



**UNIVERSIDAD  
DE ANTIOQUIA**

**Diseño de un modelo para la clasificación de dolor  
postquirúrgico en pacientes pediátricos no-  
comunicativos del Hospital Universitario San Vicente  
Fundación - Medellín**

**Carolina Jiménez Moreno**

**Universidad de Antioquia**

**Facultad de Ingeniería, Maestría en Ingeniería**

**Medellín, Colombia**

**2021**



Diseño de un modelo para la clasificación de dolor postquirúrgico en pacientes pediátricos no-comunicativos del Hospital Universitario San Vicente Fundación - Medellín

**Carolina Jiménez Moreno**

Trabajo de investigación presentado como requisito parcial para optar al título de:  
**Magíster en Ingeniería**

Asesora:

Jenny Kateryne Aristizábal Nieto  
Magíster en Ingeniería Biomédica

Línea de Investigación:  
Procesamiento de Imágenes  
Grupo de Investigación:

Grupo de Investigación en Bioinstrumentación e Ingeniería Clínica (GIBIC)

Universidad de Antioquia  
Facultad de Ingeniería, Maestría en Ingeniería.  
Medellín, Colombia  
2021.

# CONTENIDO

RESUMEN.....	6
I INTRODUCCIÓN.....	8
1.1 PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA Y JUSTIFICACIÓN.....	8
1.2 OBJETIVOS DEL PROYECTO.....	11
II ESTADO DEL ARTE.....	12
2.1 LAS ESCALAS DE EVALUACIÓN DEL DOLOR MÁS REPORTADAS EN LA LITERATURA PARA LOS ENTORNOS CLÍNICOS.....	12
2.2 LAS TÉCNICAS MEJOR VALIDADAS PARA LA CLASIFICACIÓN DE EXPRESIONES FACIALES DE ACUERDO A LA LITERATURA.....	15
2.2.1 TÉCNICAS REPORTADAS EN LA LITERATURA PARA LA ETAPA DE PROCESAMIENTO DE IMÁGENES.....	15
2.2.2 MÉTODOS REPORTADOS EN LA LITERATURA PARA LA ETAPA DE CLASIFICACIÓN DE LA EXPRESIÓN FACIAL.....	16
III EVALUACIÓN DEL DOLOR PEDIÁTRICO POST-OPERATORIO.....	18
3.1 CONCEPTO DE DOLOR.....	18
3.2 DOLOR POSTOPERATORIO.....	18
3.3 MORBILIDAD DEL DOLOR NO CONTROLADO.....	19
3.3.1 CONSECUENCIAS TEMPRANAS O INMEDIATAS.....	19
3.3.2 CONSECUENCIAS TARDÍAS.....	19
3.4 DOLOR PEDIÁTRICO.....	19
3.5 EVALUACIÓN Y MEDICIÓN DEL DOLOR.....	20
3.5.1 ESCALAS DE EVALUACIÓN.....	22
3.6 DISEÑO METODOLÓGICO.....	27
3.6.1 GRUPO DE TRABAJO.....	27
3.6.2 POBLACIÓN DE ESTUDIO.....	27
3.6.3 CRITERIOS DE ELEGIBILIDAD.....	27
3.6.4 DEFINICIÓN DE VARIABLES.....	28
3.6.5 CONSIDERACIONES ÉTICAS.....	31
3.6.6 DESCRIPCIÓN DEL ESTUDIO.....	32
3.7 RESULTADOS Y ANÁLISIS.....	36

IV	PRE-PROCESAMIENTO DE LAS IMÁGENES DE LOS ROSTROS.....	39
4.1	DETECCIÓN AUTOMÁTICO DE ROSTROS EN IMÁGENES.....	39
4.2	TÉCNICAS PARA LA DETECCIÓN DE LOS ROSTROS.....	40
4.2.1	ALGORITMO DE VIOLA-JONES PARA LA DETECCIÓN DE ROSTROS.....	40
4.2.2	DESCRIPTOR HISTOGRAMA DE GRADIENTES ORIENTADOS.....	43
4.3	DETECCIÓN DE LOS PUNTOS DE REFERENCIA FACIALES (FACIAL LANDMARKS).....	46
4.4	DETECCIÓN DE ROSTROS EN IMÁGENES TÉRMICAS.....	47
4.5	TÉCNICA DE REGISTRO DE IMÁGENES.....	49
4.5.1	TRANSFORMACIÓN AFÍN.....	49
4.6	METODOLOGÍA.....	51
4.6.1	PRE-PROCESAMIENTO DE LAS IMÁGENES A COLOR.....	52
4.6.1.1	IMPLEMENTACIÓN DE TÉCNICAS PARA LA DETECCIÓN DE ROSTROS.....	52
4.6.1.2	IMPLEMENTACIÓN DE TÉCNICAS PARA LA DETECCIÓN DE LOS PUNTOS DE REFERENCIA FACIALES Y SEGMENTACIÓN DE LOS ROSTROS.....	55
4.6.2	PRE-PROCESAMIENTO DE LAS IMÁGENES TÉRMICAS.....	56
4.6.2.1	IMPLEMENTACIÓN DE TÉCNICAS PARA LA DETECCIÓN DE ROSTROS EN LAS IMÁGENES TÉRMICAS.....	56
4.7	RESULTADOS Y ANÁLISIS.....	59
4.7.1	PRUEBAS PREVIAS.....	59
4.7.2	ROSTROS DETECTADOS EN EL CONJUNTO DE IMÁGENES PROPIO.....	62
V	MODELO DE CLASIFICACIÓN DE LA EXPRESIÓN FACIAL DE DOLOR.....	71
5.1	APRENDIZAJE AUTOMÁTICO (MACHINE LEARNING).....	71
5.1.1	APRENDIZAJE SUPERVISADO.....	72
5.1.2	APRENDIZAJE NO SUPERVISADO.....	72
5.1.3	TÉCNICAS DE APRENDIZAJE AUTOMÁTICO.....	73
5.2	APRENDIZAJE PROFUNDO (DEEP LEARNING).....	73
5.2.1	REDES NEURONALES CONVOLUCIONALES.....	74
5.2.2	APRENDIZAJE POR TRANSFERENCIA.....	75
5.3	MÉTRICAS DE EVALUACIÓN.....	76
5.4	METODOLOGÍA.....	77
5.5	RESULTADOS Y ANÁLISIS.....	83
	CONCLUSIONES.....	87
	APORTES DEL ESTUDIO.....	88
	LIMITACIONES DEL ESTUDIO.....	89
	TRABAJO A FUTURO.....	89

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	90
ANEXOS.....	95
ANEXO 1. FORMATO DE RECOLECCION DE DATOS.....	96
ANEXO 2. CLASIFICACIÓN DE ASA.....	97
ANEXO 3. CONSENTIMIENTO INFORMADO.....	98
ANEXO 4. DATOS BÁSICOS REGISTRADOS EN LA POBLACIÓN ESTUDIO.....	105
ANEXO 5. MEDICIONES DE LA ESCALA FLACC REGISTRADOS EN LA POBLACIÓN ESTUDIO....	108
ANEXO 6. MEDICIONES DE LOS SIGNOS VITALES REGISTRADOS EN LA POBLACIÓN ESTUDIO.....	114

## RESUMEN

### Introducción:

La evaluación del nivel de dolor postoperatorio (POP) percibido en los pacientes ha ido mejorando en los ámbitos hospitalarios, es tanto así, que se han desarrollado protocolos de control del dolor y escalas de evaluación del mismo. Sin embargo, la evaluación del dolor en la población infantil presenta dificultades en torno a la incapacidad de ellos para describir verbalmente la ubicación, duración e intensidad de la experiencia dolorosa. A pesar de haber escalas de evaluación de dolor dirigidas especialmente a los niños no-comunicativos, existen falencias en cuanto a la subjetividad del personal quien evalúa el dolor.

### Objetivo:

Diseñar un modelo de clasificación automática del dolor mediante técnicas de procesamiento de imágenes e inteligencia artificial a partir de imágenes a color y térmicas de los rostros de pacientes pediátricos con edades comprendidas entre los 0 y 36 meses en periodo postquirúrgico del HUSVF, y validar el modelo utilizando las categorías obtenidas del instrumento de medición FLACC.

### Metodología:

Se conformó el conjunto de datos a partir de:

- Las imágenes de la expresión facial en niños menores a 36 meses de edad en periodo postquirúrgico del HUSVF, utilizando cámaras a color y térmica durante la primera hora en el que el infante despierte y regrese al estado consciente.
- Los registros de los cambios fisiológicos que se produjeron en el infante debido a los efectos de la cirugía (variación en la presión arterial, en la frecuencia cardíaca, en la saturación de oxígeno y en la frecuencia respiratoria).
- Los registros observacionales de las eventualidades en el lenguaje corporal debido al dolor que el infante llegó a sentir (alteraciones en la expresión facial, en la postura corporal, confirmar si hay gritos o llanto, y/o si hay movimientos corporales esporádicos) de la escala de evaluación del dolor FLACC.

Con el fin de diseñar el modelo de clasificación automática del dolor, se implementaron técnicas de procesamiento de imágenes para la detección y segmentación de los rostros en las imágenes; y técnicas de aprendizaje supervisado profundo para la clasificación del dolor estableciendo las categorías resultantes de la escala de evaluación FLACC como las clases del modelo para validación. El conjunto de datos fue dividido para las etapas de entrenamiento, prueba y validación del modelo desarrollado.

### Resultados:

Este proyecto describe el enfoque hacia el reconocimiento automático de la expresión facial de dolor como métrica de evaluación en el entorno hospitalario del Hospital Universitario San Vicente Fundación - Medellín. Se evaluó el dolor en 50 pacientes pediátricos en postoperatorio, 11 niñas y 39

niños, con edad promedio de 16.8 meses de edad, mediante variables fisiológicas y conductuales, con las cuales, se obtuvo los niveles de dolor dados por la escala FLACC. Las imágenes de entrada a los modelos fueron procesadas para trabajar con los rostros segmentados, el cual fue la región de interés. Los resultados del entrenamiento de las redes CNN profundas no fueron los esperados. No obstante, se obtuvieron los pilares para continuar este proyecto y mejorar la generalización de los modelos.

**Palabras clave:**

Escalas de evaluación del dolor; Dolor pediátrico; Procesamiento Digital de Imágenes; Reconocimiento de expresiones faciales; Aprendizaje profundo; Aprendizaje supervisado; Algoritmos de clasificación.

## I. INTRODUCCIÓN

El presente proyecto de investigación consistió en el diseño de un modelo para clasificar el dolor pediátrico postoperatorio, analizando la expresión facial de dolor en niños menores a 36 meses de edad en el Hospital Universitario San Vicente Fundación (HUSVF) de Medellín.

**Organización:** El flujo de trabajo propuesto para la clasificación de las expresiones faciales de dolor infantil constó de tres etapas principales:

- Conformación de la base de datos, el cual se describe en el Capítulo III.
- Detección de los rostros y procesamiento, descrito en el Capítulo IV.
- Modelos y clasificación, presentado en el Capítulo V.

Cada uno de ellos contiene marco teórico, parte metodológica, y resultados y análisis

A continuación, se describe el interés del proyecto y los objetivos de la investigación.

### 1.1. PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA Y JUSTIFICACIÓN

El dolor es considerado una experiencia subjetiva que relaciona la capacidad cognitiva, sensorial y emocional ante un estímulo desagradable [1]. Los procesos neurofisiológicos influyen en la capacidad de la persona para percibir el dolor y qué tanto dolor puede soportar, siendo estos definidos como umbral de dolor y tolerancia al dolor, respectivamente [2]. El dolor puede ser categorizado con base en diferentes factores como son: el diagnóstico, la duración del dolor, el nivel de intensidad y según el lugar anatómico donde se percibe el dolor.

Si bien el cuidado del dolor ha mejorado con los años, el manejo de éste todavía presenta falencias a nivel general. Caso de ejemplo, en Colombia, existen estudios que evidencian la prevalencia del dolor desde el ámbito hospitalario.

- En el Hospital Universitario San José de Popayán se proyectaron porcentajes altos de la incidencia del dolor en el periodo postquirúrgico en procedimientos bajo anestesia general del 12.3% en pacientes entre los 18 y 70 años [3].
- En el Hospital Universitario San Jorge de Pereira se reflejó un mal control del dolor después de procedimientos quirúrgicos (cirugía general, neurocirugía, urológica, plástica, ortopédica, otorrinolaringológica, ginecológica, entre otras.), con 51.4% de los pacientes atendidos con edades promedio de  $47.1 \pm 20.0$  años [4].
- En el Hospital Universitario San Vicente Fundación de Medellín, antes conocido como Hospital Universitario San Vicente de Paúl, se evaluó, en pacientes mayores a 18 años, la prevalencia del dolor postoperatorio de cirugías ortopédicas, torácicas o abdominales, encontrándose incidencias del dolor moderado del 31% y del dolor severo del 23.3% [5].



A pesar de la buena evidencia de estrategias efectivas contra el dolor postoperatorio (POP), existe un control inadecuado de éste, más aún en el manejo del dolor en los infantes [6]. El principal problema que se plantea en el manejo del dolor pediátrico es la valoración y autopercepción del mismo, que es la herramienta más práctica para su control; sin embargo, no es posible efectuarse en niños menores de 3 años de edad, debido a su incapacidad para expresar el dolor verbalmente [7].

El dolor en los niños se ha asociado con cambios fisiológicos y patrones conductuales, los cuales son indicadores de dolor que pueden registrarse y cuantificarse [8]–[10]. Estos indicadores se resumen en la TABLA I-1. Es fundamental definir el instrumento para valorar el dolor de acuerdo a la etapa en la que se encuentre el niño: si el infante posee la habilidad para comunicar el nivel del dolor y señalar el área afectada [10].

TABLA I-1: Recopilación de indicadores relacionados con los cambios fisiológicos y patrones conductuales que determinan la presencia de dolor en niños, según diversos autores [6], [7], [11], [12].

RESPUESTA DE LOS NIÑOS FRENTE AL DOLOR			
Cambios fisiológicos		Patrones conductuales	
Signos vitales	Presión arterial	Cambios en el comportamiento	Cambios en la expresión facial
	Frecuencia cardíaca		Movimiento de las piernas
	Frecuencia respiratoria		Llanto
	Saturación de oxígeno		Movimientos corporales frecuentes

Los patrones conductuales y los cambios fisiológicos son respuestas que indican la presencia e intensidad del dolor en los infantes y son cruciales para la evaluación del dolor, puesto que, la autoevaluación, la medida más fiable y válida para evaluar el dolor, no es posible emplearse en infantes con limitaciones para expresar verbalmente su dolor, cuantificar su gravedad e informar al personal médico sobre la eficacia de la analgesia [7], [8]. Es necesario recalcar que los cambios de la expresión facial que refleja el niño en respuesta al dolor se consideran como el indicador más confiable y consistente [11].

La larga lista de escalas de evaluación publicadas indica que la evaluación del dolor continúa siendo un desafío [13]. La problemática principal radica en que todas las escalas de evaluación del dolor son subjetivas, implicando que los resultados sean difíciles de evaluar, más aún cuando el paciente presenta problemas de comunicación [6]. Ante todo, la evaluación del dolor a nivel clínico debe ser libre de sesgos, válida, exacta y fiable.

Por otro lado, el mal control del dolor POP, trae consecuencias fisiológicas de manera inmediatas que pueden comprometer la recuperación de la intervención quirúrgica. No sin menos importancia el impacto a largo plazo tiene una connotación que genera alteración en los procesos sociales,

cognitivos y conductuales, por lo que se hace necesario una temprana identificación y control del proceso de respuesta fisiológica al dolor y su seguimiento.

Es por estas razones que interesa disponer de nuevas técnicas y estrategias que permitan a los médicos y enfermeras diagnosticar con mayor precisión el dolor POP e identificar los niveles de éste. Es así como el presente proyecto de investigación partió de la premisa que la incidencia de dolor severo en pacientes posquirúrgicos de intensidad moderada a severa es alta, y que las expresiones faciales, en particular, se consideran el pilar fundamental en la evaluación del dolor, puesto que se constituye como uno de los indicadores de dolor más significativos [14]. Por lo tanto, se planteó la siguiente pregunta de investigación: ***¿Es posible clasificar el dolor en los infantes no-comunicativos mediante el análisis de las expresiones faciales y/o patrones de temperatura del rostro utilizando técnicas de procesamiento de imágenes y aprendizaje profundo?***

## 1.2. OBJETIVOS DEL PROYECTO

### OBJETIVO GENERAL

Diseñar un modelo de clasificación automática del dolor mediante técnicas de procesamiento de imágenes e inteligencia artificial a partir de imágenes a color y térmicas de los rostros de pacientes pediátricos con edades comprendidas entre los 0 y **36 meses** en periodo postoperatorio del HUSVF, y validar el modelo utilizando las categorías obtenidas del instrumento de medición FLACC.

### OBJETIVOS ESPECÍFICOS

#### Objetivo #1.

Conformar el conjunto de datos a partir de las imágenes a color y térmicas de los rostros de los niños, de los registros fisiológicos (**presión arterial, frecuencia cardiaca y saturación de oxígeno**) y de los registros conductuales (expresión facial, movimiento de las piernas, actividad, llanto y consolabilidad).

#### Objetivo #2.

Identificar las categorías de dolor a partir de la información registrada del instrumento de medición FLACC e implementar técnicas de pre-procesamiento para la detección del rostro de las imágenes adquiridas con cámaras a color y térmicas.

#### Objetivo #3.

Diseñar y entrenar dos modelos computacionales de forma independiente empleando técnicas de aprendizaje profundo, usando como entrada las imágenes a color e imágenes térmicas pre-procesadas respectivamente y validar los modelos empleando técnicas de análisis estadístico utilizando las categorías obtenidas del instrumento de medición FLACC.

#### Objetivo #4.

Evaluar la sensibilidad y especificidad de los modelos para la clasificación de los niveles de dolor.

*NOTA ACLARATORIA: El objetivo general y el primer objetivo específico fueron modificados en las secciones resaltadas en negrilla. Dichas modificaciones fueron avaladas por el comité del Centro de Investigaciones de Ingeniería CIA de la Universidad de Antioquia.*

## II. ESTADO DEL ARTE

La revisión sistemática se realizó con el fin de identificar los estudios más vigentes relacionados con la evaluación y clasificación del dolor, las técnicas de procesamiento de imágenes más apropiadas para la detección de los rostros y los modelos que mejores resultados ofrecen para la tarea de clasificación de las expresiones faciales, específicamente en la expresión del dolor. La búsqueda se extendió hasta el 01 de octubre del 2019.

Para la revisión se tuvieron en cuenta los artículos publicados en base de datos científicas de acuerdo a los siguientes criterios:

- Publicados desde el año 2007 hasta la actualidad.
- Publicados en inglés y/o español.

### 2.1. LAS ESCALAS DE EVALUACIÓN DEL DOLOR MÁS REPORTADAS EN LA LITERATURA PARA LOS ENTORNOS CLÍNICOS

Las fuentes de información para la búsqueda de las escalas de evaluación del dolor mejor validadas en niños incluyeron las bases de datos biomédicas de Medline y Embase (utilizando las plataformas Ovid y PubMed) y fuentes de literatura de Google Scholar.

Para niños mayores de 6 años, la evaluación del dolor se basa en la autoevaluación. Para los niños menores de 6 años, se necesitan escalas para evaluar el dolor basados en el comportamiento. Existen numerosas escalas de evaluación del dolor; muchas son confiables y validadas y algunas son bastante recomendadas, pero todas tienen condiciones específicas para su uso.

Von Baeyer et, al 2007 [15], presentó una revisión de las escalas de evaluación de dolor en la población pediátrica basadas en los patrones conductuales con el fin de identificar las más recomendadas para ensayos clínicos. Veinte (20) escalas de medición se analizaron en función de sus características y respecto a la utilidad clínica que tienen. Concluyó que no hay ni una sola escala de evaluación del dolor que maneje todos los contextos, recomendando así:

- Dos (2) escalas para evaluar la intensidad del dolor asociada con procedimientos médicos y otros eventos dolorosos breves: *Face Legs Arms Cry Consolability (FLACC)* y *Children's Hospital of Eastern Ontario Pain Scale (CHEOPS)*.
- Dos (2) escalas para la evaluación del dolor postoperatorio, una para el uso en ambiente hospitalario: *Face Legs Arms Cry Consolability (FLACC)*; y la otra en el hogar: *Parents' Postoperative Pain Measure (PPPM)*.
- Una (1) para su uso en cuidados intensivos: *COMFORT Scale*.
- Y dos (2) escalas para evaluar la angustia o el miedo relacionados con el dolor: *Procedure Behavior Check List (PBCL)* y *Procedure Behavioral Rating Scale – Revised (PBRS-R)*.

Srouji et, al 2010 [12], presentó una revisión de las escalas de evaluación del dolor que se pueden usar en niños de todas las edades. Resaltó los tres principales métodos para evaluar y medir la intensidad del dolor: la autoevaluación, los registros conductuales y los registros fisiológicos.

- Para los neonatos e infantes, las medidas más utilizadas para la evaluación del dolor son los registros conductuales. Estas medidas incluyen llanto, expresiones faciales, postura corporal y movimientos. La calidad de estos comportamientos depende de la edad gestacional del bebé y la madurez. Numerosas escalas son aptas para medir estos registros conductuales, entre ellas están: *Neonatal Facial Coding System (NFCS)*, *Neonatal Infant Pain Scale (NIPS)*, *The Premature Infant Pain Profile (PIPP)*, *Crying Requires Increased Vital Signs Expression Sleeplessness (CRIES)*, y *Maximally Discriminate Facial Movement Coding System (MAX)*.
- En los niños pequeños, las habilidades verbales siguen siendo limitadas y bastante inconsistentes. Las conductas relacionadas con el dolor siguen siendo el principal indicador para las evaluaciones en este grupo de edad. Las conductas no verbales, como la expresión facial, el movimiento de las extremidades, el agarre, y el llanto, se consideran medidas de dolor más confiables y objetivas que la autoevaluación. Las escalas de evaluación del dolor más utilizadas para este grupo de edad son: *The Children's Hospital of Eastern Ontario Pain Scale (CHEOPS)*, *Face Legs Arms Cry Consolability (FLACC)*, *COMFORT Scale*, *The Observational Scale of Behavioral Distress (OSBD)*, *Observational Pain Scale (OPS)*, y *The Toddler-Preschooler Postoperative Pain Scale (TPPPS)*.

Cong et, al 2013 [16], afirmó la premisa acerca de que no existe un instrumento de medición estándar universalmente aceptada para evaluar y medir el dolor infantil. Por ello, planteó que el principio básico de la medición del dolor es elegir el instrumento adecuado para el paciente correcto, lo que significa que debe basarse en la edad de desarrollo y en el tipo de dolor o condición médica (es decir, dolor de procedimiento versus dolor postoperatorio).

