrared Physics & Technology*, 51(1), p. 97– 108.
- Tattersall, G., 2021. *Thermimage: Thermal Image Analysis*. OpenAIRE, p. 1.
- Tiwari, M. & Mishra, D., 2020. Investigating the genomic landscape of novel coronavirus (2019-nCoV) to identify non-synonymous mutations for use in diagnosis and drug design. *Journal of Clinical*, CXXVII(104441).



- Tolón, S., Rubiano, V., Carmona, B. & Sánchez-Vizcaíno, J., 2008. Feline Fibrosarcoma diagnosis using Thermographic Imaging. *Revista Complutense de Ciencias Veterinarias*, 2(2), pp. 134-140.
- Turk, M. & Pentland, A. P., 1991. Face recognition using eigenfaces. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, Maui, Hawaii, 1(03), pp. 586-591.
- Ulhaq, A., Khan, G. A. & Paul, M., 2020. Computer Vision for COVID-19 Control: A survey. *ArXiv*, abs, IV(I).
- Usamentiaga, R. y otros, 2014. Infrared thermography for temperature measurement and non-destructive testing. *Sensors (Basel)*, Volumen 7, p. 10;14.
- Varshini, B. y otros, 2021. IoT-Enabled smart doors for monitoring body temperature and face mask detection. *Global Transitions Proceedings*, 2(2), pp. 246-254.
- Vásquez-Quispesivana, W., Inga, M. & Betalleluz-Pallardel, I., 2022. Inteligencia artificial en acuicultura: fundamentos, aplicaciones y perspectivas futuras. *Scientia Agropecuaria*, v.13(1), pp. 79-96.
- Velázquez, E. & Sánchez, C., 2009. Comunicación entre microcontroladores bajo el protocolo ZIGBEE. Instituto Politécnico Nacional, Facultad de Ingeniería Mecánica y Eléctrica ed. México : Tesis de grado de ingeniero en comunicaciones y electrónica.
- Venkata, S. & Bindu, C. H., 2013. Modified Approach of Multimodal Medical Image Fusion Using Daubechies Wavelet Transform. *International Journal of Advanced Research in Computer and Communication Engineering*, 2(11), pp. 4199-4201 .
- Villasenor, J. D., Belzer, B. & Liao, J., 1995. Wavelet Filter Evaluation for Image Compression. *IEEE Transactions on image processing*, 4(8), pp. 1053-1060.
- Vollacrés, G., Aguilar, L., Jácome, M. & Naranjo, F., 2021. Control de los niveles de atención estudiantil en las clases virtuales de Uniandes usando inteligencia artificial y reconocimiento facial. *ProSciences*, 5(40), pp. 10-32.
- Wang, S., Zhang, L. & Samaras, D., 2005. Face reconstruction across different poses and arbitrary illumination conditions. *AVBPA 2005: Audio- and video-based biometric person authentication*, 3546(5), pp. 91-101..
- Wei-Hsin, C. y otros, 2022. Forecast of glucose production from biomass wet torrefaction using statistical approach along with multivariate adaptive regression splines, neural network and decision tree. *Applied Energy*, Volumen 324, p. 119775.
- Wesson, P. S., 2007. *Space-time-matter: modern higher-dimensional cosmology*. 2a. Ed. ed. USA: World Scientific,.
- WHO, 2009. Weekly Update Pandemic (H1N1). [En línea] Disponible en: [https://www.who.int/emergencias/disease-outbreak-news/item/2010\\_05\\_07-en](https://www.who.int/emergencias/disease-outbreak-news/item/2010_05_07-en) [Último acceso: 14 03 2022].
- WHO, 2022. Avian Influenza A(H3N8)-China. [En línea] Disponible en: <https://www.who.int/emergencias/disease-outbreak-news/item/2022-DON378> [Último acceso: 05 12 2023].

WHO, 2023. Avian Influenza A(H3N8). [En línea] Disponible en: <https://www.who.int/emergencias/disease-outbreak-news/item/2023-DON456> [Último acceso: 12 05 2023].

WHO, 2023. Enfermedad por el virus del Ébola. [En línea] Disponible en: <https://www.who.int/es/news-room/fact-sheets/detail/ebola-virus-disease> [Último acceso: 01 11 2023].

Woodward, J. D., Horn, C., Gatune, J. & Thomas, A., 2003. Biometrics; "A Look at Facial Recognition". 1a Ed. ed. Santa Monica, California, USA: RAND.

Xie, B., Boulton, T., Ramesh, V. & Zhu, Y., 2006. Multi-camera face recognition by reliability-based selection. Proceedings of the 2006 IEEE International Conference on Computational Intelligence for Homeland Security and Personal Safety, 16(17), pp. 18-23.