- De los instrumentos diseñados para medir el dolor agudo y de procedimiento, se encuentran: *Maximally Discriminate Facial Movement Coding System (MAX)*, *Neonatal Facial Coding System (NFCS)*, *Neonatal Infant Pain Scale (NIPS)* y *The Premature Infant Pain Profile (PIPP)*.
- De los instrumentos diseñados para medir el dolor postoperatorio, están: ***Face Legs Arms Cry Consolability (FLACC)***, *Children's and Infant's Postoperative Pain Scale (CHIPS)*, *COMFORT Scale* y *Crying Requires Increased Vital Signs Expression Sleeplessness (CRIES)*.

Beltramini et, al 2017 [17], proporcionó una revisión de las escalas de evaluación de dolor para niños desde el nacimiento hasta la adolescencia definiendo los criterios de validez de cada escala de dolor para ayudar a los cuidadores a usar las herramientas.

- Para los niños mayores de 6 años, el estándar de oro sigue siendo la autoevaluación por medio de *The Visual Analog Scale (VAS)*.
- Para niños menores de 6 años, se requiere una evaluación del dolor del comportamiento. Para evaluar el dolor agudo o de procedimiento, las escalas *Evaluation Enfant Douleur (EVENDOL)* y ***Face Legs Arms Cry Consolability (FLACC)*** tienen los criterios de validez más sólidos. Se obtienen mejores resultados utilizando estas escalas en conjunto con las escalas *Neonatal Facial Coding System (NFCS)* y *Child Facial Coding System (CFCS)*.
- Para evaluar el dolor postoperatorio, varias escalas son confiables en niños mayores de 1 año, pero las más validadas siguen siendo *Evaluation Enfant Douleur (EVENDOL)* y *Children's and Infant's Postoperative Pain Scale (CHIPS)*.
- Para evaluar el dolor en niños sedados o inconscientes, se recomienda la escala de comportamiento *COMFORT Scale*.
- Para evaluar el dolor en niños con discapacidades cognitivas, existen dos escalas validadas *The Noncommunicating Children's Pain Checklist (NCCPC)* y *The Revised FLACC (r-FLACC)*.

Freund et, al 2019 [18], hizo énfasis en la importancia de evaluar correctamente el dolor en los niños tomando en cuenta factores dinámicos como la salud física, la edad, el nivel de desarrollo cognitivo, el temperamento, el miedo y las experiencias previas con el dolor. Partiendo de allí, presentó la revisión de los tres tipos de evaluación que se utilizan para medir la intensidad del dolor en los niños:

- Fisiológica.
- Conductual-observacional.
- Autoevaluación.

Indicó herramientas o escalas aptas para realizar dichas evaluaciones, de las cuales las escalas mejor validadas para los infantes son:

- *The Premature Infant Pain Profile (PIPP)*, *Neonatal Infant Pain Scale (NIPS)* y *Crying Requires Increased Vital Signs Expression Sleeplessness (CRIES)* (especial para bebés prematuros y recién nacidos).
- *Neonatal Pain, Agitation and Sedation Scale (N-PASS)* (especial para niños con edades comprendidas entre 3 y 35 meses).
- ***Face Legs Arms Cry Consolability (FLACC)*** (dirigida a niños desde los 2 meses de edad hasta los 18 años).
- *Children's Hospital of Eastern Ontario Pain Scale (CHEOPS)* (funcional para niños entre los 4 meses de edad hasta los 17 años).

En última instancia, Brand et, al 2019 [19], recalcó la importancia de evaluar el dolor agudo en niños y de poder determinar la herramienta de evaluación de dolor más adecuada para cualquier edad y etapa de desarrollo. Expuso la premisa de que el indicador más confiable para la evaluación del dolor en los niños debe ser una combinación de los tres componentes de evaluación: autoevaluación, medidas observacionales comportamentales y fisiológicas. No obstante, afirmó que la escala ***Face Legs Arms Cry Consolability (FLACC)***, la cual es apta para

evaluar el dolor en los niños pre-verbales, no verbales y niños menores de 3 años, es una herramienta práctica, rápida, confiable, reproducible y simple de realizar en entorno clínico; además requiere de las mediciones fisiológicas dando un plus a sus resultados.

## 2.2. LAS TÉCNICAS MEJOR VALIDADAS PARA LA CLASIFICACIÓN DE EXPRESIONES FACIALES DE ACUERDO A LA LITERATURA

Las fuentes de información para la búsqueda de las técnicas de procesamiento para la clasificación de las expresiones faciales, específicamente de la expresión facial de dolor, incluyeron las bases de datos de Science Direct, IEEE, Springer Link.

El flujo de trabajo empleado en la presente investigación para la tarea de clasificación de las expresiones faciales integra cuatro módulos principales: detección del rostro, detección de puntos de referencia, segmentación del rostro, y finalmente, la clasificación de la expresión facial empleada para reconocer las emociones correctas.

### 2.2.1. TÉCNICAS REPORTADAS EN LA LITERATURA PARA LA ETAPA DE PROCESAMIENTO DE IMÁGENES

Koutlas et, al 2009 [20], proporcionó una revisión de los avances en el procesamiento de imágenes y las técnicas de aprendizaje automático con respecto al reconocimiento de expresiones faciales. Afirmó que el algoritmo de detección facial más empleado en los sistemas automáticos de reconocimiento de expresión facial es el **detector facial propuesto por Viola Jones**.

Zafeiriou et, al 2015 [21], explica que la tarea de detección automática de rostro es un primer paso crucial para cada aplicación que conlleve análisis de imágenes faciales. Afirma que a partir del algoritmo de Viola-Jones, la detección de rostros ya es mucho más factible en aplicaciones del mundo real. A partir de éste, se desarrollaron algoritmos mucho más robustos y precisos para dicha tarea. Es así, como presentan la revisión de los algoritmos modernos especiales para la detección de rostros. Entre ellos están:

- Los que se basan en la extracción de características a partir de Transformación de características invariables a escala (SIFT), **Histograma de gradientes orientados (HoGs)**, Patrones binarios locales (LBP) y sus variaciones.
- Los que emplean metodologías discriminatorias como Boosting, Máquinas de Soporte Vectorial, y arquitecturas de **Redes Neuronales (profundas)**.

Mahmood et, al 2017 [22], presentó una revisión de los algoritmos para el reconocimiento automático de rostros. Es así como clasificó los algoritmos de acuerdo a:

- **Si se basa en intensidades.**
- Si son basados en videos.
- Si son basados en 3D.

Wu et, al 2018 [23], afirmó que la detección de los puntos de referencia faciales suelen ser un paso clave para muchos métodos de análisis facial. Expuso, además, que los algoritmos de detección de puntos de referencias faciales se pueden clasificar en tres categorías:

- Métodos holísticos.
- Métodos CLM.
- Métodos basados en regresión.

Thevenot et, al 2018 [24], presentó la revisión de estudios sobre el uso de la visión por computador para el diagnóstico de salud de los rostros. Incluyó no solo los métodos convencionales sino también métodos modernos como lo es la **termografía**. En su estudio mencionó además sobre las amplias investigaciones que se han realizado con la evaluación automática del dolor, planteando que dichas evaluaciones son más relevantes cuando la persona no puede expresar su sufrimiento.

Cho et, al 2019 [25], estudió el uso de las imágenes térmicas en el campo de las señales fisiológicas para la computación afectiva. Recalcó las ventajas de las **cámaras infrarrojas** frente a las cámaras convencionales (espectro visible) en cuanto a que éstas últimas son susceptibles a los efectos de iluminación.

## 2.2.2. MÉTODOS REPORTADOS EN LA LITERATURA PARA LA ETAPA DE CLASIFICACIÓN DE LA EXPRESIÓN FACIAL

Kumari et, al 2015 [26], planteó cómo es el flujo de trabajo para los estudios de reconocimiento de expresiones faciales: es así como el primer paso es pasar una imagen o una secuencia de imágenes como entrada al modelo, a dichas imágenes se les realiza un pre-procesamiento con el fin de eliminar el ruido, pasa después a la etapa de detección de componentes facial con el fin de detectar el ROI deseado; a continuación sigue el paso de extracción de características y por último la clasificación de las expresiones faciales.

Li et, al 2018 [27], describió los tres pasos principales que son comunes en la tarea de reconocimiento de las expresiones faciales y expuso la importancia de las redes neuronales profundas para dicha tarea:

- Pre-procesamiento: en esta etapa, aclaró que, se requiere un procesamiento previo para alinear y normalizar la información semántica visual transmitida por el rostro.
- Aprendizaje de características: en el estudio hace énfasis en que el aprendizaje profundo ha logrado un rendimiento realmente bueno en una gran variedad de aplicaciones. Y en esta etapa, el aprendizaje profundo es ideal puesto que se intenta capturar las abstracciones de alto nivel a través de arquitecturas jerárquicas de múltiples transformaciones y representaciones no lineales.



- Clasificación de las características: se recalca que las redes profundas pueden ser empleadas tanto para la extracción de características como para la clasificación.

Rouast et, al 2019 [28], planteó que los métodos de aprendizaje automático han llegado a ser eficaces en los proyectos de percepción visual y auditiva. No obstante, expuso que el mayor inconveniente en estos tipos de proyectos es la alta dimensionalidad para representar los datos dando como resultado que los métodos computacionales y estadísticos convencionales sean pocos efectivos. Por ello, la importancia de explorar las arquitecturas profundas para dichas tareas de percepción deseada.

Y finalmente, Werner et, al 2019 [29], planteó la importancia de necesitar avances en la ciencia y tecnología que pueda adaptarse clínicamente para la evaluación del dolor. En su estudio, trató las complicaciones que se presenten hasta la fecha en el tratamiento y evaluación del dolor, y recalcó que, a pesar de todos los avances, el dolor aún es no es tratado adecuadamente y afecta en gran medida a los pacientes con capacidades limitadas de comunicación, quienes no pueden informar su experiencia de dolor o cuyo informe tiene poca validez, ejemplo de ello, menciona a los bebés, niños, adultos con deterioro cognitivo, entre otros. Afirmó que los sistemas automáticos de reconocimiento de dolor basados en el comportamiento frente al dolor y las respuestas fisiológicas, pueden complementar los métodos de evaluación actuales.

En los enfoques automáticos de reconocimiento del dolor que Werner et, al. planteó en la revisión, expuso que se requiere al menos un canal de entrada sensorial para proporcionar información a la computadora. Unas de estas modalidades son los enfoques basados en las cámaras, de los cuales, una técnica novedosa es no sólo usar imágenes RGB sino también imágenes térmicas para analizar la expresión facial. Mencionó de igual modo los sensores de contacto y los enfoques por audio.

En su revisión, exhibió que los diversos estudios emplean modelos tales como máquinas de soporte vectorial, regresiones, árboles aleatorios, clasificador de vecinos más cercanos, redes neuronales.

### III. EVALUACIÓN DEL DOLOR PEDIÁTRICO POST-OPERATORIO

#### 3.1. CONCEPTO DE DOLOR

El dolor es una sensación compleja resultado de las transmisiones neurofisiológicas moduladas dentro del sistema nervioso central (SNC) debido a experiencias sensoriales y emocionales desagradables [30]. La experiencia dolorosa de cada persona depende del valor personal y subjetivo basado en la edad, la cultura, los genes, la experiencia previa y la educación, los valores y el estado mental. Por ello, no hay dos personas que experimenten dolor de la misma manera [31].

Cabe señalar que el dolor está definido dentro de dos categorías, las cuales, pueden relacionar dolor a corto plazo (agudo) o a largo plazo (crónico) [32].

- El **dolor agudo** se define como dolor severo o repentino que se desarrolla dentro de un intervalo de tiempo relativamente bajo; éste se distingue por ser de inicio reciente, transitorio, y por lo general, de una causa identificable.
- Por el contrario, el **dolor crónico** es persistente y dura meses o incluso más tiempo, afectando negativamente al individuo. Este tipo de dolor, se considera una condición de salud en sí mismo.

#### 3.2. DOLOR POSTOPERATORIO

El dolor postoperatorio (POP) es un ejemplo de dolor agudo cuyo control inadecuado conduce a reacciones fisiopatológicas anormales, convirtiéndose en dolor crónico, siendo un factor de retardo en la recuperación del paciente quirúrgico.

El alivio del dolor y su control a nivel clínico, debe ser tratado en todos los ámbitos médicos. A pesar de los avances en el entorno clínico, la frecuencia del dolor POP grave alcanza proporciones tan altas hasta del 32%. Además, es la complicación más frecuente de la cirugía ambulatoria. El dolor tiene gran repercusión en el entorno del paciente y en él mismo, más aún cuando no está bien controlado. Es por ello, que se necesita una adecuada comunicación entre el médico y el paciente para poder hacer la correcta interpretación del dolor que éste padece. Además, es importante evaluar e identificar la intensidad del dolor para así suministrar los analgésicos adecuados. Este es un punto de partida que no puede ser reemplazado por los avances en farmacología y tecnología [33], [34].

Es crucial tratar el dolor peri-operatorio, puesto que, en la mayoría de los casos, el dolor sigue presentándose en el postquirúrgico afectando la recuperación. La cirugía es la causa de mayor impacto que origina una serie de eventos facilitadores para la transmisión del dolor.

La analgesia anticipada inhibe o atenúa la sensibilización central impidiendo la amplificación de la respuesta dolorosa a la lesión. La prevención del dolor POP crónico es probablemente uno de los

mayores beneficios de la analgesia anticipada, puesto que disminuye el sufrimiento y el daño emocional que genera un dolor mal controlado [35].

### 3.3. MORBILIDAD DEL DOLOR NO CONTROLADO

Un control insuficiente y el no tratar correctamente el dolor POP contribuye a la manifestación de dolor crónico tras la intervención quirúrgica, provocando *discomfort* y malestar en el paciente y en su entorno. A continuación se exponen las secuelas del dolor no controlado [36].

#### 3.3.1. CONSECUENCIAS TEMPRANAS O INMEDIATAS

Las consecuencias inmediatas están asociadas con las respuestas fisiológicas y post-quirúrgicas. Se pueden evidenciar tanto en infantes como en pacientes adultos.

- Consecuencias metabólicas.
- Consecuencias respiratorias.
- Consecuencias cardiovasculares.
- Consecuencias hematológicas.
- Consecuencias gastrointestinales.
- Estrés emocional (estrés postraumático).

#### 3.3.2. CONSECUENCIAS TARDÍAS

Las consecuencias tardías se relacionan con las respuestas al dolor crónico que afectan las respuestas fisiopatológicas y socio-cognitivas. Estos cambios tienen mayor evidencia en pacientes desde la etapa preescolar.

- Capacidad funcional y del sueño.
- Desarrollo personal y la salud mental.
- Apoyo social entre pares.
- Funcionamiento familiar.

### 3.4. DOLOR PEDIÁTRICO

Desde el punto de vista anatómico, las vías nerviosas esenciales para la transmisión, la percepción y la modulación del dolor están presentes y funcionando entre las 24 y las 29 semanas de gestación. La madurez del desarrollo también es importante en el procesamiento del dolor [37].

En consecuencia, es fundamental el tratamiento del dolor agudo o crónico provocado por enfermedades conocidas y por otras causas, principalmente generadas ante cualquier intervención quirúrgica, en la que se puede actuar con la analgesia anticipada, de especial interés en los infantes.

La percepción del dolor en los infantes además de estar relacionado con aspectos neurofisiológicos se ve influenciado también por aspectos psicológicos y del entorno infantil. Por ello, una misma situación patológica puede originar diferentes percepciones del dolor por parte de los bebés y los niños. La localización, la intensidad, la duración, o frecuencia son factores importantes para realizar la correcta evaluación y tratamiento del dolor. Es necesario así, emplear el instrumento apropiado para evaluar el dolor, que se adapte a la edad y características socioculturales del infante. Sin embargo, no existe una única técnica estándar uniforme para evaluar el dolor en la población pediátrica [38].

Los métodos de evaluación de dolor deben basarse en ciertas pautas para obtener correctos resultados. Estos deben fundamentarse en estrategias que sean adaptables al tipo de paciente en cuanto a su desarrollo físico, psíquico, emocional o cognitivo, logrando a su vez, detectar variaciones en la intensidad del dolor [39]–[41]. El tipo de procedimiento quirúrgico, los cambios fisiológicos y patrones conductuales, así como el punto de vista de los familiares, corresponden a las pautas a tener en cuenta, puesto que son buenos indicadores de los síntomas de las enfermedades. En el caso particular de los pacientes pediátricos se les debe brindar atención especializada, ya que existen barreras al momento de conseguir información crucial del estado del paciente; por tal motivo, es trascendental valorar el dolor y todas las causas que estén afectando el estado y la recuperación del paciente. Para esto, existen escalas de valoración específicas del dolor que son de gran utilidad [42].

### 3.5. EVALUACIÓN Y MEDICIÓN DEL DOLOR

El tratamiento del dolor de manera óptima en los ambientes clínicos requiere de una correcta evaluación de éste por parte del personal médico. Para lograr una evaluación precisa es necesario valorar el dolor a intervalos regulares y periódicos, puesto que el padecimiento y los factores que influyen en ello pueden cambiar a lo largo del tiempo. En el proceso de evaluación del dolor en los bebés y niños es importante contar con la participación de los padres o tutores más aún cuando los infantes se encuentran en la etapa pre-verbal: menores de 3 años o que presenten aptitudes verbales y cognitivas limitadas. Los padres pueden aportar información sobre qué respuestas conductuales típicas de sus hijos están relacionadas con el dolor que padecen, y es así como dicho reporte es importante incorporarlo en la evaluación del dolor [43]. No obstante, la evaluación del dolor de los infantes resulta ser subjetiva y sesgada, por lo que, a pesar de que es crucial el diagnóstico del médico y el aporte de los padres, la información suministrada y registrada no es significativamente suficiente para una correcta evaluación del dolor.

Es necesario establecer un protocolo a seguir para valorar el dolor en los pacientes pediátricos (ver Figura III-1). Para ello es significativo conocer todos los factores que relacionan la causa del dolor, las condiciones en las que está el infante y si presenta dolor agudo o severo. Posterior a ello, es

fundamental definir el instrumento de medición para valorar el dolor de acuerdo a la etapa en la que se encuentre el infante. Si posee la habilidad para comunicar el nivel del dolor y señalar el área afectada, se emplearían herramientas que permitan que el niño dé su autoevaluación; si por el contrario al infante se le hace incapaz de comunicar su dolor, existen escalas de evaluación que permiten valorarle, tales como COMFORT Behavior, FLACC (Faces Legs Activity Cry Consolability.Scale) o CRIES (Crying Requires Increased vital signs Expression Sleepssnesss). Una vez identificado el dolor, el personal médico intervendría para aliviar el dolor. Este proceso es primordial realizarse regularmente para así garantizar un correcto tratamiento del dolor: evaluar y tratar el dolor cada 10 minutos [6].

Dada la naturaleza subjetiva del dolor, su evaluación depende más que todo de la percepción del paciente; pero cuando no es posible lograr este reporte, se hace uso de herramientas que valoran otros parámetros. Conforme a esto, el dolor se asocia con cambios fisiológicos y bioquímicos, patrones conductuales y psicológicos [6]. Los cambios bioquímicas dados en respuesta al dolor (elevaciones de cortisol, catecolaminas, beta-endorfinas, insulina, glucagón, renina-aldosterona, hormona del crecimiento y prolactina) rara vez son útiles para los médicos ya que no están relacionadas directamente con la presencia del dolor [13].

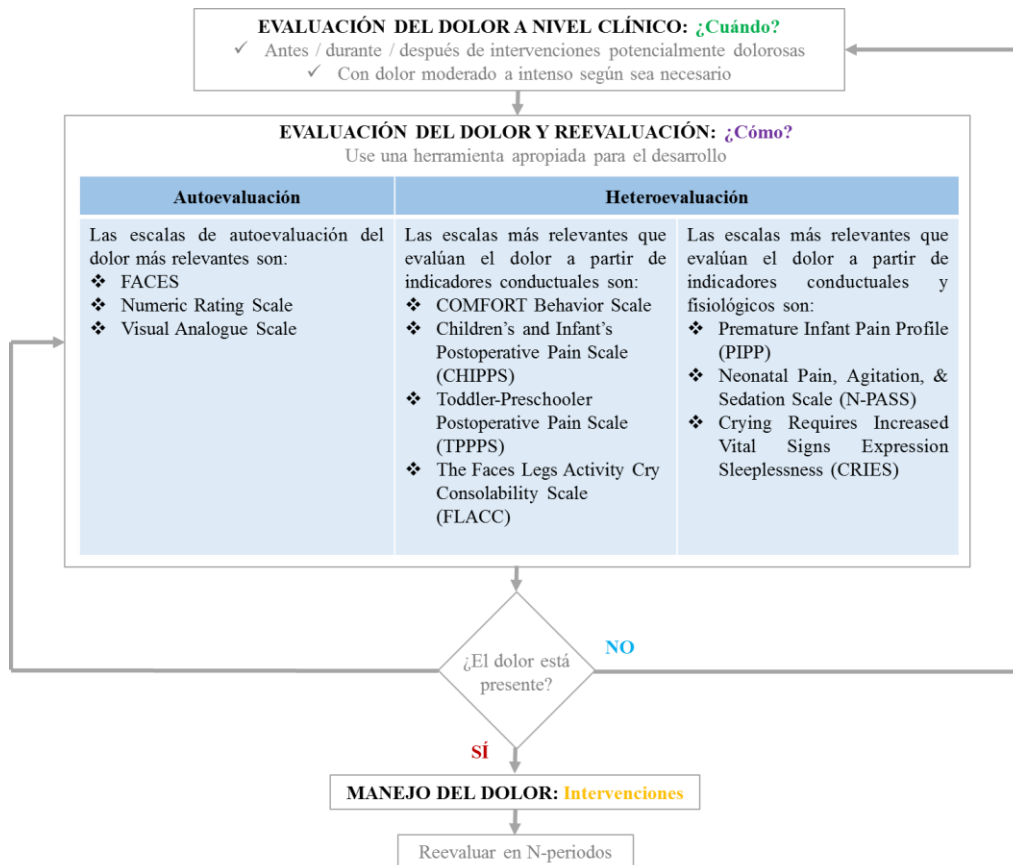


Figura III-1. Flujo de trabajo para la evaluación y manejo del dolor en los bebés y los niños [6].

La evaluación del dolor a través del registro de los cambios fisiológicos comprende variables como la frecuencia cardíaca y respiratoria, la presión arterial, entre otras. Cabe aclarar que dichas mediciones deben realizarse junto con las mediciones de los patrones conductuales, puesto que dichas variables se ven moduladas por múltiples procesos, no sólo por el dolor [44]. La evaluación del dolor a partir del análisis de los patrones conductuales tiene en cuenta la observación de la conducta del paciente ante el dolor: relacionan cambios en el movimiento corporal, en las expresiones faciales y en las vocalizaciones producidas [45].

### 3.5.1. ESCALAS DE EVALUACIÓN

Las escalas de evaluación para cuantificar el dolor varían de acuerdo a la edad del niño y a su capacidad para comunicarse, a los indicadores y al tipo de dolor a evaluar (ver TABLA III-2). Existen diferentes modalidades para evaluar el dolor en los niños como se puede ver en la TABLA III-1 [46].

TABLA III-1. Clasificación de las escalas de dolor en niños [46].

DE ACUERDO A LA VARIABLE A OBSERVAR		DE ACUERDO A QUIÉN EVALÚA EL DOLOR	
Unidimensional	Multidimensional	Heteroevaluación	Autoevaluación
Evaluación con base a una variable, considerando expresiones verbales, de mímica o modificación de la postura.	Evaluación con base a variables múltiples, conductuales y fisiológicas.	Evaluación por parte de un observador. Es la única alternativa en niños pequeños o en niños con déficit neurológico.	El propio sujeto le asigna un valor a su dolor.

Según la edad del niño, las escalas de evaluación se clasifican de la siguiente manera [47]:

- Menores de 2-3 años: Se emplean escalas objetivas, es decir, escalas multidimensionales que relacionen los cambios fisiológicos y los patrones conductuales.
- Mayores de 2-3 años: Se emplean escalas tanto objetivas, es decir, escalas unidimensionales y multidimensionales, como subjetivas, es decir, escalas que tengan como punto clave la autoevaluación.

Para obtener una evaluación mucho más confiable, estudios han trabajado con escalas subjetivas como FACES y VAS (ver Figura III-2 y Figura III-3 respectivamente), además de las escalas objetivas. Dichas escalas subjetivas son instrumentos de autoevaluación. La primera consiste en presentar 6 rostros que expresan diferentes emociones que van desde el dolor mínimo (0) hasta el máximo (5). La segunda es una calificación numérica de 0 a 10, en la cual 0 indica que no hay dolor y 10 indica el peor dolor. Sin embargo, los estudios emplean estas escalas bajo la premisa de que los padres las puedan usar y dar así una calificación cuantitativa del dolor POP que perciben en sus hijos. Es por esto que el enfoque que se le dan a estas escalas es bajo la metodología de colaboración y, exploración y cabe aclarar que es basada en el observador [15], [48], [49].

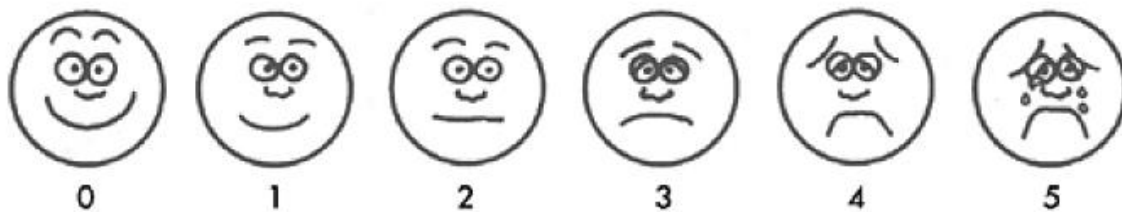


Figura III-2. Métrica de medición del dolor FACES [46].

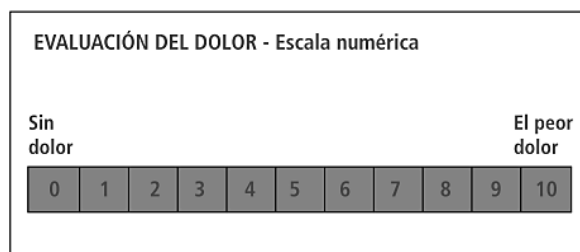


Figura III-3. Instrumento de medición del dolor VAS (Visual Analogue Scale) [46].

TABLA III-2. Escalas de evaluación del dolor en la población pediátrica con respecto a las medidas fisiológicas y conductuales [6], [7], [11], [12].

ESCALAS DE HETEROEVALUACIÓN DEL DOLOR INFANTIL						
	INSTRUMENTOS DE MEDICIÓN	RANGO DE EDAD	TIPO DE DOLOR	VARIABLES	PUNTAJE	CONSIDERACIONES
ESCALAS UNIDIMENSIONALES	Neonatal Facial Coding System (NFCS)	Desde los recién nacidos (incluye bebés prematuros)	Postoperatorio	(1) Ceño fruncido (2) Ojos fuertemente cerrados (3) Profundización del pliegue nasolabial (4) Boca abierta (5) Estiramiento de la boca (6) Lengua enroscada (7) Labios fruncidos (8) Barbilla temblorosa (9) Protrusión lingual *	Cada variable se puntúa de acuerdo a: 0: Ausencia 1: Presencia  Puntaje mínimo: 0 Puntaje máximo: 8 → Bebés neonatos 9 → Bebés prematuros Dolor considerado: ≥ 3 puntos	* Respuesta propia de los bebés prematuros.
	Neonatal Infant Pain Scale (NIPS)	Desde los recién nacidos (incluye bebés prematuros) hasta 1 año	Postoperatorio	(1) Cambios en la expresión facial (2) Llanto * (3) Cambios en el patrón de respiración (3) Movimiento de los brazos (4) Movimiento de las piernas (5) Estado de excitación	Cada variable se puntúa de acuerdo a: 0: Relajado 1: Inquieto 2: Exaltado *  No hay dolor: 0-2 puntos Dolor moderado: 3-4 puntos Dolor severo: > 4 puntos	No se puede emplear para pacientes intubados o paralizados.
	COMFORT Behavior Scale	Desde los recién nacidos hasta los 3 años	Postoperatorio	(1) Estado de alerta (2) Calma / agitación (3) Cambios en el patrón de respiración * (4) Llanto ** (5) Movimiento corporal (6) Cambios en el tono muscular (7) Tensión facial	A cada variable se le asigna un puntaje entre (1, 2, 3, 4, 5). Siendo 5, el puntaje asignado cuando el niño está muy agitado y exaltado.  Puntaje mínimo: 5-7 Puntaje máximo: 25-35  Dolor extremo: 35 puntos Ausencia de dolor: 5 Sedación adecuada: 17 – 26 Sedación excesiva: ≤ 16 Sedación insuficiente: ≥ 27.	* Puntuación solo en niños con ventilación mecánica.  ** Puntuación solo en niños que respiran espontáneamente.
	Children's and Infant's Postoperative Pain Scale (CHIPPS)	Desde los recién nacidos hasta los 5 años	Postoperatorio	(1) Llanto (2) Cambios en la expresión facial (3) Cambios en la postura del torso (4) Cambios en la postura de las piernas (5) Movimiento corporal	Cada variable se puntúa de acuerdo a: 0: Relajado 1: Inquieto 2: Exaltado  No hay dolor: 0-3 puntos Sí hay dolor: 4-10 puntos	---



Continuación de la TABLA III-2.

ESCALAS DE HETEROEVALUACIÓN DEL DOLOR INFANTIL						
	INSTRUMENTOS DE MEDICIÓN	RANGO DE EDAD	TIPO DE DOLOR	VARIABLES	PUNTAJE	CONSIDERACIONES
ESCALAS UNIDIMENSIONALES	Toddler-Preschooler Postoperative Pain Scale (TPPPS)	Desde 1 año hasta los 5 años	Postoperatorio	a) Expresión vocal de dolor (1) Queja verbal (2) Llanto (3) Gemidos b) Expresión facial de dolor (4) Boca abierta (5) Ojos entrecerrados (6) Ceño fruncido c) Expresión corporal del dolor (7) Agitación motora / tocar el área dolorosa	Cada variable se puntúa de acuerdo a: 0: Ausencia 1: Presencia  Puntaje mínimo: 0 Puntaje máximo: 7	---
	Children's Hospital of Eastern Ontario Pain Scale (CHEOPS)	Desde los 4 meses hasta los 7 años	Procedural Postoperatorio	(1) Llanto *** (2) Cambios en la expresión facial * (3) Cambios en la expresión verbal * (4) Cambios en la postura del torso ** (5) Tocar el área dolorosa ** (6) Movimiento de las piernas **	A cada variable se le asigna un puntaje entre: (0, 1, 2) * (1, 2) ** (1, 2, 3) *** Siendo: 0: Estado feliz 1: Estado neutral 2: Estado inquieto 3: Estado exaltado  Puntaje mínimo: 4 Puntaje máximo: 13 Dolor considerado: ≥ 8 puntos	---
	The Faces Legs Activity Cry Consolability Scale (FLACC)	Desde los recién nacidos hasta los 18 años	Procedural Postoperatorio	(1) Cambios en la expresión facial (2) Movimiento de las piernas (3) Actividad corporal (4) Llanto (5) Susceptibilidad de consolar	Cada variable se puntúa de acuerdo a: 0: Relajado 1: Inquieto 2: Exaltado  No hay dolor: 0 puntos Dolor agudo: 1-3 puntos Dolor moderado: 4-6 puntos Dolor severo: 7-10 puntos	---

Continuación de la TABLA III-2.

ESCALAS DE HETEROEVALUACIÓN DEL DOLOR INFANTIL						
	INSTRUMENTOS DE MEDICIÓN	RANGO DE EDAD	TIPO DE DOLOR	VARIABLES	PUNTAJE	CONSIDERACIONES
ESCALAS MULTIDIMENSIONALES	Premature Infant Pain Profile (PIPP)	Desde los recién nacidos (incluye bebés prematuros)	Procedural	(1) Edad gestacional * (2) Estado conductual ** (3) Cambios en la frecuencia cardíaca (4) Cambios en la saturación de oxígeno (5) Ceño fruncido (6) Ojos fuertemente cerrados (7) Profundización del pliegue nasolabial	A cada variable se le asigna un puntaje entre (0, 1, 2, 3). * Para la edad gestacional se puntúa de la siguiente manera: 0: 36 semanas o más 1: 32-35 semanas, 6 días 2: 28-31 semanas. 6 días 3: Menos de 28 semanas ** Para el estado conductual: 0 puntos relacionan un estado activo y despierto, y 3 puntos relacionan un estado de calma y quietud.  Para las demás variables, el puntaje está asociado a: 0 puntos un estado de calma. 3 puntos un estado de agitación.  No hay dolor: 0-6 puntos Dolor moderado: 7-12 puntos Dolor severo: > 12 puntos	---
	Neonatal Pain, Agitation, & Sedation Scale (N-PASS)	Desde los recién nacidos (incluye bebés prematuros)	Procedural Postoperatorio	(1) Llanto (2) Comportamiento (3) Expresión facial (4) Tonos de las extremidades (5) Signos vitales (Frecuencia cardíaca, frecuencia respiratoria, presión arterial, y saturación de oxígeno)	Cada variable se puntúa de acuerdo a: -2 y -1: Estado tranquilo 0: Normal 1 y 2: Dolor y agitación  Dolor considerado: > 3 puntos	---
	Crying Requires Increased Vital Signs Expression Sleeplessness (CRIES)	Desde los recién nacidos (incluye bebés prematuros) hasta 1 año	Postoperatorio	(1) Llanto (2) Saturación de oxígeno (3) Signos vitales (presión arterial y frecuencia cardíaca) (4) Expresión facial (5) Alteración en el patrón de sueño	Cada variable se puntúa de acuerdo a: 0: Relajado 1: Inquieto 2: Exaltado  Dolor modera: < 4 puntos Dolor intenso: ≥ 5 puntos	---

### 3.6. DISEÑO METODOLÓGICO

Para fines del proyecto de investigación de la maestría, se diseñaron dos modelos para la clasificación del dolor infantil postquirúrgico mediante el análisis de la expresión facial de dolor de los niños. Para tal fin se emplearon dos cámaras digitales: una cámara a color (integrada en una Tablet iPad Mini 4) y una cámara térmica (Gobi 640 GigE); esto con el fin de identificar cuáles imágenes permiten una mejor clasificación del dolor.

Esta etapa del proyecto comprendió el registro de datos de los pacientes pediátricos postquirúrgicos del área de recuperación de los servicios de cirugías del Hospital Universitario San Vicente Fundación (HUSVF) de Medellín. Con el fin de realizar el estudio observacional del dolor, se empleó la escala de evaluación del dolor FLACC (*Face Legs Arms Cry Consolability*), la cual es la escala más considerada y mejor validada para tratar el dolor pediátrico postquirúrgico, tal como se evidenció en el Capítulo II ESTADO DEL ARTE y en el presente Capítulo III EVALUACIÓN DEL DOLOR PEDIÁTRICO POST-OPERATORIO. Teniendo en cuenta que dicho instrumento de medición sólo evalúa variables conductuales, se optó por evaluar también variables fisiológicas para complementar la información. Los resultados en esta sección responden al Objetivo #1 y parte del Objetivo #2.

#### 3.6.1. GRUPO DE TRABAJO

Durante la primera etapa del proyecto, creación de la base de datos, se conformó un grupo de trabajo comprendido por un médico Anestesiólogo, dos médicos residentes en Anestesia e investigadores del área de Bioingeniería, quienes establecieron las directrices metodológicas y técnicas en el marco del desarrollo del protocolo de registro.

#### 3.6.2. POBLACIÓN DE ESTUDIO

Se incluyeron los datos de todos los pacientes pediátricos de 0 a 36 meses de edad que cumplieran con los criterios de selección y que estuvieron en periodo de recuperación quirúrgica durante la primera hora en los servicios de cirugías del HUSVF.

#### 3.6.3. CRITERIOS DE ELEGIBILIDAD

##### CRITERIOS DE INCLUSIÓN:

- Pacientes pediátricos menores a 36 meses de edad, que estuvieran en periodo de recuperación durante la primera hora, luego de las intervenciones quirúrgicas:
  - a) Cirugía general pediátrica.
  - b) Cirugía ortopédica.
  - c) Cirugía plástica.
- Aceptación y firma del consentimiento informado del estudio por parte de los padres.

### CRITERIOS DE EXCLUSIÓN

- Pacientes pediátricos menores a 36 meses de edad con diagnóstico de las siguientes enfermedades:
  - a) Enfermedad neurológica.
  - b) Dimorfismos faciales.
 Y quienes fueron intervenidos quirúrgicamente de:
  - a) Cirugías con técnica de analgesia regional.
  - b) Procedimientos neuroquirúrgicos.
  - c) Cirugías de otorrinolaringología.
- Pacientes pediátricos menores a 36 meses de edad que después de haber salido del procedimiento quirúrgico, tuvieran vendajes en la mayor parte del rostro, estuvieran intubados, o contaran con algún elemento que obstaculizara la captura de imágenes del rostro completo.
- Pacientes pediátricos menores a 36 meses de edad quienes en el periodo postquirúrgico requirieran uso de incubadora.
- Pacientes pediátricos mayores a 36 meses de edad.
- Pacientes pediátricos cuyos padres o tutores cambiaron de decisión sobre la participación en el estudio en cualquier momento durante la realización del proyecto.

### 3.6.4. DEFINICIÓN DE VARIABLES

Antes de iniciar con el estudio, se establecieron las variables y los factores que, según la literatura, permiten identificar y clasificar el dolor infantil. Con base en ello, se diseñó el formato de recolección de datos (VER ANEXO 1).

#### VARIABLE DE INTERÉS

**Dolor:** Percepción sensorial localizada y subjetiva que fue medida mediante técnicas convencionales (escala de evaluación FLACC). El puntaje total asignado denotó el grado de la intensidad del dolor postoperatorio que experimentaba cada niño.

- Sin dolor: Total de 0 puntos.
- Leve: Total de 1 a 3 puntos.
- Moderado: Total de 4 a 6 puntos.
- Severo: Total de 7 a 10 puntos.

#### VARIABLES A CONTROLAR

- **Imágenes de fotografía:** de la expresión facial de los infantes, en el periodo de recuperación postquirúrgica. La captura de las imágenes fue por la técnica de fotografía y video, mediante dos cámaras digitales, adquiriendo:
  - a) Imágenes a color.
  - b) Imágenes térmicas.
- **Signos vitales:** Mediciones de características fisiológicas para valorar las funciones corporales más básicas de los infantes que recién salieron de un procedimiento quirúrgico. Los signos vitales que se registraron fueron:

- a) **Presión arterial:** Información de la presión arterial sistólica y diastólica que registró el monitor de signos vitales del área de recuperación, ya sea por métodos no invasivos o invasivos, de acuerdo al tipo de monitorización.

Se consideró hipotensión a la presión arterial sistólica:

- i. Menor a 60 mmHg en neonatos (de 0 a 28 días).
- ii. Menor a 70 mmHg en bebés (1 mes a 12 meses).
- iii. Menor a 70 mmHg más 2 veces la edad en años en niños (de 1 a 10 años).
- iv. Menor a 90 mmHg en niños (mayor de 10 años).

Se consideró hipertensión a los valores por encima del percentil 90 de acuerdo a tablas ajustadas para la edad y el sexo.

- b) **Frecuencia cardíaca:** Número de latidos cardiacos por minuto dados en los infantes en el periodo de recuperación postquirúrgica. Se cuantificó de forma directa por estetoscopio o registro del monitor. Los límites normales se establecieron según la edad de acuerdo a la TABLA III-3:

TABLA III-3. Frecuencia cardíaca media en infantes [50].

FRECUENCIA CARDIACA MEDIA DE LACTANTES Y NIÑOS EN REPOSO		
	Frecuencia media [latidos / min] [bpm]	Desviación estándar
Nacimiento	140	50
1er mes	130	45
1 a 6 meses	130	45
6 a 12 meses	115	40
1 a 2 años	110	40
2 a 4 años	105	35

- c) **Saturación de oxígeno:** Medida de la cantidad de oxígeno disponible en el torrente sanguíneo de los infantes que se reportó por el pulsioxímetro.
- A continuación, se describen las consideraciones tenidas en cuenta [51], [52]:
- i. Los niveles de saturación de oxígeno considerados normales para los niños y niñas se encuentran entre el 90-97 % de SpO<sub>2</sub>.
  - ii. Cuando se controla a los niños con oximetría de pulso, cualquier niño con una SpO<sub>2</sub> < 90% debe recibir oxígeno.
- **Patrones conductuales:** Factores como expresiones y posturas corporales que se midieron en los infantes cada cierto intervalo de tiempo. Los patrones conductuales que se registraron fueron:
    - a) **Cambios en la expresión facial:** Requirió observación por parte del investigador, con el fin de dar un valor numérico de 0 a 2, de acuerdo a las características de la expresión facial de los infantes.
      - i. 0: Expresión neutra o sonrisa / Contacto visual e interés en el medio.
      - ii. 1: Ceño o boca fruncidos ocasionalmente / Ojos parcialmente cerrados.
      - iii. 2: Ceño fruncido permanente / Mandíbula apretada / Mentón tembloroso / Arrugas frontales profundas / Ojos cerrados / Boca abierta.

- b) **Movimientos de las piernas:** Requirió observación por parte del investigador, con el fin de dar un valor numérico de 0 a 2, de acuerdo a la posición y movilidad de los miembros inferiores de los infantes.
- i. 0: Posición normal / Relajadas.
  - ii. 1: Inquietas / Rígidas / Flexión y extensión intermitente.
  - iii. 2: Patadas / Flexión y extensión exageradas / Temblor de extremidades.
- c) **Actividad corporal:** Requirió observación por parte del investigador, con el fin de dar un valor numérico de 0 a 2, de acuerdo a la posición y movilidad corporal de los infantes, en especial cabeza y tronco.
- i. 0: Posición normal / Tranquilo / Se mueve fácil y libremente.
  - ii. 1: Gira de un lado a otro / Reacio a moverse / Se presiona la parte del cuerpo que le duele.
  - iii. 2: Inmóvil / Rígido / Arqueado / Movimientos espasmódicos / Movimientos a lado y lado de la cabeza.
- d) **Llanto:** Requirió observación por parte del investigador para medir la intensidad del llanto de los infantes, con el fin de dar un valor numérico de 0 a 2.
- i. 0: Sin llanto o quejido (despierto o dormido).
  - ii. 1: Quejidos suaves / Llanto ocasional / Suspiros.
  - iii. 2: Llanto mantenido / Quejido intenso / Gritos / Llanto “convulsivo”.
- e) **Susceptibilidad de consolar:** Requirió observación por parte del investigador, con el fin de dar un valor numérico de 0 a 2, de acuerdo al grado de tranquilidad, calma e irritabilidad de los infantes en respuesta a la atención médica o del tutor.
- i. 0: Tranquilo y relajado / No requiere consuelo.
  - ii. 1: Consolable con caricias ocasionales o con palabras / Es posible distraerlo.
  - iii. 2: Difícil de consolar o distraer.

#### FACTORES CONSTANTES

- **Consecutivo:** ID asignado al paciente por los investigadores. Empezando en 000 y terminando en 050.
- **Número de historia clínica:** Número único de cada paciente asignado por el HUSVF.
- **Edad:** Número de meses transcurridos desde el nacimiento.
- **Sexo:** Condición orgánica, masculino o femenino, determinada por los órganos sexuales.
- **Peso:** Medición en kilogramos [*kg*] del peso de los infantes al momento de la evaluación para el procedimiento quirúrgico. Se empleó una báscula certificada para tal fin.
- **Clasificación ASA: (VER ANEXO 2)** Clasificación del estado físico del paciente pediátrico según la Sociedad Americana de Anestesiología (ASA, por sus siglas en inglés).
- **Tipo de cirugía:** Las intervenciones quirúrgicas se clasificaron de acuerdo a la especialidad clínica.
- **Nombre de la cirugía:** Clasificación que se dio al tipo de procedimiento de acuerdo a la especialidad quirúrgica.
- **Duración de la cirugía:** La cantidad en minutos que demoró la cirugía.
- **Valoración del dolor por personal de enfermería:** Clasificación dada entre:
 

a) No tiene (NT).	c) Moderado (M).
b) Leve (L).	d) Severo (S).

### 3.6.5. CONSIDERACIONES ÉTICAS

Este proyecto de investigación se realizó de acuerdo con:

- Las consideraciones bioéticas nacionales consignadas en la Resolución 8430 de 1993 del Ministerio de Salud para las Investigaciones Médicas.
- Los estándares internacionales que reglamentan la investigación en seres humanos: Declaración de Helsinki, Reporte Belmont.
- Las pautas de investigación del comité internacional de bioética de la Organización Mundial de la Salud (OMS).

Para el cual se tuvieron en cuenta concretamente las siguientes consideraciones:

- **Consentimiento informado: (VER ANEXO 3)** Dadas las características del estudio, se requirió el consentimiento informado por parte de los padres de familia o tutores de los niños y niñas para así poder tomar las fotografías, registrar los datos, e información útil sobre la presencia y niveles del dolor en los pacientes pediátricos menores a 36 meses de edad en la primera hora del periodo de recuperación postquirúrgico en los servicios de cirugías del HUSVF. Las sesiones de registro de la información se realizaron bajo total consentimiento y en ningún momento se trasgredió la dignidad, ni se violó el derecho alguno de honor, intimidad, buena imagen y buen nombre de los infantes, padres de familia o tutores. De igual forma, se informó y se recalcó que no se realizaron intervenciones médicas durante el periodo de estudio, por lo que no se corrió el riesgo de causar daño biológico, psicológico o social. Se proporcionó la información de una forma clara y precisa a cada uno de los padres de familia o tutores de los participantes, brindando las herramientas adecuadas para que la decisión fuera voluntaria, acorde con la legislación médica colombiana y el Código de Ética Médica.
- **Confidencialidad:** La adquisición, almacenamiento, manipulación, disposición y acceso del material fotográfico estuvo a cargo del personal de investigación adscrito a este proyecto. Dicho material fue guardado con un número único de identificación y tendrá un tiempo máximo de almacenamiento de 10 años. En cumplimiento de la Ley 1581 de 2012, se conservó la información bajo las condiciones de seguridad necesarias para impedir su adulteración, pérdida, consulta, uso o acceso no autorizado o fraudulento. La información adquirida por los registros fotográficos se administró por el Grupo de Investigación en Bioinstrumentación e Ingeniería Clínica (GIBIC) y por el Grupo de Investigación de Anestesiología y Reanimación, siendo responsables del uso posterior al presente proyecto de investigación.
- **Responsabilidad de la investigación:** Los participantes de la presente investigación actuaron bajo el principio de no maleficencia y fueron personal idóneo para este tipo de investigación. Se tuvo observación permanente por parte del Comité de Ética y la Investigación del HUSVF.