Xin, L. y otros, 2018. On-Line Temperature Estimation for Noisy Thermal Sensors Using a Smoothing Filter-Based Kalman Predictor. Sensors, 18(443), pp. 1-20.

Xu, L., Wang, J. & Chen, Q., 2012. Kalman filtering state of charge estimation for battery management system based on a stochastic fuzzy neural network battery model. Energy Conversion and Management, 53(1), pp. 33-39.

Yang, A. Y., Wright, J., Ma, Y. & Sastry, S. S., 2007. Feature selection in face recognition: a sparse representation perspective. Manuscript submitted to IEEE Transactions on PAMI, Volumen 1, pp. 99-106.

Yang, M., Ahuja, N. & Kriegman, D., 2000. Face recognition using kernel eigenfaces. Proceedings of International Conference on Image Processing, 1(6), pp. 37-40.

Yumang, A., Rojas, A. & Viray, C., 2022. IoT-Based Monitoring of Temperature and Humidity Using Infrared Thermography for Cryptocurrency Mining Room. 2022 14th International Conference on Computer and Automation Engineering, pp. 163-167.

Zaki, A. M. y otros, 2012. Isolation of a novel coronavirus from a man with pneumonia in Saudi Arabia. New England Journal of Medicine, 367(19), pp. 1814-1820.

Zaproudina, N., Varmavuo, V., Airaksinen, O. & Närhi, M., 2008. Reproducibility of infrared thermography measurements in healthy individuals. Physiol. Meas, 29(4), p. 515–524.

Zhang, S., Liu, R. & Sawada, H., 2023. Deep Learning-Based System for Real-Time Face Tracking and Expression Recognition. In 2023 IEEE International Conference on Mechatronics and Automation (ICMA) 2023, 6(<https://doi.org/10.1109/ICMA57826.2023.10215584>), pp. 1598-1603.

Zhang, Z., Tsai, B. & Machin, G., 2010. Radiometric Temperature Measurements: II. Experimental Methods in the Physical Sciences, Volumen 43, pp. 279-331.

Zou, K., Tuncali, K. & Silverman, S. G., 2003. Correlation and simple linear regression. Radiology, 227(11), p. 617–628..