### 3.6.6. DESCRIPCIÓN DEL ESTUDIO

A continuación, en la Figura III-4 puede observarse los pasos a seguir de la metodología que se aplicó para cumplir con el Objetivo #1.

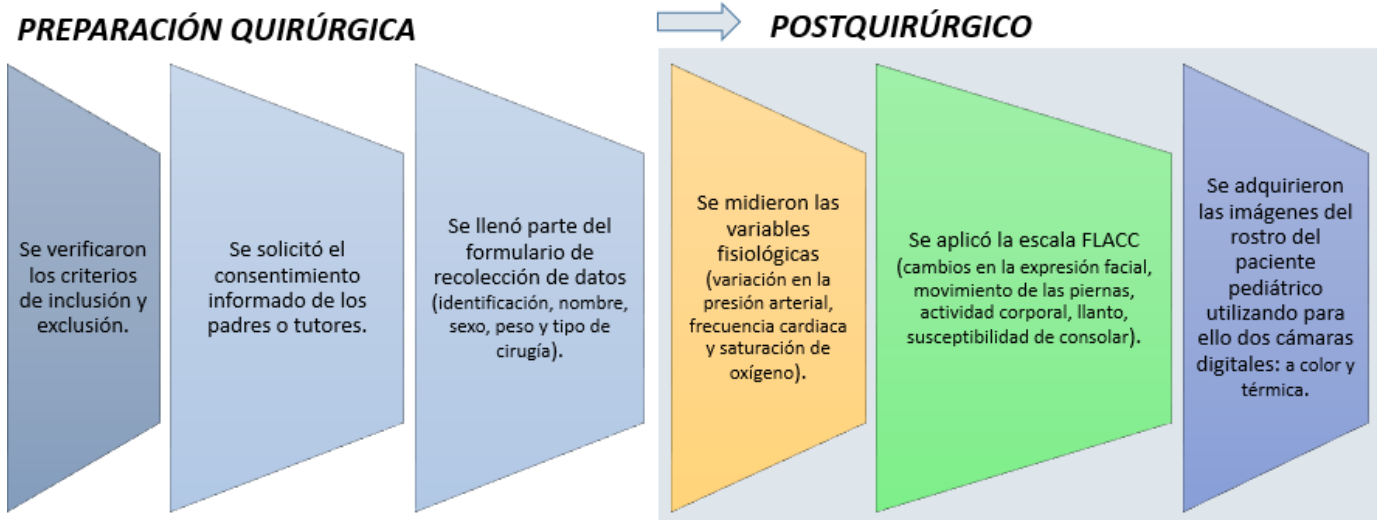


Figura III-4. Metodología planteada para el cumplimiento del Objetivo #1.

Como se ilustra, la metodología fue dividida en dos fases: preparación quirúrgica y postquirúrgica. Se definió el tamaño de muestra de 50 pacientes pediátricos postquirúrgicos con edades comprendidas entre los 0 y 36 meses, según la cantidad de cirugías pediátricas que se realizaron en el hospital, y teniendo en cuenta los criterios de inclusión.

Los factores que se tuvieron en cuenta para escoger la muestra de estudio fueron: la edad y el tipo de cirugía. El consentimiento dado por los padres, en la fase de preparación quirúrgica, fue crucial para el desarrollo del estudio.

Una vez el estudio fue aprobado por el Comité de Ética y la Investigación del HUSVF y por el Comité de Posgrado de la Universidad de Antioquia (UdeA) se realizó una prueba piloto con 5 pacientes, quienes cumplieron los criterios de inclusión, con el fin de evaluar y depurar procedimientos, y estandarizar procesos en la adquisición de la información en las salas de recuperación de los servicios de cirugías del HUSVF. Se explicó al personal médico asistencial los propósitos, alcances y formas de implementación de la investigación para su adecuada ejecución.

Conforme a la programación de cirugías del HUSVF, y de acuerdo al criterio médico, se seleccionaron aquellos pacientes que cumplieran los criterios de inclusión. Al tiempo que el paciente pediátrico ingresaba a la sala de preparación quirúrgica, los médicos residentes en Anestesia pedían el consentimiento a los padres, y una vez aceptado, se llenaba parte del formulario de recolección de datos mediante historia clínica y con el grupo quirúrgico:



- Consecutivo.
- Número de historia clínica.
- Edad.
- Sexo.
- Peso.
- Tipo de cirugía.
- Nombre de la cirugía.

Posteriormente, se verificó la clasificación ASA y la duración del procedimiento quirúrgico efectuado, mientras el personal médico trasladaba al niño de la sala de cirugía a la sala de recuperación. Una vez allí, los médicos residentes en Anestesia midieron los cambios fisiológicos que se produjeron en el niño (variación en la presión arterial, frecuencia cardíaca y saturación de oxígeno) empleando los monitores de signos vitales de la sala de recuperación; y a su vez, por medio de la observación, aplicaron la escala FLACC (analizando los cambios en la expresión facial, los movimientos de las piernas, la actividad corporal, el llanto y la susceptibilidad de consolar).

A cada niño se le realizó la adquisición de las imágenes y de los datos en cuatro instantes de tiempo:

- Justo después de haber salido de cirugía – minuto cero (0).
- A los 10 minutos después de haber salido de cirugía.
- A los 20 minutos después de haber salido de cirugía.
- A los 30 minutos después de haber salido de cirugía.

Por cada toma, se solicitó al personal de enfermería dar su criterio, a partir de la experiencia, sobre el nivel de intensidad de dolor que estuviera experimentando el niño.

Paralelamente, los investigadores a cargo procedieron con la adquisición de imágenes del rostro del paciente utilizando para ello, dos cámaras digitales \*: a color y térmica.

Para poder realizar la adquisición de las imágenes en el entorno hospitalario y con el fin de garantizar repetibilidad en el estudio, se realizó el montaje con un trípode especial \*\* que contó con un brazo de longitud variable al que se le adecuó una barra de soporte deslizante donde se ubicaron las dos cámaras (tal como se ilustra en la Figura III-5).

En cada uno de los registros con los niños, la altura del trípode se ajustaba y se acomodaba en el área de tal modo que no interviniera con las funciones diarias de los médicos y enfermeras. No obstante, en la mayoría de los casos, la altura del trípode se ajustó en  $\pm 160\text{ cm}$ , esto es debido a que las camillas en las que, la mayor de las veces ubicaban a los niños, contaban con una altura de  $\pm 134\text{ cm}$ . Se estableció como norma que las cámaras debían ir ubicadas siempre a la misma distancia del lente al paciente, es decir, a  $\pm 25\text{ cm}$ , por lo que las cámaras debían estar justo encima del rostro del niño.

\* Las cámaras utilizadas en el presente proyecto son propiedad del Grupo de Investigación en Bioinstrumentación en Ingeniería Clínica (Grupo GIBIC) de la Universidad de Antioquia.

\*\* El trípode y sus accesorios fue una adquisición de parte del Grupo GIBIC en vista de la necesidad del proyecto.

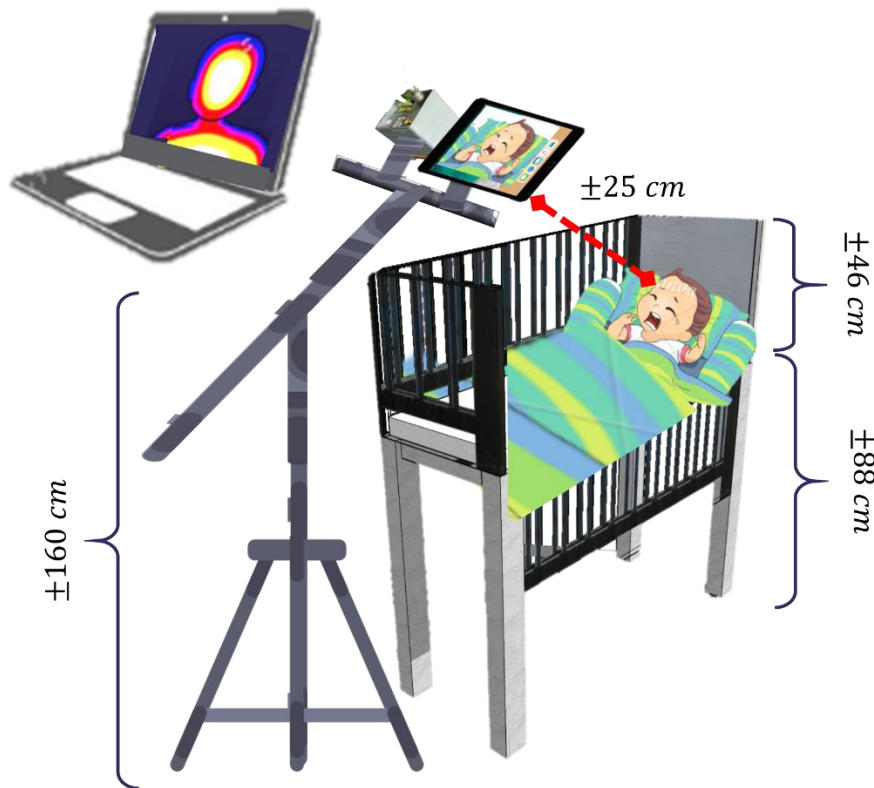


Figura III-5. Simulación del montaje del trípode con las cámaras.

Como se ilustra en la Figura III-6 las cámaras se ubicaron estratégicamente una al lado de la otra cerciorándose que la distancia focal al rostro fuera relativamente igual. En la Figura III-7, se puede observar el montaje real en el entorno hospitalario. Dentro del recuadro de color verde se encuentra el trípode cuya altura es variable al igual que el brazo extensible; obsérvese que al final del brazo se encuentran ubicadas las cámaras (recuadro de color rosado). El portátil del recuadro azul fue utilizado para manipular el software de la cámara térmica y con el cual se le indicaba la captura de imágenes y en el que se podía visualizarlas y dar la opción de guardado.



Figura III-6. Vista superior de la ubicación de las cámaras en el riel sujetado al brazo del trípode.



Figura III-7. Montaje de las cámaras en el entorno hospitalario.

### 3.7. RESULTADOS Y ANÁLISIS

Se realizó el estudio descrito con 50 pacientes entre los 0 y 36 meses de edad (ver TABLA III-4). Dicha muestra contempló 39 niños y 11 niñas.

TABLA III-4. Datos estadísticos sobre las edades de los niños registrados.

	CANTIDAD
Tamaño de muestra	50 niños
Promedio de edades	16.84 meses
Desviación estándar de las edades	10.58 meses
Moda de las edades	15
Edad máxima	36
Edad mínima	1

Se analizó el historial clínico de cada uno de ellos para confirmar a qué procedimiento quirúrgico iban a ser sometidos. El tipo de cirugía y la cantidad de cada una de ellas puede verse en la TABLA III-5, con la cual es claro notar que el mayor porcentaje (66 %) de cirugías a las que se someten los niños menores de 36 meses son de tipo general. Los datos completos registrados por cada niño se pueden ver en el **ANEXO 4**.

TABLA III-5. Registro de la cantidad del tipo de cirugías realizadas.

TIPO CX	CANTIDAD	PORCENTAJE
General	33	66 %
Plástica	7	14 %
Ortopédica	6	12 %
Urológica	2	4 %
Otorrino	1	2 %
Gastrointestinal	1	2 %
<b>TOTAL DE CX</b>	<b>50</b>	<b>100 %</b>

El desarrollo del estudio duró aproximadamente 5 meses, desde finales de febrero hasta finales de junio. Esto es debido a que el registro de la información dependía de los siguientes factores:

- La programación diaria de las cirugías.
- La inclusión de las cirugías programadas.
- La inclusión de los niños respecto a las edades.
- La inclusión de los niños respecto al consentimiento dado por los padres.

Por lo anterior, resultaron registros variados por mes como se ilustra en la Figura III-8. A partir de allí, se puede evidenciar que, en promedio, se registraron 10 niños por mes.

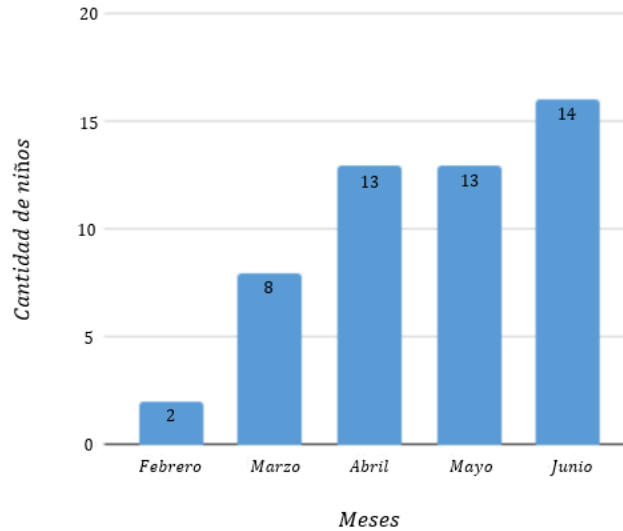


Figura III-8. Muestra de la cantidad de registros realizados por mes desde el comienzo del estudio, con un promedio de 10 niños registrados por mes.

El estudio se realizó bajo las condiciones reflejadas en la Figura III-5. Por lo que se refiere a la captura de imágenes, éstas se adquirieron con una cámara convencional integrada en la Tablet iPad Mini 4 y con una cámara térmica especializada Gobi 640-GigE.

Con la cámara incorporada en la Tablet iPad Mini 4 la adquisición fue hecha a partir de grabaciones de aproximadamente de 30 segundos a 1 minuto por toma, con una tasa de captura de 25 fotogramas por segundo, recolectando alrededor de 1500 fotogramas para un total de 6000 fotogramas por niño. Por el contrario, con la cámara térmica Gobi 640 GigE se realizó una serie de tomas al estilo ráfaga durante los mismos 30 segundos a 1 minuto, recolectando alrededor de 200 fotogramas por toma, es decir, 800 fotogramas por niño.

Paralelamente a la adquisición de las imágenes, los médicos residentes en anestesiología se encargaron de registrar las variables fisiológicas y conductuales que les permitió deducir cuál fue el nivel de dolor posquirúrgico que los niños presentaron en cada toma.

Dicha escala consta de 5 elementos, que son expresión facial (Face), movimiento de las piernas (Leg), actividad corporal (activity), llanto (Cry) y consolabilidad (Consolability). Cada elemento de la escala FLACC se califica en una escala de 0 a 2. Los puntajes se clasifican como lo muestra la TABLA III-6.

TABLA III-6. Clasificación de la escala de evaluación del dolor FLACC.

PUNTAJE	CLASIFICACIÓN
0	No hay dolor
1-3	Dolor leve
4-6	Dolor moderado
7-10	Dolor severo

La escala FLACC comprende sólo variables conductuales que, con respecto al proyecto, le permitió al personal médico y enfermeras poder tener indicios del nivel de dolor de los niños en el momento de la toma. Es así como, a partir de la escala FLACC ya se podía conocer el nivel de dolor actual de los niños (**VER ANEXO 5**), el cual se encontraría dentro del rango de 0 a 10 puntos, siendo 0 puntos el indicador de que el niño no tiene dolor alguno y 10 puntos el indicador de que el dolor presentado es severo. No obstante, se registraron también los signos vitales para así poder realizar un análisis más a fondo, puesto que, como lo indicó la literatura de la sección anterior, el aumento o disminución de los signos vitales pueden ser indicios de dolor. Por tanto, los médicos no sólo se basaron en la observación y análisis de las variables que requería la FLACC, sino que también con ayuda de la interpretación de los signos vitales (**VER ANEXO 6**), lograron dar una clasificación más valedera de los niveles de dolor.

La adquisición de las imágenes y recolección de las variables fisiológicas y conductuales en el entorno hospitalario no se logró efectuar en un ambiente controlado. Los factores que afectaron el estudio fueron los siguientes:

- Poca asistencia de los médicos residentes en Anestesia, quienes eran encargados de:
  - a) Registrar las variables fisiológicas y conductuales.
  - b) Dar la clasificación de los niveles de dolor de acuerdo a la interpretación de la escala FLACC.
  - c) Acomodar a los niños para que quedaran en una posición apta mirando a las cámaras y poder facilitar la toma de imágenes. Este proceso sólo era realizado por el personal médico autorizado.
- No siempre se tuvo a disposición la cámara térmica, puesto que se requería en proyectos aparte. Debido a esto, hubo varios registros que sólo se adquirieron imágenes a color, por lo que la cantidad de imágenes térmicas se redujo considerablemente.

## IV. PRE-PROCESAMIENTO DE LAS IMÁGENES DE LOS ROSTROS

Entre las variables que se han implementado para la evaluación del dolor de los niños, se evidencia un gran interés en las expresiones faciales como indicador consistente y verídico [53], esto es debido a la manifestación de varios niveles de respuesta al dolor que se observan en la expresión de quien lo padece.

En este capítulo se presenta la descripción de las técnicas utilizadas para el procesamiento de imágenes, con el fin de detectar los rostros y segmentarlos, la metodología implementada y los resultados obtenidos en aras de dar cumplimiento al Objetivo #2. Las imágenes provienen de los registros descritos en el capítulo anterior.

### 4.1. DETECCIÓN AUTOMÁTICO DE ROSTROS EN IMÁGENES

El rostro humano en una imagen es un objeto tridimensional sujeto a variaciones intergrupales en cuanto a forma y aspecto implicando que la detección de los rostros, de forma automática en un sistema, presente ciertos obstáculos [54].

La dificultad asociada con la detección de rostros en las imágenes, a través de un sistema de algoritmos, está relacionada con los siguientes factores [55], [56]:

- Factores propios del sujeto en cuanto a la variabilidad en la apariencia (distancia y tamaño de los ojos, nariz y boca).
- Factores propios de la ubicación del sujeto en la imagen:
  - a) Rotación en el plano.
  - b) Rotación fuera del plano.
- Factores propios de la adquisición de la imagen:
  - a) Resolución.
  - b) Enfoque.
  - c) Efectos de perspectiva.
- Variaciones de escala.
- Condiciones de iluminación.
- Oclusiones.

Con el fin de obtener un buen sistema de detección automática de rostros, se debe lograr una buena captura de la imagen. Para ello es importante la correcta selección de la cámara digital y las características de iluminación. Una mala detección de los rostros conllevaría a un error en el resto de las fases del presente proyecto.

La cámara a color que se utilizó cuenta con apertura de  $f/2.4$ . Los videos fueron grabados a una resolución de 1920 x 1080 píxeles a una velocidad de 25 fotogramas por segundo (fps).



Figura IV-1. Vista frontal, lateral y posterior de la tablet iPad Mini 4.

La finalidad de los sistemas de detección automática de los rostros es lograr un buen desempeño (precisión y velocidad). De igual forma, los algoritmos desarrollados deben ofrecer la mejor solución antes las dificultades asociadas a esta tarea.

## 4.2. TÉCNICAS PARA LA DETECCIÓN DE LOS ROSTROS

A inicios del siglo XXI, la detección automática de rostros y de rasgos faciales había generado gran impacto en el campo de la visión por computador. No obstante, la mayoría de trabajos iniciales no pudieron proporcionar un buen rendimiento en condiciones no restringidas. El trabajo desarrollado por Viola y Jones permitió que los sistemas de detección de rostros fuesen prácticamente factibles en aplicaciones del mundo real [57]. Desde entonces, se han desarrollado diversos algoritmos con diferentes enfoques para superar los problemas de la detección de los rostros: como oclusión, condición de iluminación, escala, entre otros [58]. Las técnicas que han dado mejores resultados se mencionan a continuación.

### 4.2.1. ALGORITMO DE VIOLA-JONES PARA LA DETECCIÓN DE ROSTROS

El algoritmo propuesto en 2001 por Paul Viola y Michael Jones [59] dio paso al progreso del área de detección de rostros. Este algoritmo emplea la combinación de un descriptor de imágenes y de un método de clasificación. Como descriptor de la imagen están las características de *Haar* y como método de clasificación está *Adaboost*, el cual es adecuado cuando el número de características del descriptor es muy elevado como sucede con las características de *Haar*.

El cálculo del descriptor de imágenes se basa en aplicar un conjunto de filtros de *Haar*, tal como se ilustra en la Figura IV-2, por toda la imagen a diferentes escalas. Los rectángulos que están marcados en negro representan aquella parte del filtro que dan una contribución positiva al resultado final mientras que los rectángulos marcados en blanco son aquellas partes del filtro que dan una contribución negativa al resultado final del filtro.



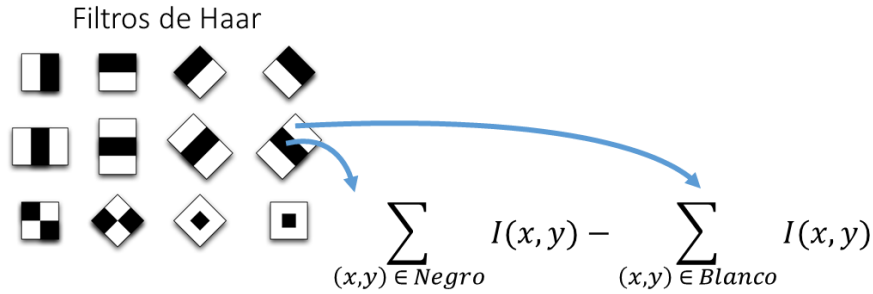


Figura IV-2. Los filtros de *Haar* son combinaciones de rectángulos del mismo tamaño adyacentes: diferentes filtros calculan diferentes propiedades locales de la imagen y cambiar su tamaño ayuda a detectar características a diferentes escalas.

El número total de características resulta muy elevado, ya que para un mismo filtro hay muchas posiciones y escalas dentro de la imagen donde se pueda aplicar. Esto conlleva a que el tiempo de cálculo de todas estas características para una imagen sea muy alto y el aprendizaje en este espacio de una dimensionalidad tan alta sea muy complejo. Por esto, y con el fin de que el proceso sea eficiente, es necesario una transformación de la imagen original en lo que se conoce como imagen integral.

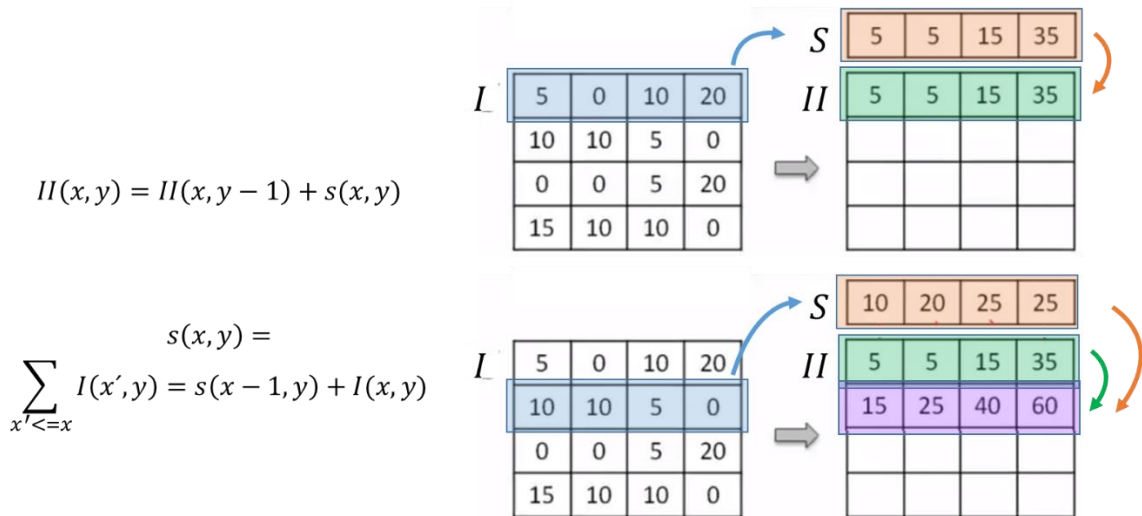


Figura IV-3. Transformación de la imagen original (*I*) en la imagen integral (*II*). Para la primera fila de la imagen *II* se recorre la primera fila de la imagen *I*, se acumulan los valores correspondientes a ésta y en este caso el valor de la imagen *II* coincide exactamente con los valores acumulados. A partir de la segunda fila de la imagen *II* en adelante, se recorre la misma fila en la imagen *I*, se acumula los valores de esta fila y se suman los valores de la fila anterior de la imagen *II* obteniendo los nuevos valores para la fila actual de la imagen *II*.

La imagen integral es una transformación de la imagen original que da como resultado una nueva imagen del mismo tamaño en el que el valor de cada píxel es la suma de intensidad de todos los píxeles de la imagen original que están situados arriba y a la izquierda del píxel dado, como se evidencia en la Figura IV-3. Esta transformación permite calcular cada uno de los filtros de *Haar* con muy pocas operaciones de suma y de resta.

La gran ventaja de utilizar una imagen integral es que permite calcular, en un tiempo constante, la suma de intensidades en cualquier rectángulo de la imagen independientemente de su tamaño. Esto es la base para el cálculo de los filtros de *Haar*.

El método de clasificación tiene que tratar con este número tan elevado de características y para ello se utiliza *Adaboost*, el cual, permite manipular, de forma muy eficiente, todas estas características durante el proceso de aprendizaje, para así obtener un clasificador muy robusto que utiliza únicamente un subconjunto de estas características.

El clasificador entrenado con *Adaboost* es un clasificador “fuerte” que se construye a partir de una combinación de clasificadores muy simples, conocidos como clasificadores “débiles”. Cada uno de estos clasificadores simples se basa en una única característica de *Haar* y así, a medida que se construye el clasificador “fuerte”, se selecciona aquellas características que permiten una correcta clasificación. Durante el aprendizaje, el peso relativo que se da a cada ejemplo es diferente, y depende del resultado de los pasos de clasificación que se han aprendido hasta ese momento, es decir, se incrementa el peso de aquellos ejemplos que se han clasificado mal en los pasos anteriores mientras que se disminuye el peso de aquellos ejemplos que ya están bien clasificados, y así va ir aumentando la variedad de clasificadores en la combinación final. El resultado final es un clasificador global que minimiza el error de clasificación y que además logra una buena capacidad de generalización.

Con el objetivo de descartar el mayor número posible de las ventanas que recorren la imagen que no contengan el objeto deseado (en este caso, un rostro) con el mínimo esfuerzo, y así poder concentrar un mayor esfuerzo computacional en aquellas ventanas que realmente tienen una mayor probabilidad de contener el objeto deseado, se utilizan clasificadores en cascada mediante una combinación secuencial de clasificadores, de forma que el objeto deseado detectado por una ventana solo es detectado como dicho objeto si realmente es reconocida de forma correcta por todos los clasificadores de la cascada. Cada nivel de la cascada es un clasificador “fuerte” entrenado con *Adaboost*. Así, el primer clasificador va a recibir como entrada todas las posibles ventanas de una imagen; todas aquellas que rechace este primer clasificador, quedan descartadas y las que este clasificador acepte, pasan como entrada al segundo clasificador. Este proceso se repite hasta llegar al último clasificador. Cada clasificador tiene como objetivo cumplir con un número máximo de falsos positivos que corresponde a falsas detecciones del objeto deseado (rostros) y con un número máximo de falsos negativos, que corresponde al objeto deseado que no son detectados como tales.

Es así como el algoritmo de detección de rostros de Viola-Jones ha conseguido popularidad debido a los buenos resultados para detectar rostros en imágenes. Y ha sido implementado en la librería OpenCV. Su principal ventaja es la velocidad de detección; sin embargo, presenta problemas de detección en imágenes con fondos complejos y tiene limitantes en cuanto a las poses de la cabeza [60].

#### 4.2.2. DESCRIPTOR HISTOGRAMA DE GRADIENTES ORIENTADOS

El histograma de gradientes orientados (HOG, por sus siglas en inglés) es un descriptor que utiliza el gradiente en cada uno de los píxeles de la imagen como información básica [61] y se emplea para problemas de optimización y procesamiento de imágenes (detección y reconocimiento de objetos y de patrones).

El gradiente se define como un cambio de intensidad de la imagen en una cierta dirección, en la que el cambio de intensidad es máximo. El cálculo se realiza para cada uno de los píxeles de la imagen y para cada píxel se definen los siguientes valores:

- La dirección donde el cambio de intensidad es máximo.
- La magnitud del cambio en esa dirección.

Estos dos valores permiten distinguir diferentes situaciones de la configuración local alrededor del píxel en relación al cambio de contraste y a la forma local.

En el contexto del descriptor HOG, el gradiente se calcula a partir de la diferencia de intensidad de los píxeles vecinos en dirección tanto horizontal como vertical, tal como se ilustra en la Figura IV-4. Estas diferencias en horizontal y en vertical se pueden calcular para todos los píxeles de la imagen y para cada píxel se obtiene información de la situación local alrededor de ese píxel.

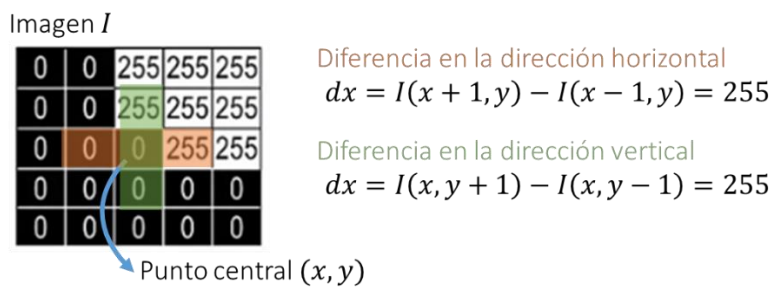


Figura IV-4. Cálculo de las diferencias de intensidad de los píxeles vecinos.

A partir de las diferencias en horizontal y en vertical se calcula la orientación y la magnitud global del gradiente, tal como se observa en la Figura IV-5. La orientación se define como el ángulo que forma el vector con el eje horizontal; mientras que la magnitud del gradiente es la longitud del vector.

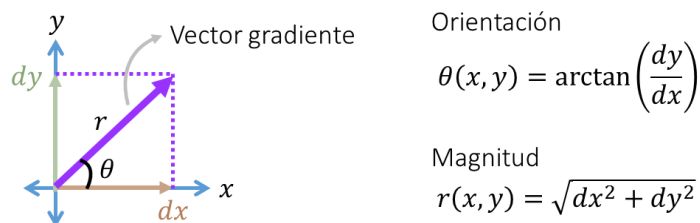


Figura IV-5. Cálculo de la orientación y de la magnitud.

Esta información local del gradiente para cada uno de los píxeles se convierte en una representación global de toda la imagen, en forma de vector de características que capture la forma global del objeto. Este descriptor global se conoce con el nombre de HOG.

Para conseguir esta representación global de la imagen, el descriptor HOG actúa en dos pasos diferenciales [62]:

- En primer lugar, divide la imagen en un número fijo de celdas y para cada una de estas celdas se obtiene un histograma de las orientaciones de los gradientes en esa celda.
- En un segundo lugar, se calculan los histogramas para todas las celdas y todos estos histogramas se combinan para obtener la representación global de toda la imagen en forma de vector de características.

A partir de estos dos pasos, como se ilustra en la Figura IV-6, cada uno de los histogramas de orientación permite capturar información de las orientaciones dominantes en la imagen, que se corresponderán con los valores altos en cada uno de los histogramas. No obstante, la representación final y el combinar los histogramas de las celdas distribuidas por toda la imagen, también captura información espacial de cómo están distribuidos estos gradientes en la imagen.

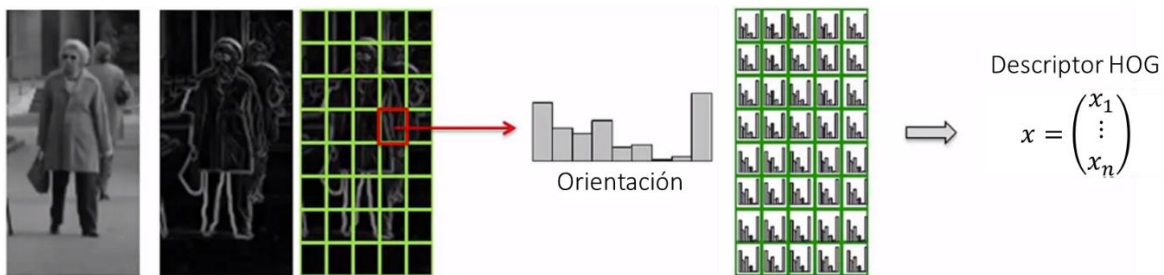


Figura IV-6. Obtención del descriptor HOG.

Para obtener el histograma de orientación asociado a cada una de las celdas, se debe considerar lo siguiente [63]:

- El primer parámetro que se fija es el tamaño de la celda.
- Otro aspecto a considerar es cómo se divide el rango de orientaciones en un número de intervalos fijos. La orientación del gradiente puede tener en cuenta los signos y así el rango de orientaciones va desde cero hasta 360 grados. O bien, como se observa en la Figura IV-7, se puede considerar la orientación del gradiente sin signo y de esta forma el rango de orientaciones va desde cero hasta 180 grados. Con esta segunda opción, dos gradientes con la misma dirección, pero sentidos inversos se consideran equivalentes y quedan asignados al mismo intervalo.
- El otro parámetro que hay que fijar es en cuántos intervalos se divide el rango de orientaciones; es habitual utilizar una división en nueve intervalos; de esta forma, cada intervalo agrupa un rango de orientaciones de 20 grados.

Cada intervalo tiene asignado todos aquellos gradientes con una orientación dentro de los límites de ese intervalo y con las magnitudes respectivas. Finalmente, en el histograma final, el valor de uno de estos

intervalos se obtiene sumando la magnitud de todos estos gradientes asignados al intervalo. Este cálculo del histograma se puede formalizar matemáticamente a partir de la expresión reflejada en la Figura IV-7. Así, para calcular el valor del histograma en una determinada posición  $k$ , si se tiene una celda que contiene un conjunto de píxeles, cada uno de ellos con un gradiente, con una orientación y una magnitud, se suma la magnitud de los gradientes para todos los píxeles ponderado por un factor que determina la asociación del gradiente a dicho intervalo  $k$ . Este factor de asignación se define de forma que para todos los gradientes cuya orientación esté dentro de los límites definidos por el intervalo, valga uno, mientras que para todas aquellas orientaciones que estén fuera de los límites del intervalo, valga cero.

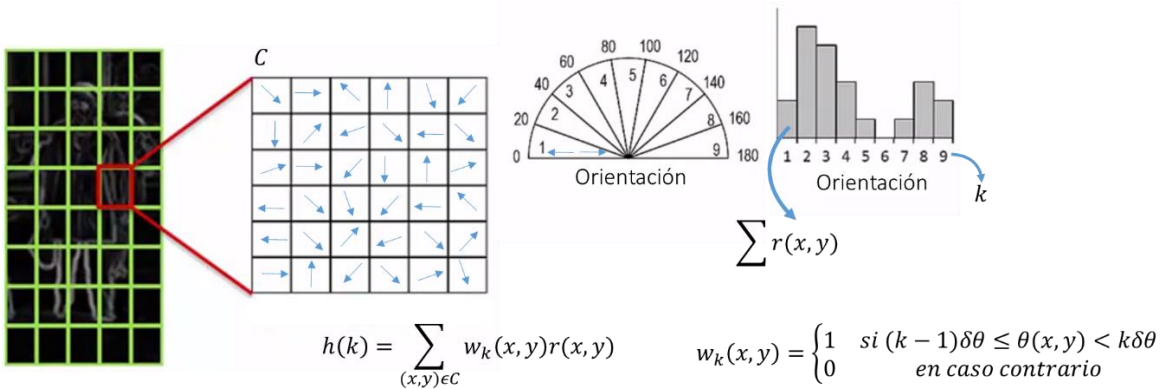


Figura IV-7. Cálculo de la orientación de los histogramas.

Uno de los objetivos de cualquier descriptor debe ser conseguir la máxima invariancia posible a todas aquellas variaciones que se pueden producir en la imagen de entrada, ya sean de iluminación, posición, escala, aspecto, entre otras [64]. Al agrupar los gradientes en los histogramas se siguen ciertas estrategias que permiten obtener invariancia a algunas variaciones en la localización y el aspecto de los objetos en la imagen. Sin embargo, cuando se tienen cambios de iluminación en la imagen, la intensidad del gradiente cambia. Por lo tanto, estos cambios en la intensidad del gradiente también se reflejan en los valores del histograma. Para minimizar estas diferencias en la descripción de las imágenes, se normalizan los valores de los histogramas. Sin embargo, los cambios de iluminación puede que no sean constantes a lo largo de toda la imagen, y no es suficiente aplicar una única normalización uniforme en toda la imagen, por lo que es preferible una normalización local adaptada a cada una de las zonas de la imagen. Es por ello que se introduce el concepto de bloque.

Un bloque es una agrupación de varias celdas vecinas. Así para cada bloque se concatenan los histogramas de cada una de las celdas y se obtiene el vector con la representación del bloque. La normalización de los histogramas se va a realizar a nivel de bloque y se obtiene dividiendo cada uno de los componentes del vector por su norma L dos, como se observa en la Figura IV-8. De esta forma se garantiza que la magnitud global del vector sea uno y así se minimiza las diferencias debidas a variaciones locales en el contraste. La constante épsilon ( $\epsilon$ ) de la fórmula es un valor muy pequeño y se introduce simplemente para evitar divisiones por cero, en aquellos casos de bloques donde la intensidad es constante a lo largo de todo el bloque y, por lo tanto, la magnitud total del gradiente es cero.

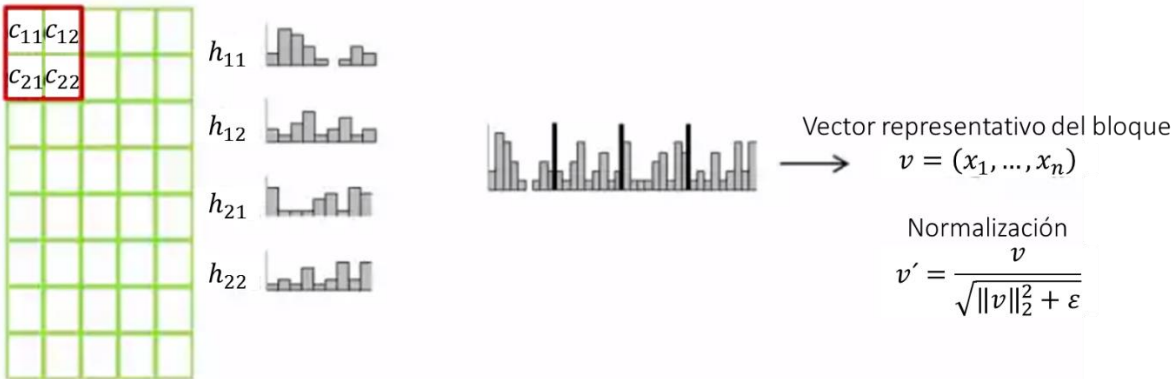


Figura IV-8. Normalización por bloques.

Los bloques se definen de forma que tengan un cierto solapamiento entre ellos [63]. La redundancia que se obtiene con este solapamiento, ayuda a conseguir un descriptor más robusto ante deformaciones y variaciones en la forma del objeto. La representación final del descriptor HOG se obtiene simplemente concatenando la representación normalizada de todos estos bloques solapados.

Este conjunto de características funciona muy bien para otras clases de objetos basadas en formas (por ejemplo, detección de rostros) debido a la distribución de los gradientes de intensidad locales [61]. Y ha sido implementado en la librería DLIB. La principal ventaja es que estos descriptores son potentes para detectar rostros con oclusiones, cambios de pose e iluminación [64].

### 4.3. DETECCIÓN DE LOS PUNTOS DE REFERENCIA FACIALES (FACIAL LANDMARKS)

La tarea de detección de rostros es buscar y localizar los rostros presentes en las imágenes, resaltando su posición en un recuadro delimitante. Sin embargo, la detección de rostros no es suficiente para adquirir regiones claves del rostro, por ejemplo, a) boca, b) cejas (izquierda y derecha), c) ojos (izquierdo y derecho), d) nariz y e) mandíbula. Por eso mismo, la tarea de la detección de los puntos de referencia faciales permite encontrar la posición precisa de dichas regiones [58].

El objetivo de esta tarea es detectar estructuras faciales importantes en el rostro utilizando métodos de predicción de formas. Los métodos convencionales de localización de los puntos de referencia faciales pueden ser divididos en dos categorías [65]:

- a) Métodos basados en regresión, el cual, estima las ubicaciones de puntos de referencia explícitamente por regresión utilizando características de la imagen.
- b) Método de ajuste de plantilla, en el cual, se crean plantillas con relación al objeto para ajustar a las imágenes de entrada.

El fin último de detectar los puntos faciales claves presentes en los rostros detectados, consiste en poder segmentar el rostro del resto de los objetos presentes en las imágenes.

#### 4.4. DETECCIÓN DE ROSTROS EN IMÁGENES TÉRMICAS

Los sistemas de detección de rostros basados en imágenes visuales convencionales (a color) se ven comprometidos en la precisión por los cambios en la iluminación ambiental, la intensidad cambiante, el balance de color, la dirección, entre otros:

- Las condiciones de iluminación, y especialmente el ángulo de la luz, cambian drásticamente la apariencia de un rostro.
- Cuando se comparan imágenes no procesadas, los cambios entre las imágenes de una persona bajo diferentes condiciones de iluminación son mayores que los cambios entre las imágenes de dos personas bajo la misma iluminación.

Un buen sistema de detección automática de rostros debe basarse sólo en los factores intrínsecos de los rostros, como la forma y el tamaño, por lo tanto, los factores extrínsecos, como la iluminación, deben minimizarse. Una solución novedosa para lidiar con la iluminación no controlada es usar imágenes térmicas (IR) para controlar la dirección y la intensidad de la iluminación. La técnica utiliza esencialmente radiación infrarroja de emisión natural de la superficie de la piel. Esto permite que el sistema logre una alta precisión de detección facial [58].

Por otro lado, la evaluación del dolor presenta complicaciones que pueden solucionarse mediante la cuantificación de algunos de los fenómenos que generalmente participan en la sensación de dolor, como las anomalías térmicas. De modo que, implementar sistemas de clasificación con imágenes térmicas permite registrar la distribución de la temperatura corporal del cuerpo y, por lo tanto, puede proporcionar información sobre los patrones térmicos asociados con el dolor [66]. No obstante, también puede presentarse algunos desafíos debido a los diferentes patrones de calor de un sujeto, causados por diferentes niveles de actividad o emociones como la ansiedad [67].

El espectro infrarrojo (ver Figura IV-9) está dividido dentro de cuatro bandas [67]:

- Infrarrojo de onda larga (LWIR), el cual va desde aproximadamente de 8 a 15  $\mu\text{m}$ , se conoce como la región de “imágenes térmicas”, donde se obtienen imágenes con una temperatura ligeramente más alta que la temperatura ambiente. La radiación es emitida por los propios objetos, con una longitud de onda dominante y una intensidad que depende de la temperatura.
- Infrarrojo de onda media (MWIR), va de 3 a 5  $\mu\text{m}$ , se presentan niveles bajos de ruido ambiental y del entorno.
- Infrarrojo de onda corta (SWIR), va de 1.4 a 3  $\mu\text{m}$ .
- Infrarrojo cercano (NIR), va desde 0.74 – 1.4  $\mu\text{m}$ .

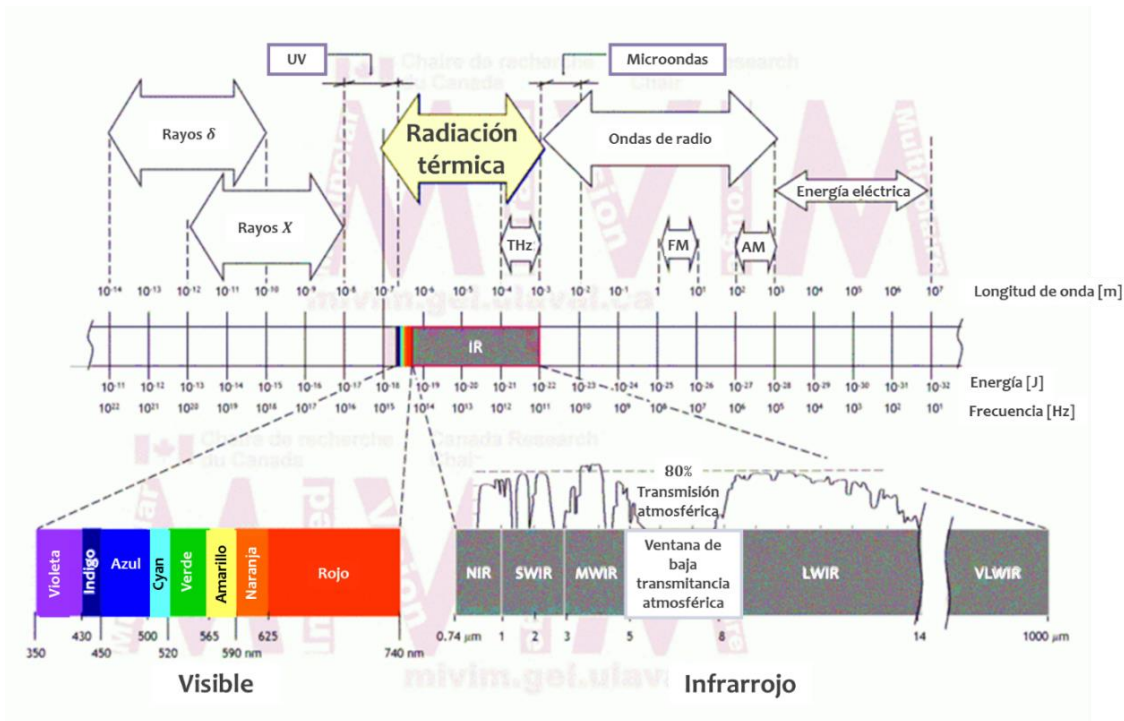


Figura IV-9. Espectro visible e infrarrojo (espectro electromagnético) [68].