# ANEXOS

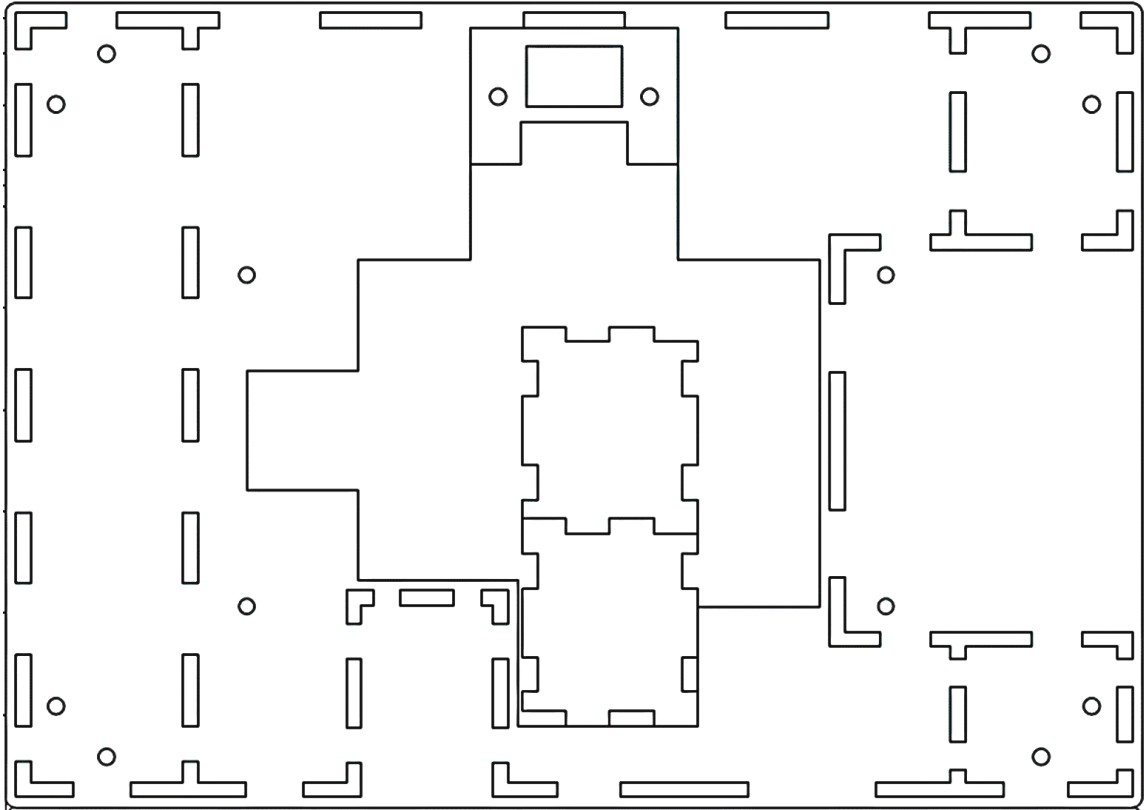
## Anexo 1. Información de Raspberry

**Tabla 50.** Descripción de Pines del puerto GPIO.

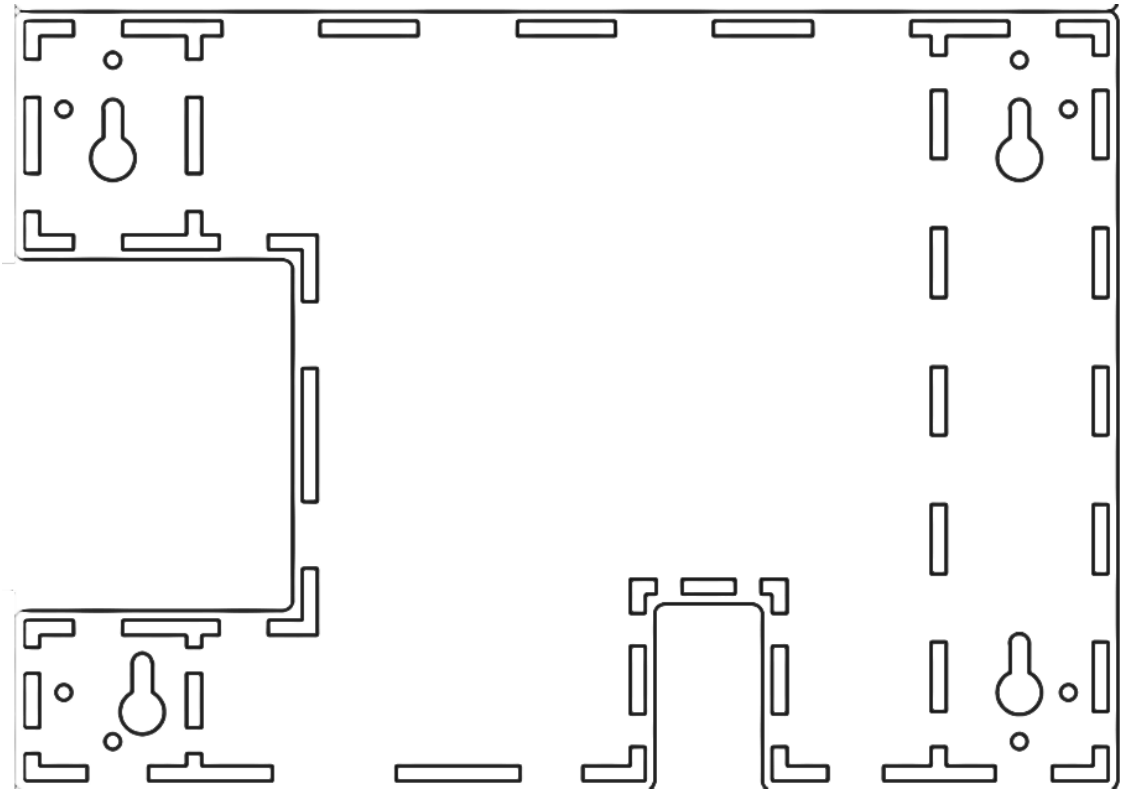
PIN	Acción	Funcionalidad
1	3.3V	Este pin suministra voltaje a 3.3V
2	5V	Este pin suministra voltaje a 5V
3	GPIO 2 – I2C1 (SDA)	Línea de datos en serie
4	5V	Este pin suministra voltaje a 5V
5	GPIO 3 – I2C1 (SCL)	Línea de reloj en serie
6	GND	Este pin suministra una conexión a tierra
7	GPIO 4	Entrada o Salida programable
8	GPIO 14 UART TXD	Transmisión en serie salida
9	GND	Este pin suministra una conexión a tierra
10	GPIO 15 UART RXD	Transmisión en serie entrada
11	GPIO 17	Entrada o Salida programable
12	GPIO 18	Entrada o Salida programable
13	GPIO 27	Entrada o Salida programable
14	GND	Este pin suministra una conexión a tierra
15	GPIO 15	Entrada o Salida programable
16	GPIO 23	Entrada o Salida programable
17	3.3V	Este pin suministra voltaje a 3.3V
18	GPIO 24	Entrada o Salida programable
19	GPIO 10 – SPI0 (MOSI)	Transmisión de datos hacia el otro integrado
20	GND	Este pin suministra una conexión a tierra
21	GPIO 9 – SPI0 (MISO)	Es la señal de entrada a nuestro dispositivo
22	GPIO 25	Entrada o Salida programable
23	GPIO 11 – SPI0 (SCLK)	Señal de reloj
24	GPIO 8 – SPI CEO	Entrada/salida SPI
25	GND	Este pin suministra una conexión a tierra
26	GPIO 7 – SPI CE1	Entrada/salida SPI