La cámara térmica que se empleó en el proyecto fue la cámara Gobi 640-GigE (ver Figura IV-10), la cual cuenta con una resolución de 640 x 480 píxeles. Se encuentra en el ancho de banda del infrarrojo de onda larga (LWIR) y maneja una transferencia rápida de imágenes de alta resolución para un análisis térmico preciso.



Figura IV-10. Vista lateral de la cámara térmica Gobi 640-GigE.

Las cámaras a color y las cámaras térmicas tienen ventajas y desventajas en sus aplicaciones. Las cámaras térmicas tienen sensores pasivos que permiten capturar la información térmica (radiación infrarroja), sin contacto, de los objetos que están sensando, razón por la cual, difiere del método de captura de imagen de las cámaras convencionales: el sensor recoge información de la luz visible que llega a cada píxel de la imagen (intensidad y color) [67].

Si bien, en las imágenes adquiridas por las cámaras térmicas aún es posible visualizar los objetos mediante el ojo humano, no significa que la información contenida allí puede ser fácilmente interpretada por los sistemas automáticos. Es por tanto que, los algoritmos descritos anteriormente no dan buenos resultados en la detección de rostros en las imágenes térmicas.



Conviene subrayar que resulta beneficioso combinar estos diferentes tipos de imágenes, por tanto, para fines prácticos del proyecto, el procesamiento de las imágenes térmicas se trabajó de la mano con la información adquirida de las imágenes a color. Por ello, se describe a continuación el registro de imágenes.

#### 4.5. TÉCNICA DE REGISTRO DE IMÁGENES

El registro de imágenes es el proceso de superposición de imágenes (dos o más) adquiridas en la misma escena en diferentes instantes de tiempo (registro temporal), desde diferente perspectiva (registro espacial) y/o con diferentes modalidades (registro multimodal); todo ello con el objetivo de alinear información.

El registro alinea geoméricamente las imágenes, donde una de ellas es la imagen de referencia (o fija) y la otra es la imagen móvil que se irá transformando [69]. En sí, las transformaciones consisten en fijar coordenadas en la imagen de interés a partir de ubicaciones diferentes dadas en la otra imagen [70]. Dependiendo de la salida del proceso de registro, se clasifican las estrategias [71] como: registro global (transformaciones euclidiana, afín), registro local, y registro de puntos.

El registro facial, en el presente proyecto, es un paso fundamental para la detección de rostros en las imágenes térmicas. Específicamente, el registro de imágenes térmicas e imágenes a color se refiere al problema del registro multimodal [70]. La integración de imágenes de sensores múltiples puede proporcionar una representación de escena compleja y detallada, lo que aumenta la precisión en la toma de decisiones en tareas posteriores.

La estrategia utilizada fue el registro global con el fin registrar las imágenes térmicas y las imágenes a color para realizar la detección del rostro en ambas imágenes a partir de las coordenadas de los puntos de referencia facial. La región de interés ha sido todo el rostro y, por lo tanto, la técnica utilizada se clasifica como registro afín.

##### 4.5.1. TRANSFORMACIÓN AFÍN

La transformación más utilizada es la transformación afín, con la cual se busca conservar el paralelismo entre líneas y ángulos (traslaciones, rotaciones y escalado anisotrópico) de las imágenes a procesar. Es útil para alinear imágenes de una escena tomadas desde el mismo ángulo de vista, pero desde diferentes posiciones. Esto implica que, en la transformación afín, todas las líneas paralelas en la imagen original seguirán siendo paralelas en la imagen de salida [70].

La transformación se logra a partir de tres pares de coordenadas de la imagen de entrada y de la imagen de referencia. Dicha función retorna la matriz de transformación 2x3, la cual se aplicará de acuerdo a la siguiente ecuación:

$$dst(x, y) = src(M_{11}x + M_{12}y + M_{13}, M_{21}x + M_{22}y + M_{23})$$

Siendo *src* la imagen de entrada, *dst* la imagen de salida de iguales dimensiones que la imagen de entrada, y  $M_{ij}$  las posiciones de la matriz de transformación.

Para fines del proyecto, se calculó el registro afín a partir de las coordenadas de la ubicación del rostro detectado en las imágenes a color y a partir de tres pares de coordenadas calculadas para las imágenes térmicas.

El cálculo de esta transformación a partir de estos puntos tiene las siguientes ventajas:

- La transformación se vuelve menos sensible a los errores de registro de los puntos de referencia individuales.
- La transformación puede hacer frente a las variaciones de la pose de los rostros, ya que la geometría facial se captura de manera más completa [71].

#### 4.6. METODOLOGÍA

A continuación, se describe los pasos que se siguieron para dar cumplimiento al Objetivo #2. Cabe aclarar que, el pre-procesamiento de las imágenes fue una etapa crítica para el modelo supervisado de clasificación de la expresión facial de dolor infantil. Este se realizó con el fin de segmentar el rostro de los demás objetos presentes en las imágenes y así ingresar dicha información al modelo.

El flujo de pre-procesamiento de las imágenes se realizó de forma distinta, tal como se ilustra a continuación en la Figura IV-11.

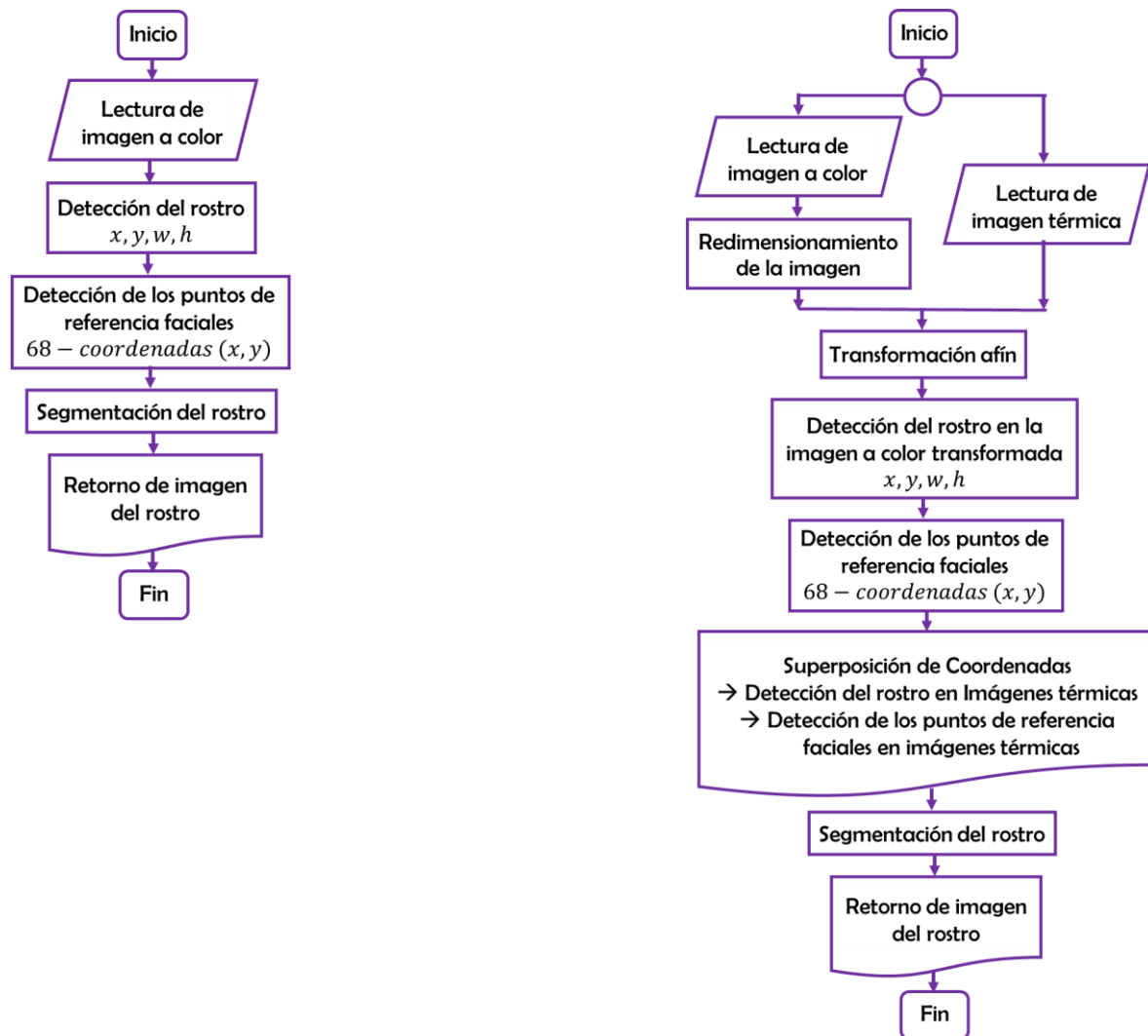


Figura IV-11. Esquema de pre-procesamiento: diagrama de flujo (izq.) para las imágenes a color y diagrama de flujo (der.) para las imágenes térmicas.

Es importante hacer notar que, para poder trabajar con las imágenes a color, primero se extrajeron los fotogramas de cada uno de los videos. Ya con las imágenes a color y las imágenes térmicas se procedió con la etapa de pre-procesamiento.

Para el pre-procesamiento de las imágenes se utilizaron las librerías ampliamente utilizadas en este campo: OpenCV y DLIB.

OpenCV es una biblioteca de visión artificial comúnmente utilizada, la cual, contiene una amplia variedad de algoritmos para la comunidad de inteligencia artificial (AI, por sus siglas en inglés) [72]. El tratamiento de imágenes se implementa comúnmente con OpenCV puesto que permite la lectura y escritura de imágenes, transformaciones básicas, entre otras. Existe un conjunto de características de *Haar* y un clasificador en cascada implementados en OpenCV que permite detectar rostros humanos en imágenes.

Por otra parte, DLIB es una biblioteca que proporciona un entorno rico para desarrollar software de aprendizaje automático (*machine learning*) [73]. La detección de rostros en DLIB se implementa utilizando una función que devuelve un detector de objeto que está configurado para encontrar rostros humanos que miran hacia la cámara. Dicha función es creada utilizando un objeto encargado de ejecutar un clasificador de ventana deslizante de tamaño fijo sobre una pirámide de imágenes. En particular, desliza un clasificador lineal sobre una pirámide de descriptores HOG como lo plantea Dalal et al [74] y Felzenszwalb et al [75].

La implementación de la librería DLIB no fue sólo para la detección de rostros, sino que también se utilizó para la detección de los puntos de referencia faciales. Dicho detector incluido en la librería de DLIB, es una implementación del estudio Kazemi et al [76]. En dicho estudio, se utiliza un conjunto de árboles de regresión para estimar las coordenadas específicas  $(x, y)$  de las regiones que rodean cada estructura facial directamente desde un subconjunto disperso de intensidades de píxeles, logrando predicciones de alta calidad.

#### 4.6.1. PRE-PROCESAMIENTO DE LAS IMÁGENES A COLOR

##### 4.6.1.1. IMPLEMENTACIÓN DE TÉCNICAS PARA LA DETECCIÓN DE ROSTROS

Para realizar el pre-procesamiento de las imágenes a color adquiridas, se utilizó lenguaje Python. Inicialmente, se adaptaron dos métodos para la detección de rostros en imágenes a color con base al detector de Viola-Jones implementando la librería OpenCV y con base al descriptor HOG implementando el kit de herramientas de aprendizaje automático DLIB para las técnicas correspondientes. Lo anterior con el propósito de seleccionar el mejor método para la detección de rostros que se ajustó a las características de las imágenes obtenidas en el entorno hospitalario \*.

\* Cabe aclarar que, en esta fase del desarrollo de la metodología, aún no se contaba con las imágenes de los niños del estudio en cuestión. Por esto, se hizo uso de una base de datos externa con el fin de validar cuál método iba a ser el indicado.

Los criterios de trabajo para el desarrollo de los algoritmos están representados en la TABLA IV-1.

TABLA IV-1. Criterios de trabajo.

	ALGORITMOS	
	<i>Viola-Jones</i>	<i>HOG</i>
<i>Lenguaje de programación</i>	Python	Python
<i>Librerías de trabajo</i>	OpenCV	DLIB
<i>Banco de Imágenes</i>	Affect Net	Affect Net

Se abordó la tarea de evaluar la contribución de los métodos de detección de rostros utilizando el conjunto de datos de acceso libre AffectNet [77] puesto que cuenta con una gran cantidad de imágenes faciales de diferentes grupos de edad, entre los cuales se encuentran niños de 0 a 10 años de edad; las condiciones de las imágenes son cercanas los entornos reales, incluida la iluminación baja y desigual, baja resolución, oclusiones y posturas.

El método para la detección de rostros en imágenes a color con base al detector de Viola-Jones se desarrolló, como se muestra en la Figura IV-12, cumpliendo las siguientes etapas:

- A las imágenes de entrada se les realizó la conversión del modelo de color RGB a escala de grises. El modelo de color RGB (*red*: rojo, *green*: verde, *blue*: azul) relaciona la intensidad de color de cada pixel como una combinación lineal de estos tres colores. Con el fin de que el tratamiento de imágenes sea más práctico, se hizo la conversión a escala de grises, puesto que se elimina la información de color de la imagen, es decir, se obtiene una imagen monocromática.
- El clasificador en cascada basado en las características de *Haar* entrenado específicamente para detectar rostros frontales.
- Se realizó la detección de los rostros presentes de la imagen empleando un detector de objetos integrado en la librería, el cual, es apto para detectar objetos de diferentes tamaños dentro de la imagen. Si en la imagen hay presencia de rostros, este detector se encarga de devolver un arreglo de  $n$ -filas que relacionan los  $n$ -rostros encontrados con 4-columnas ( $x, y, ancho (w), alto (h)$ ). Estas variables son las usadas para delimitar el rectángulo que muestra la zona del rostro detectado.

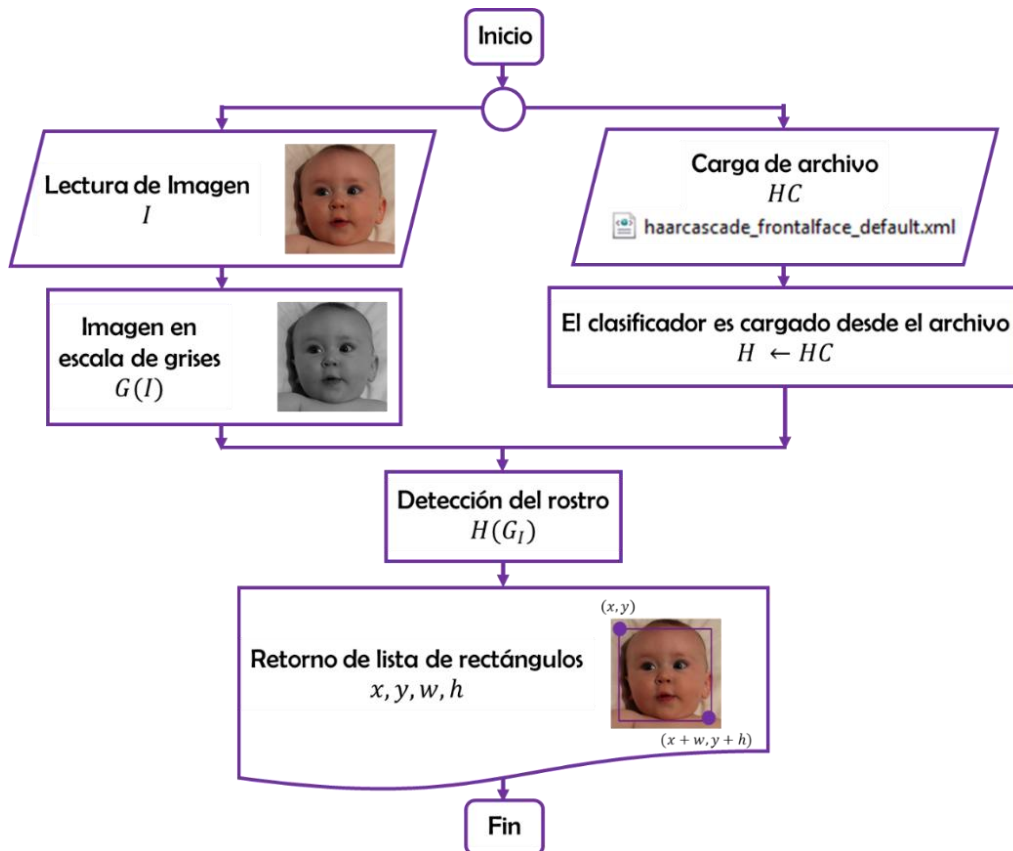


Figura IV-12. Diagrama de flujo para el desarrollo del método para la detección de rostros en imágenes a color con base al detector de Viola-Jones. Las imágenes de los niños corresponden a la base de datos AffectNet.

El desarrollo del algoritmo para la detección de rostros usando los descriptores HOG, ver Figura IV-13, contempló las siguientes etapas:

- Las imágenes de entrada se convierten a escala de grises para optimizar los cálculos.
- Se emplea una función para la detección de los rostros frontales. Esta función hace uso de un objeto de la librería DLIB para detectar la posición de los rostros en la imagen, utilizando un clasificador lineal sobre una pirámide de descriptores HOG.
- Se realiza la detección de los rostros presentes en la imagen con la función ya mencionada. Esto retorna las coordenadas del rectángulo  $(x, y, x + w, y + h)$ , que delimita el rostro detectado y el número de rostros presentes en la imagen.

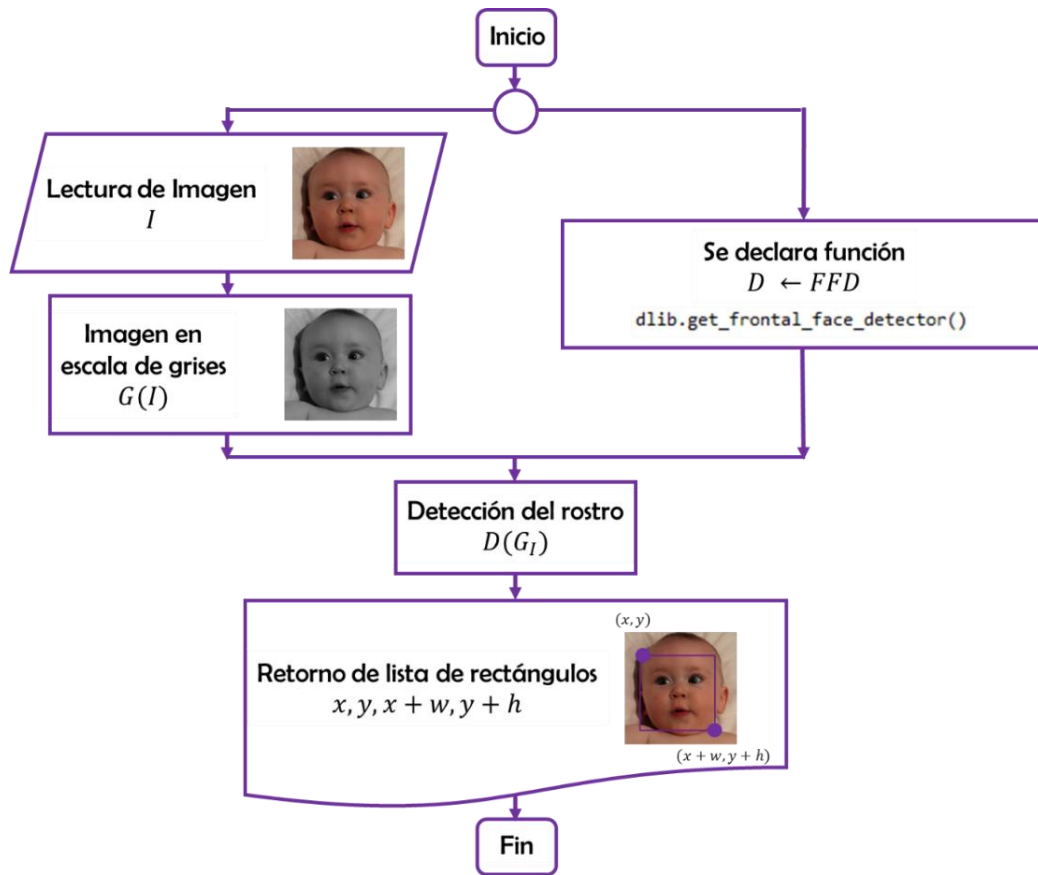


Figura IV-13. Diagrama de flujo para el desarrollo del método para la detección de rostros en imágenes a color con base en el descriptor HOG. Las imágenes de los niños corresponden a la base de datos AffectNet.

#### 4.6.1.2. IMPLEMENTACIÓN DE TÉCNICAS PARA LA DETECCIÓN DE LOS PUNTOS DE REFERENCIA FACIALES Y SEGMENTACIÓN DE LOS ROSTROS

Ya con el método de detección de rostros seleccionado, el paso a seguir consistió en la detección de los puntos de referencia faciales. El detector de marcas faciales pre-entrenadas dentro de la librería DLIB se usó para estimar la ubicación de 68 coordenadas  $(x, y)$  que se asignan a las estructuras faciales en los rostros detectados. Los índices de las 68 coordenadas se pueden visualizar en la Figura IV-14.

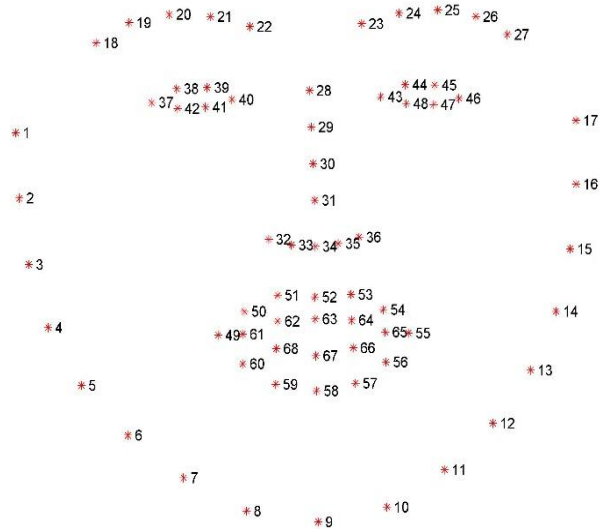


Figura IV-14. Visualización de 68-puntos de referencias faciales retornados de la librería DLIB [78].

Partiendo de aquí, por cada rostro detectado, se hallaron inmediatamente los puntos de referencia faciales. Estas coordenadas fueron utilizadas para la segmentación de los rostros. Es así como se definieron los siguientes pasos:

- Una vez detectado el rostro en las imágenes, se procedió a detectar los puntos de referencia faciales, correspondientes a 68 coordenadas  $(x, y)$ .
- Se creó una máscara de sólo ceros con el tamaño de la imagen original.
- Se creó un arreglo con base en las coordenadas (ver Figura IV-14):
  - a) 17 puntos del contorno de la cara (del 1 al 17).
  - b) 5 puntos para la ceja izquierda (del 27 al 23).
  - c) 5 puntos para la ceja derecha (del 22 al 18).
- Con la máscara de ceros, el arreglo creado y la imagen original, se segmentó el rostro y quedando así la imagen con fondo negro (ceros) y el rostro extraído en el centro.

## 4.6.2. PRE-PROCESAMIENTO DE LAS IMÁGENES TÉRMICAS

### 4.6.2.1. IMPLEMENTACIÓN DE TÉCNICAS PARA LA DETECCIÓN DE ROSTROS EN LAS IMÁGENES TÉRMICAS

Debido a que la información de píxeles en una imagen térmica difiere de la información de una imagen a color, las imágenes térmicas presentan problemas en la detección de los rostros, puesto que, computacionalmente no se reconoce ningún rostro.



Con el propósito de definir los pasos a seguir para el procesamiento de las imágenes térmicas, se realizaron pruebas con estudiantes voluntarios.

En primer lugar, se hizo un montaje sencillo de las cámaras a color y térmicas sin uso del trípode garantizando que ambos focos apuntaran al mismo sitio y que la imagen formada fuese similar. Posterior a ello, se les pidió a los participantes ubicarse frente a estas cámaras mientras se les fotografiaba.

Ya con ambas imágenes obtenidas, imagen a color e imagen térmica, se procedió a hacer el procesamiento. El desarrollo planteado para la detección precisa del rostro en las imágenes térmicas se observa en la Figura IV-15, y en él se contemplan las siguientes etapas:

- Se redimensionó la imagen a color, la cual tiene una resolución de 1920 x 1080 píxeles, de tal manera que se ajustara a la altura de las imágenes térmicas, 480 x 640 píxeles.
- Se le aplicó la transformación afín a la imagen a color teniendo en cuenta la matriz de transformación calculada a partir de tres pares de coordenadas.
- Se detectó el rostro y se localizaron los puntos de referencia faciales en la imagen nueva transformada. Las coordenadas obtenidas corresponden a las 68-coordenadas de los puntos de referencia faciales de la imagen térmica.

Para la segunda etapa, se realizó la detección de los rostros en una imagen de color aleatoria de cada toma realizada por niño, obteniendo los puntos  $x, y, w, z$  correspondientes a la región de interés que enmarca la ubicación del rostro detectado. Esto se hizo, teniendo en cuenta que, la adquisición de las imágenes en cada toma se estandarizó para obtener resultados similares verificando que la distancia focal del lente al rostro del niño fuese la misma y que el rostro quedase centrado en la imagen; por esto al procesar una imagen aleatoria se obtienen valores estándares para todas las imágenes adquiridas en la toma en cuestión.

A partir de dichos puntos, y con el fin de alinear las imágenes a color con las imágenes térmicas, se encontraron tres pares de coordenadas  $\left[ \left[ x + \frac{w}{2}, y \right], [x, y + h], [x + w, y + h] \right]$ . Estas coordenadas se trasladaron  $\alpha$ -veces en el *eje x* y  $\beta$ -veces en el *eje y*.

Las traslaciones  $\alpha$  y  $\beta$  se calcularon de manera manual mediante observación logrando que las imágenes a color y térmica se transpusieran una sobre la otra percibiendo que los rostros se solaparan. De esta manera se obtuvieron los nuevos tres pares de coordenadas  $\left[ \left[ x + \frac{w}{2} \pm \alpha, y \pm \beta \right], [x \pm \alpha, y + h \pm \beta], [x + w \pm \alpha, y + h \pm \beta] \right]$ , donde el rostro de la imagen térmica estuviese detectado.

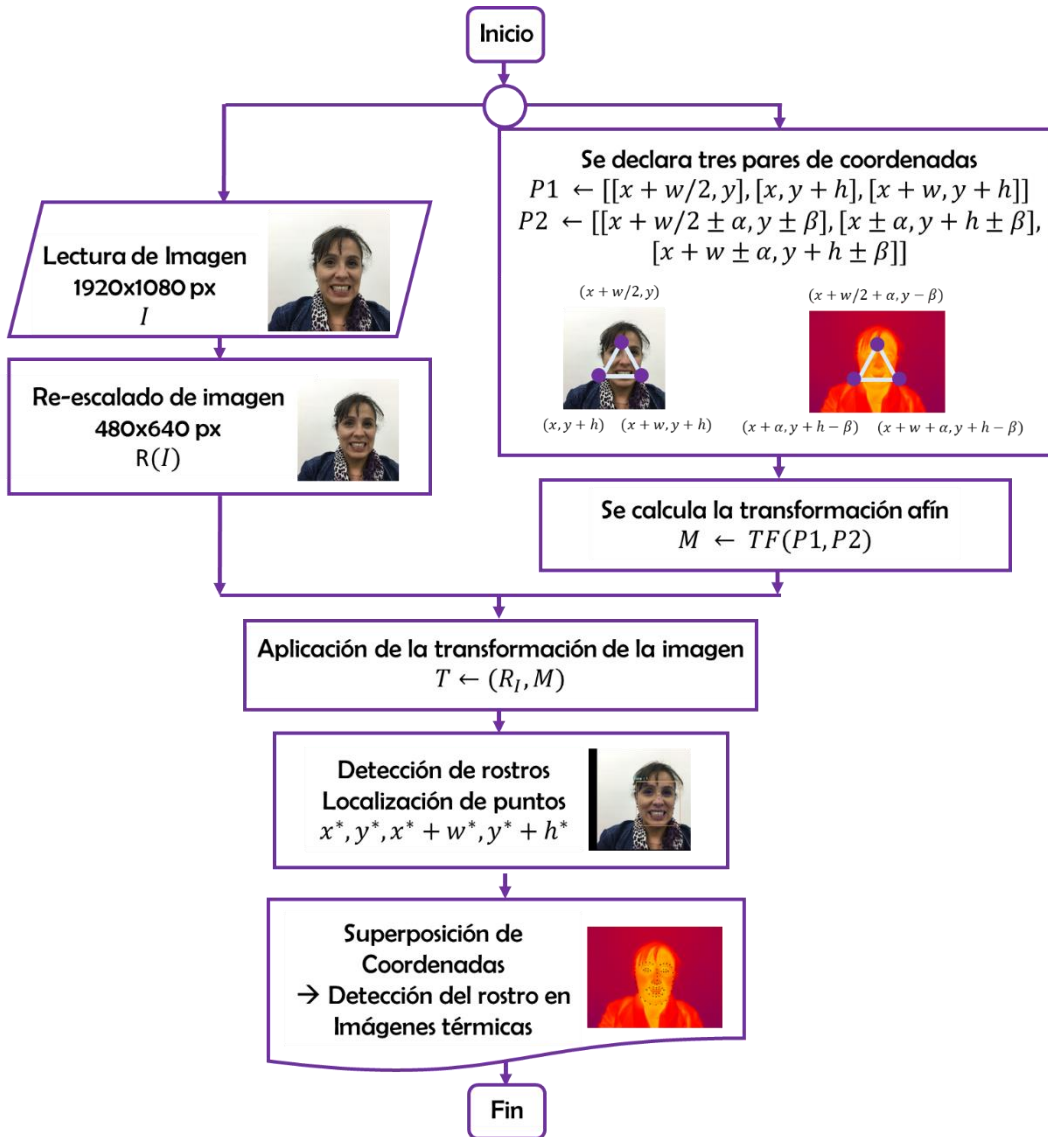


Figura IV-15. Diagrama de flujo para el desarrollo del algoritmo para la detección de los rostros en las imágenes IR. Las imágenes utilizadas corresponden a un sujeto de prueba.

## 4.7. RESULTADOS Y ANÁLISIS

En la presente sección se presentan los experimentos y resultados obtenidos a partir de las técnicas implementadas para el procesamiento de las imágenes faciales.

En primer lugar, se describe la base de datos utilizada en los experimentos y las técnicas seleccionadas. Luego se presentan los resultados con las imágenes recolectadas en el presente proyecto.

### 4.7.1. PRUEBAS PREVIAS

Se abordó la tarea de evaluar la contribución de los métodos de detección de rostros utilizando una base de datos externa al proyecto puesto que para esta etapa aún no se iniciaba con el registro del conjunto de datos. La base de datos seleccionada fue AffectNet.

Como ya se ha descrito, el propósito de implementar las técnicas, algoritmo de Viola-Jones y descriptor Histograma de Gradientes Orientados, es la detección de los rostros en imágenes, que, para el presente caso, estén frente a las cámaras.

Los resultados obtenidos de las pruebas realizadas, varían en torno a las coordenadas del rostro detectado. Para el caso de la imagen como ejemplo, ver Figura IV-16, el recuadro delimitador para el algoritmo de Viola-Jones cuenta con un tamaño mayor que el resultante de la técnica HOG.

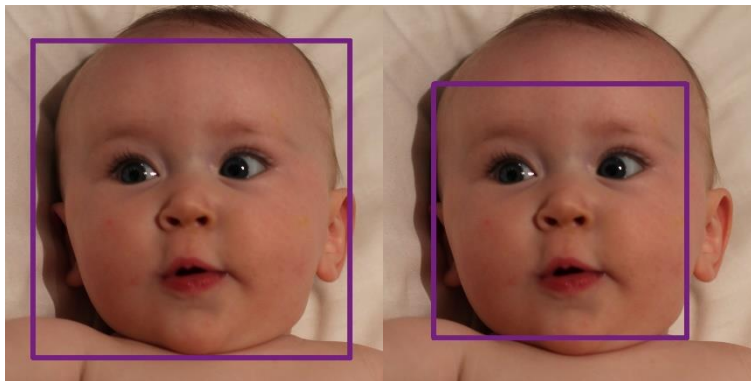


Figura IV-16. Resultados de la detección de rostros en imagen como ejemplo. La imagen de la izquierda es el resultado del Algoritmo de Viola Jones y la imagen de la derecha es el resultado de la técnica HOG. Las imágenes de los niños corresponden a la base de datos AffectNet.

La diferencia del tamaño del recuadro posiblemente se deba a que el descriptor HOG al trabajar con el gradiente de cada uno de los píxeles, detecta mayor variación justo en el contorno del rostro y es ahí donde delimita el recuadro. En cambio, el algoritmo de Viola-Jones al utilizar los conjuntos de filtros de Haar puede detectar más características, por lo que arroja mayor información, permitiendo realizar una distinción más fina entre el rostro del niño y el fondo.

En la TABLA IV-2 se puede observar las coordenadas del recuadro delimitante al detectar el rostro de la imagen de la Figura IV-16. La interpretación de los valores parte de que el origen ( $x=0,y=0$ ) de una imagen está ubicado en el extremo izquierdo de la imagen, por lo que en el eje  $x$  el desplazamiento positivo es hacia la derecha y en el eje  $y$  el desplazamiento positivo es hacia abajo.

TABLA IV-2. Coordenadas resultantes de la detección de rostros para la imagen presentada en la Figura IV-16, para cada una de las dos técnicas implementadas.

	ALGORITMOS	
	<i>Viola-Jones</i>	<i>HOG</i>
<i>Retorno de coordenadas</i>	$x = 146$	$x = 267$
	$y = 186$	$y = 414$
	$w = 1664 \rightarrow x + w = 1810$	$x + w = 1598$
	$h = 1664 \rightarrow y + h = 1850$	$y + h = 1746$

Con el fin de evaluar los resultados, se realizó un experimento con 154 imágenes de rostros de niños de la base de datos AffectNet. Cada una de las imágenes fue procesada por ambas técnicas propuestas (algoritmo de Viola-Jones y el descriptor Histograma de Gradientes Orientados) para realizar la detección de los rostros y la detección de los puntos de referencia faciales.

La cantidad de resultados buenos y la cantidad de resultados pocos satisfactorios pueden apreciarse en la TABLA IV-3. El objetivo principal del experimento consistió en comparar los resultados y ver la tasa de detección de cada uno por separado.

TABLA IV-3. Resultados de la detección obtenida por cada una de las técnicas propuestas.

	ALGORITMOS	
	<i>Viola-Jones</i>	<i>HOG</i>
<i>Total de imágenes a procesar</i>	154	154
<i>Cantidad de rostros detectados</i>	53	141
<i>Cantidad de rostros no detectados</i>	101	13

Obsérvese que con el descriptor Histograma de Gradientes Orientados se obtiene una mejor tasa de detección en comparación del algoritmo de Viola-Jones, logrando el 91.6% y 34.4% de aciertos respectivamente.

A continuación, en la Figura IV-17, se ilustra dos imágenes de ejemplo, en la que se puede apreciar que indistintamente del color de la piel, de la pose de la cabeza, y de la iluminación, con el descriptor Histograma de Gradientes Orientados se obtienen mejores resultados.

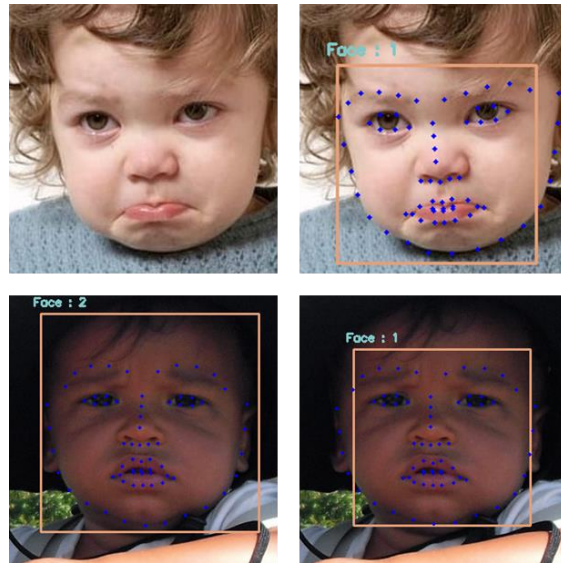


Figura IV-17. Ejemplos de los resultados de la detección de los rostros mediante las dos técnicas propuestas. Las imágenes de los niños corresponden a la base de datos AffectNet.

Con el algoritmo de detección de rostros de Viola-Jones no se obtuvieron buenos resultados puesto que se reflejaron las limitaciones mencionadas en la sección anterior sobre los fondos complejos y las limitantes en cuanto a las poses de los rostros.

Para situaciones prácticas en el ambiente hospitalario, se optó, por emplear los descriptores HOG para así poder discriminar y encontrar rostros con fondos de iluminación difíciles, una amplia gama de poses, entre otros.

Posterior a la detección de los rostros y de los puntos de referencia faciales, fue la segmentación de los rostros del fondo de las imágenes. La Figura IV-18, es una pre-visualización de las imágenes después de haber pasado por todo el proceso completo.



Figura IV-18. Rostro segmentado en una imagen de prueba. Las imágenes de los niños corresponden a la base de datos AffectNet.

Finalmente, para detectar los rostros en las imágenes térmicas se empleó la técnica de registro afín con ayuda de las imágenes a color. Las pruebas realizadas arrojaron resultados satisfactorios como se muestra en la las Figura IV-19.



Figura IV-19. Proceso de detección de rostro en imágenes del sujeto de prueba. Imagen original a la izquierda; la imagen se redimensionó y se le realizó la transformación afín a partir de la traslación en x-y con respecto a la imagen térmica; se realizó la detección del rostro y de los puntos de referencia faciales; y por último se ubican las 68-coordenadas en la imagen térmica permitiendo ubicar el rostro.

#### 4.7.2. ROSTROS DETECTADOS EN EL CONJUNTO DE IMÁGENES PROPIO

La base de datos utilizada en ese proyecto se describe completamente en el *Capítulo 3. Evaluación del Dolor Pediátrico Post-Operatorio*.

Es importante mencionar que, el proyecto presentó inconvenientes desde la etapa inicial, en la detección de los rostros, puesto que, como se puede observar en la TABLA IV-5, hubo demasiados registros que no se pudieron detectar rostros (representado con la palabra “No” en color rojo).

La detección de los rostros en las imágenes a color falló en el 28 % de los registros, como se evidencia en la TABLA IV-4, puesto que las condiciones de adquisición de imágenes no fueron las ideales y en muchos de los casos el algoritmo no fue capaz de detectar el rostro de los niños en las imágenes debido a:

- Las poses que éstos presentaban al momento de la toma.
- La iluminación del ambiente.
- La mala ubicación del trípode junto con las cámaras. Esto fue difícil de controlar puesto que no se contaba con el espacio suficiente para ubicar los equipos teniendo en cuenta que no se podía afectar el trabajo diario del personal médico y enfermeras.

Con respecto al procesamiento en las imágenes térmicas, se realizó la transformación afín entre las imágenes a color y las imágenes térmicas para cada una de las 4 tomas de los 50 niños. Obteniendo, en la mayoría de los casos resultados satisfactorios.

Dado que el procesamiento en las imágenes térmicas dependía del procesamiento y detección de rostros en las imágenes a color, hubo casos en los que, habiendo registros de imágenes térmicas aptas para

procesar, no se pudo llevar a cabo el procesamiento puesto que en las imágenes a color no se lograron detectar rostros (22 % de los registros de acuerdo a la TABLA IV-4).

Por otro lado, como se explicó, uno de los factores que afectaron el estudio fue el inconveniente de no tener a disposición la cámara térmica, por esto también hubo registros de la cámara térmica, 28 %, que fue imposible la detección de los rostros.

TABLA IV-4. Comparativo de los resultados de la detección de los rostros por cantidad de registros.

		NÚMERO DE REGISTROS	PORCENTAJE
Número de registros totales		200 registros	100 %
Imágenes a color	Se detectaron rostros en las imágenes	144 registros	72 %
	No se detectaron rostros en las imágenes	56 registros	28 %
Imágenes térmicas	Se detectaron rostros en las imágenes	91 registros	45.5 %
	No se detectaron rostros en las imágenes por la dependencia de los resultados de las imágenes a color	44 registros	22 %
	No se detectaron rostros en las imágenes por problemas en el procesamiento	9 registros	4.5 %
	No hubo adquisición de imágenes por no poder disponer de la cámara térmica	56 registros	28 %

A continuación, se muestran algunos casos de la detección de los rostros en las imágenes a color e imágenes térmicas. En éstos, se pueden ver representando los casos de éxito y los inconvenientes que se tuvieron a lo largo de la recolección de los datos.

Del primer caso especial, se puede recalcar el buen manejo de la anestesia en los niños, puesto que, durante toda la realización de las tomas, ellos continuaban tranquilos y sin manifestación de dolor. Ejemplo de ello, está el paciente (ID002) de las imágenes de la Figura IV-20. En las imágenes, se puede observar que el niño siempre estuvo tranquilo y permaneció dormido durante las cuatro tomas. El inconveniente que se tuvo en este caso, fue no poder ubicar el rostro del niño mirando completamente hacia las cámaras. Esto conllevó a que el algoritmo no lograra diferenciar el rostro de los demás objetos de la imagen, por lo que en las tomas 0 y 1 no se pudo detectar ningún rostro.

Dado que se presentaron casos semejantes a este, en que los niños salían de cirugías muy sedados, y, por ende, no presentaron dolor según la clasificación de los médicos, las 1500 imágenes, aproximadamente, de dichos niños eran similares: el rostro del niño permanecía en la misma posición. Ello implicó que, al realizar la detección de los rostros, visualmente no hubiera cambios significativos entre las imágenes. Esto resultaría ser un inconveniente para el entrenamiento del modelo, puesto que se entrenaría con imágenes idénticas y podría llegar a existir sesgo y sobre-entrenamiento.

Para solventar dicha problemática, el número total de fotogramas extraídos del video, se fraccionó en N-grupos, siendo N el resultado de dividir la cantidad total de fotogramas entre el número de fotogramas por segundo al que fue configurado el video. Es así que, por cada grupo, la primera imagen pasó a ser imagen de referencia. Cada imagen de referencia se ingresó al algoritmo de detección de rostros. Posteriormente, se compararon las imágenes de referencias con cada una de las otras imágenes del mismo grupo empleando la técnica de correlación, verificando si las informaciones de los píxeles coincidían en gran medida. Si existía gran similitud, a la imagen en cuestión no se le hacía la detección de rostros; si, por el contrario, las imágenes eran relativamente diferentes una de otra, sí se hacía la detección. Todo lo anterior, garantizó que no se detectaran las 1500 imágenes con rostros considerablemente iguales, sino que por lo menos, se detectarían, 60 rostros (1500 fotogramas / 25 fotogramas x segundo).

El otro caso representativo del estudio consistió en la detección exitosa de los rostros tanto en las imágenes a color como en las imágenes térmicas. Las imágenes de la Figura IV-21 las imágenes de paciente ID005 en cuyas pruebas se pudo usar las dos cámaras a la vez y se logró detectar los rostros en las cuatro tomas tanto para las imágenes a color como para las imágenes térmicas.

El caso del paciente ID011 es uno de varios casos similares que no se pudo hacer uso de la cámara térmica, por lo que estas tomas se perdieron. Sólo se lograron capturar las imágenes a color y como se puede observar en la Figura IV-23, las imágenes capturadas de las tomas 0 y 1 no son óptimas en cuanto a posición del trípode y las cámaras, y ubicación del rostro del niño. La cara del niño se ocultó bajo la camilla y para el algoritmo le fue difícil detectar los rostros. Para la toma 3, a pesar que visiblemente sí se ve el rostro, el algoritmo no detecta ninguno y esto posiblemente sea debido a la iluminación.

Hubo casos en el que no se pudieron hacer tomas ni con la cámara a color ni con la cámara térmica. Esto fue debido a que la notificación del inicio de las tomas no se hizo a tiempo, o el montaje de las cámaras fue demorado y se perdía la oportunidad. Como se observa en la Figura IV-23, las tomas realizadas al paciente ID037 es un ejemplo de ello: para la toma 0, no se pudo realizar capturas con la cámara térmica; y por otro lado, las imágenes capturadas no son óptimas para la detección de los rostros por la inclinación de la cabeza del niño.