**Fuente:** Elaboración propia con base en (Anand Nayyar, 2015)

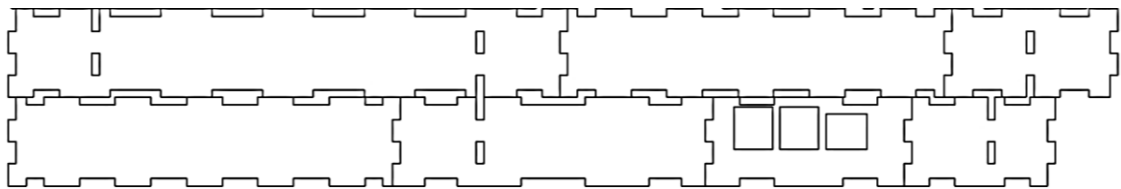
## Anexo 2. Diseño de la cubierta del termógrafo embebido



**Figura 129.** Diseño de la Cubierta modelo II Vista1.  
**Fuente.** Diseñado y visualizado con LibreCAD



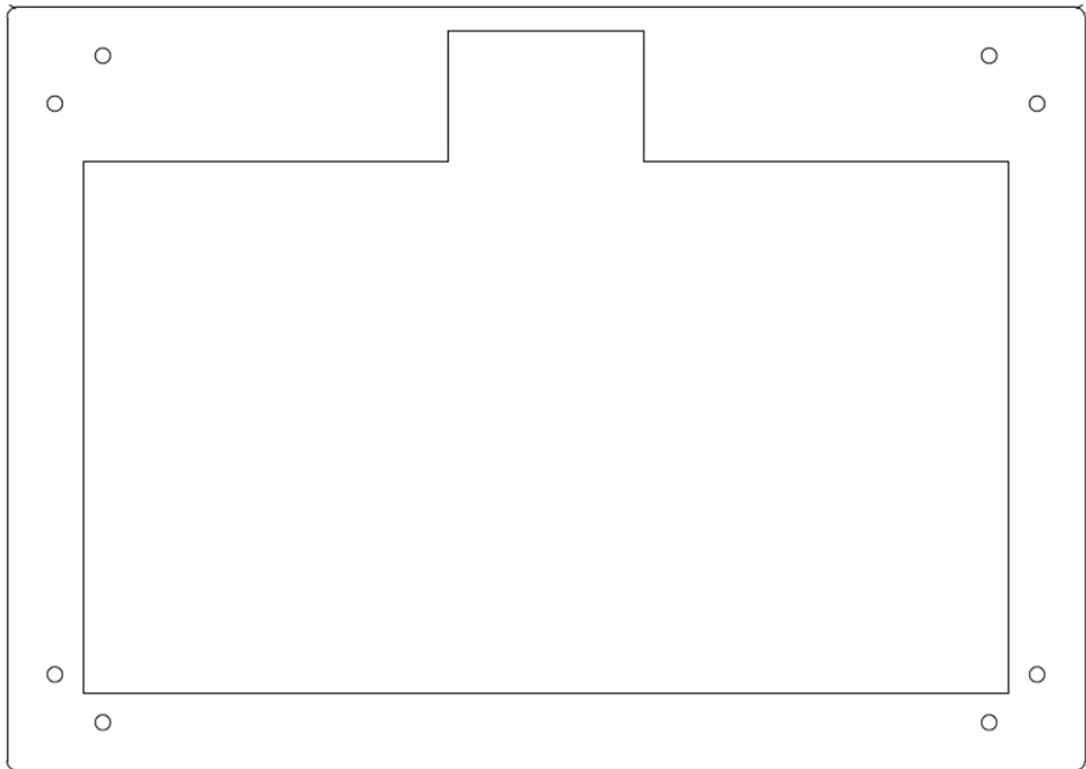
**Figura 130.** Diseño de la Cubierta modelo II Vista2.  
**Fuente.** Elaboración propia con Smart Art de Office 360



**Figura 131.** Diseño de la Cubierta modelo II bordes laterales.  
**Fuente.** Diseñado y visualizado con LibreCAD



**Figura 132.** Diseño de la Cubierta modelo II Vista 4.  
**Fuente.** Diseñado y visualizado con LibreCAD



**Figura 133.** Diseño de la Cubierta modelo II Vista5.  
**Fuente.** Diseñado y visualizado con LibreC