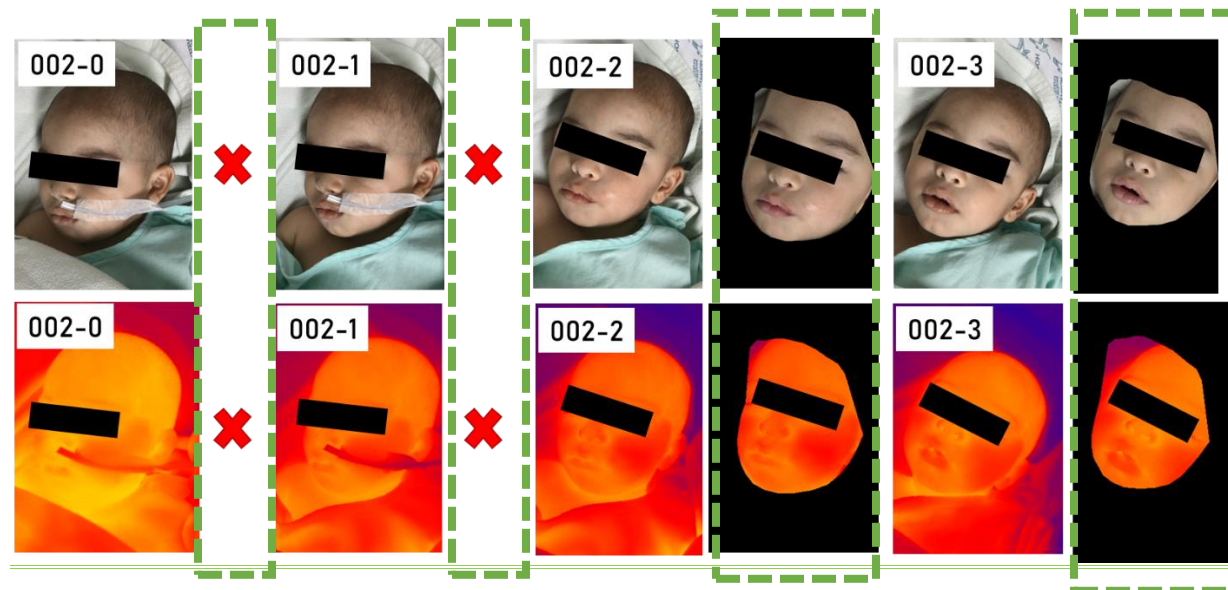


Figura IV-20. Ejemplo de las expresiones del paciente con ID 002 de la base de datos de este estudio. La fila superior muestra las imágenes a color y la fila inferior muestran las imágenes térmicas. Las columnas encerradas en color verde hacen referencia a las imágenes después del procesamiento completo.

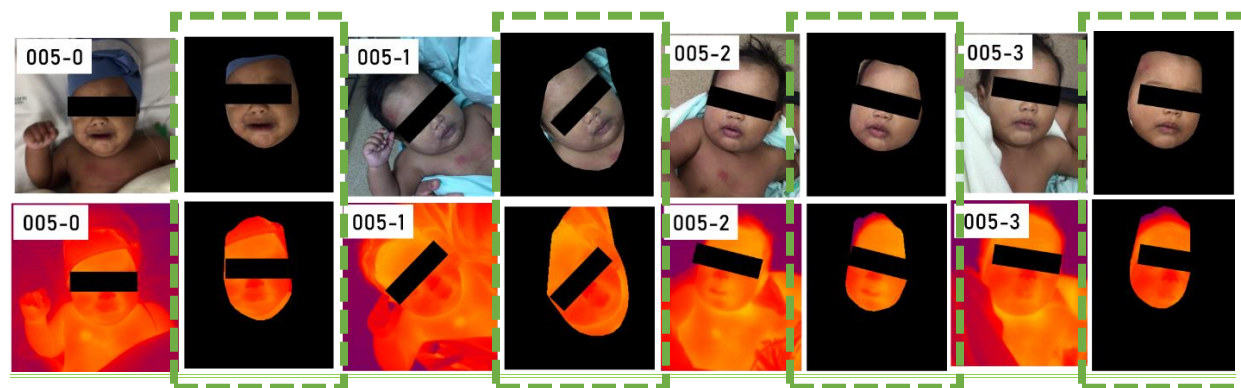


Figura IV-21. Ejemplo de las expresiones del paciente con ID 005 de la base de datos de este estudio. La fila superior muestra las imágenes a color y la fila inferior muestran las imágenes térmicas. Las columnas encerradas en color verde hacen referencia a las imágenes después del procesamiento completo.



Figura IV-22. Ejemplo de las expresiones del paciente con ID 011 de la base de datos de este estudio. La fila superior muestra las imágenes a color y la fila inferior muestran las imágenes térmicas. Las columnas encerradas en color verde hacen referencia a las imágenes después del procesamiento completo.

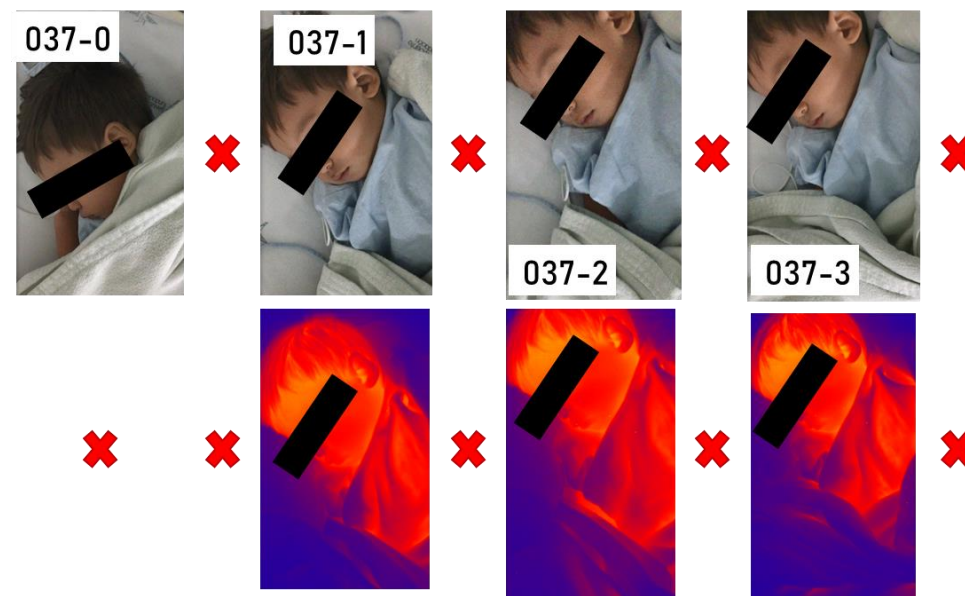


Figura IV-23. Ejemplo de las expresiones del paciente con ID 037 de la base de datos de este estudio. La fila superior muestra las imágenes a color y la fila inferior muestran las imágenes térmicas. Las columnas encerradas en color verde hacen referencia a las imágenes después del procesamiento completo.

TABLA IV-5. Resultados de la detección de rostros en las imágenes a color y térmicas.

ID-NIÑOS	TIPO DE IMAGEN	TOMA 0	TOMA 1	TOMA 2	TOMA 3
000	Color	Sí	Sí	No	Sí
	Térmica	Sí	Sí	No	Sí
001	Color	Sí	Sí	Sí	No
	Térmica	Sí	Sí	No	No
002	Color	No	No	Sí	Sí
	Térmica	No	No	Sí	Sí
003	Color	Sí	Sí	Sí	Sí
	Térmica	Sí	Sí	Sí	Sí
004	Color	No	Sí	No	Sí
	Térmica	No	Sí	No	Sí
005	Color	Sí	Sí	Sí	Sí
	Térmica	Sí	Sí	Sí	Sí
006	Color	Sí	Sí	Sí	Sí
	Térmica	Sí	Sí	Sí	Sí
007	Color	-	-	-	-
	Térmica	-	-	-	-
008	Color	No	Sí	Sí	No
	Térmica	No	Sí	Sí	No
009	Color	Sí	Sí	Sí	Sí
	Térmica	Sí	Sí	Sí	No
010	Color	No	Sí	Sí	No
	Térmica	No	Sí	Sí	No
011	Color	No	No	Sí	No
	Térmica	No	No	No	No
012	Color	No	No	Sí	Sí
	Térmica	No	No	Sí	No
013	Color	Sí	No	No	No
	Térmica	No	No	No	No
014	Color	No	No	No	No
	Térmica	No	No	No	No
015	Color	Sí	No	Sí	No
	Térmica	Sí	No	Sí	No
016	Color	Sí	Sí	Sí	Sí
	Térmica	Sí	Sí	Sí	Sí
017	Color	Sí	Sí	Sí	No
	Térmica	Sí	Sí	Sí	No
018	Color	Sí	Sí	Sí	Sí
	Térmica	Sí	Sí	Sí	Sí

Continuación de la TABLA IV-5

ID-NIÑOS	TIPO DE IMAGEN	TOMA 0	TOMA 1	TOMA 2	TOMA 3
019	Color	Sí	No	Sí	Sí
	Térmica	Sí	No	No	Sí
020	Color	Sí	Sí	No	Sí
	Térmica	Sí	Sí	No	Sí
021	Color	No	Sí	No	No
	Térmica	No	No	No	No
022	Color	Sí	Sí	Sí	No
	Térmica	Sí	Sí	Sí	No
023	Color	Sí	Sí	Sí	Sí
	Térmica	Sí	Sí	Sí	Sí
024	Color	Sí	Sí	Sí	Sí
	Térmica	No	No	No	No
025	Color	Sí	Sí	Sí	Sí
	Térmica	No	No	No	No
026	Color	Sí	Sí	Sí	No
	Térmica	Sí	Sí	Sí	No
027	Color	Sí	Sí	Sí	No
	Térmica	No	No	No	No
028	Color	Sí	Sí	Sí	Sí
	Térmica	No	No	No	No
029	Color	Sí	Sí	Sí	Sí
	Térmica	Sí	Sí	Sí	Sí
030	Color	Sí	Sí	Sí	Sí
	Térmica	Sí	Sí	Sí	Sí
031	Color	Sí	Sí	No	No
	Térmica	Sí	No	No	No
032	Color	Sí	Sí	Sí	Sí
	Térmica	Sí	Sí	Sí	Sí
033	Color	No	Sí	Sí	Sí
	Térmica	No	No	No	No
034	Color	No	Sí	Sí	Sí
	Térmica	No	No	Sí	No
035	Color	No	Sí	No	No
	Térmica	No	Sí	No	No
036	Color	Sí	Sí	Sí	Sí
	Térmica	No	No	No	No
037	Color	No	No	No	No
	Térmica	No	No	No	No
038	Color	Sí	Sí	Sí	Sí
	Térmica	Sí	Sí	Sí	Sí

Continuación de la TABLA IV-5

ID-NIÑOS	TIPO DE IMAGEN	TOMA 0	TOMA 1	TOMA 2	TOMA 3
039	Color	Sí	Sí	No	No
	Térmica	Sí	Sí	No	No
040	Color	Sí	Sí	Sí	Sí
	Térmica	No	No	No	No
041	Color	Sí	Sí	Sí	Sí
	Térmica	No	No	No	No
042	Color	Sí	Sí	Sí	Sí
	Térmica	No	No	No	No
043	Color	Sí	Sí	Sí	Sí
	Térmica	No	No	No	No
044	Color	Sí	Sí	Sí	Sí
	Térmica	Sí	Sí	Sí	Sí
045	Color	Sí	Sí	Sí	Sí
	Térmica	Sí	Sí	Sí	Sí
046	Color	No	No	No	Sí
	Térmica	No	No	No	Sí
047	Color	Sí	Sí	Sí	No
	Térmica	Sí	Sí	Sí	No
048	Color	Sí	Sí	Sí	No
	Térmica	No	No	No	No
049	Color	No	No	Sí	No
	Térmica	No	No	No	No
050	Color	Sí	No	No	Sí
	Térmica	Sí	No	No	No

Obsérvese que en la TABLA IV-5, la información del niño correspondiente al consecutivo 007 no existe, esto es debido a que el niño, al tener 41 meses de edad al momento de la toma, ya tenía suficiente auto-control para no permitir realizar las pruebas. De acuerdo a ello, es que se re-afirmó que los niños mayores de 36 meses no podían participar en el estudio, puesto que al ya tener más consciencia sobre sí mismo, tener la capacidad de expresar verbalmente sus niveles de dolor, y poder decir que no quiere realizar las pruebas, afectarían el propósito del estudio.

Es así como se obtuvo un total de 2730 rostros detectados en las imágenes a color y 2410 rostros detectados en las imágenes térmicas por todos los 50 niños. En las TABLA IV-6 y TABLA IV-7 se puede observar la distribución de las imágenes a color y térmicas respectivamente de acuerdo a los niveles de dolor en los conjuntos de entrenamiento y prueba.

TABLA IV-6. Distribución de las imágenes faciales a color en los conjuntos de entrenamiento y prueba de acuerdo al nivel de dolor.

Niveles de dolor	ENTRENAMIENTO	PRUEBA	Total de imágenes
0	403	142	545
1	334	128	462
2	181	101	282
3	475	216	691
4	161	69	230
5	363	157	520
<b>Total de imágenes</b>	1917	813	2730

TABLA IV-7. Distribución de las imágenes faciales térmicas en los conjuntos de entrenamiento y prueba de acuerdo al nivel de dolor.

Niveles de dolor	ENTRENAMIENTO	PRUEBA	Total de imágenes
0	320	1413	1733
1	164	144	308
3	199	170	369
<b>Total de imágenes</b>	683	1727	2410

El propósito inicial de este estudio fue clasificar las imágenes dentro de las 11 categorías que se obtienen de la escala de evaluación del dolor FLACC, que se muestran en la TABLA III-6: 0 (no hay dolor), del 1 al 3 (dolor leve), del 4 al 6 (dolor moderado) y del 7 al 10 (dolor severo).

No obstante, de acuerdo a la tabla del **ANEXO 5**, no hubo registros para el nivel de dolor 10. Para el nivel 9, sólo hubo un niño que se clasificó bajo este nivel de dolor, por lo que no se tuvo en cuenta en el conjunto de datos experimental. Esto es debido a que los fotogramas adquiridos a partir del video, para las imágenes a color, y ráfaga, para las imágenes térmicas, son fotogramas consecutivos y por lo general, tienen una distribución de píxeles casi idéntica; esto significa que si se hubiera distribuido las imágenes de este único niño para los conjuntos de entrenamiento y prueba, el modelo memorizaría el resultado para las imágenes de entrenamiento logrando predecir la clasificación para las imágenes similares en el conjunto de prueba. Para el nivel 8, el nivel 7 y el nivel 6 hubo 3 niños por cada nivel de dolor; dichos registros no se tuvieron en cuenta para el conjunto de datos experimental por el hecho de no haber suficiente datos y variabilidad para que el modelo pudiera aprender las características suficientes que hacen que la expresión facial corresponda a esos niveles de dolor. En adición a esto, para las imágenes térmicas, en el nivel 5, hubo 3 registros clasificados; en el nivel 4 y en el nivel 2, hubo 2 registros clasificados; por lo ya explicado, dichos registros tampoco se tuvieron en cuenta para hacer parte del conjunto de datos experimental.

Las imágenes seleccionadas, después de pasar por todo el proceso de detección y segmentación de los rostros, se recortaron, giraron y escalaron. Las imágenes a color y térmica con resolución de 1920x1080 y 640x480 píxeles respectivamente, se redimensionaron a 224 X 224 para adaptarse al requisito de tamaño de la imagen CNN (244 x 224).

## V. MODELO DE CLASIFICACIÓN DE LA EXPRESIÓN FACIAL DE DOLOR

El presente capítulo responde al Objetivo 3 y Objetivo 4 del presente proyecto de investigación.

Las expresiones faciales son uno de los focos más importantes en el estudio de la comunicación verbal y no verbal. Es por esto, que ha atraído la atención significativa de la comunidad de visión por computador en los últimos años, ya que se encuentra en la intersección de muchas aplicaciones importantes de los sistemas afectivos como la interacción humano-computadora.

Las personas pueden variar significativamente en la forma en que muestran sus expresiones. Incluso las imágenes de la misma persona en la misma expresión facial pueden variar en brillo, fondo y pose, y estas variaciones se enfatizan si se consideran diferentes sujetos (debido a variaciones en la forma, el origen étnico, entre otros). Teniendo en cuenta que es difícil para los seres humanos detectar la expresión facial de otros [79], y es más difícil interpretar la expresión facial de los bebés [80], las máquinas se convierten en un medio importante para analizar las emociones presentes en las interacciones sociales.

Muchos algoritmos de aprendizaje automático ya se han utilizado para reconocer automáticamente las emociones (p. Ej., SVM, árboles de decisión, análisis discriminante lineal, redes bayesianas, redes neuronales).

Recientemente, varios enfoques basados en técnicas de aprendizaje profundo han contribuido al progreso en esta área [79], [81]–[83]. Sin embargo, la falta de bases de datos de expresiones faciales debidamente etiquetadas y validadas presenta un problema para el entrenamiento de los modelos. Con el fin de superar dicha problemática, la mayoría de los estudios han optado por el enfoque de aprendizaje por transferencia [84]–[88] empleando redes pre-entrenadas mayormente para la tarea inicial de reconocimiento facial. La transferencia de este aprendizaje ha demostrado que se obtienen modelos óptimos para la tarea final de reconocimiento de expresiones faciales.

### 5.1. APRENDIZAJE AUTOMÁTICO (MACHINE LEARNING)

Es la ciencia que le da a los modelos computacionales la habilidad de aprender de los datos sin ser programados explícitamente.

Los sistemas pueden ser categorizados de acuerdo a la cantidad y tipo de supervisión que ellos consiguen durante el entrenamiento. En el aprendizaje supervisado, los datos de entrenamiento que se ingresan al sistema incluyen las salidas deseadas, conocidas como etiquetas (*clases*).

El tipo de aprendizaje supervisado requiere un constante seguimiento en su proceso de entrenamiento a partir de los datos de entradas y las salidas deseadas; por otro lado, está el aprendizaje no supervisado, el cual, está diseñado para que, sin necesidad de las salidas, pueda encontrar relaciones entre los datos de entrada [89]. La diferencia se ilustra en la Figura V-1.

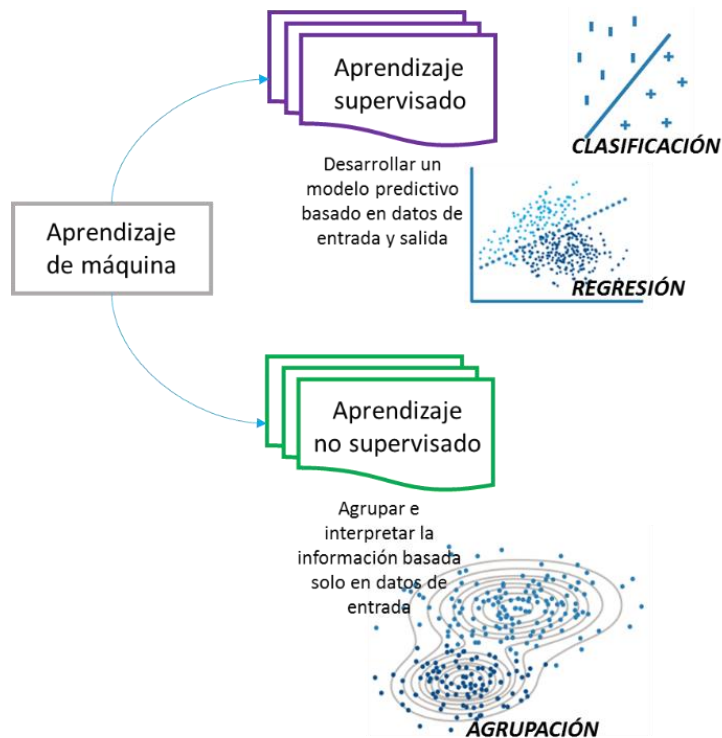


Figura V-1. Soluciones al aprendizaje automático: aprendizaje supervisado y aprendizaje no supervisado [90].

### 5.1.1. APRENDIZAJE SUPERVISADO

El aprendizaje supervisado es una de las soluciones que existen dentro del área del aprendizaje de máquina. Estos tipos de soluciones requieren de un conjunto de datos de entrenamiento, los cuales son las variables de entrada y de salida, así el sistema, en el proceso de aprendizaje, irá ajustando sus parámetros para tratar de que sus entradas se ajusten cada vez más a sus salidas. En sí, este tipo de solución busca diseñar un modelo que realice predicciones de los valores respuesta a partir de un conjunto de datos.

En la práctica, algoritmos que empleen este tipo de soluciones enfocados a las técnicas de clasificación, están diseñados para resolver problemas discretos como lo es el análisis de imágenes, reconocimiento de voz, entre otras. Por el contrario, si emplean técnicas de regresión, están diseñadas para predecir respuestas continuas, tales como, los cambios de temperatura, fluctuación en la demanda energética, etc.

### 5.1.2. APRENDIZAJE NO SUPERVISADO

El aprendizaje no supervisado, es la solución a los problemas donde no se conozca cómo es la relación entre los datos de entrada o donde se requiera tipos de salida diferentes a los pensados. Este tipo de solución, halla patrones ocultos en los datos e infiere la información a partir de estas agrupaciones.



El *clustering* es la técnica de aprendizaje no supervisado más común; ella se emplea para el análisis de datos exploratorio, con el propósito de descubrir características relevantes con los que se puedan agrupar los datos. Entre las aplicaciones del análisis de *clusters*, se encuentran: el análisis de secuencias genéticas, la investigación de mercados y el reconocimiento de objetos.

### 5.1.3. TÉCNICAS DE APRENDIZAJE AUTOMÁTICO

Cuando se habla de aprendizaje de un sistema computacional se relacionan técnicas de clasificación, regresión y agrupación, tal como se observa en la TABLA V-1.

TABLA V-1. Técnicas de inteligencia artificial filtradas por el tipo de aprendizaje [91].

APRENDIZAJE DE MÁQUINA		
APRENDIZAJE SUPERVISADO		APRENDIZAJE NO SUPERVISADO
CLASIFICACIÓN	REGRESIÓN	AGRUPACIÓN
<i>Support Vector Machine</i>	<i>Linear Regression, GLM</i>	<i>K-Means, K-Medians</i>
<i>Nearest Neighbor</i>	<i>Decision Trees</i>	<i>Fuzzy C-Mean</i>
<i>Naive Bayes</i>	<i>Neural Networks</i>	

### 5.2. APRENDIZAJE PROFUNDO (DEEP LEARNING)

El aprendizaje profundo nace del aprendizaje automático. De hecho, es una técnica para realizar el aprendizaje automático. Los algoritmos más empleados son las redes neuronales convolucionales.

La mayor diferencia de los dos tipos de aprendizaje [27], como se ilustra en Figura V-2, es que en el aprendizaje profundo la extracción de características se calcula de manera automática por el propio modelo, las cuales él mismo utilizará para realizar la clasificación. Por el contrario, en el aprendizaje automático, la extracción de características las debe realizar el usuario para entregarlas al modelo.

Otra principal diferencia es la cantidad considerable de imágenes que se necesita en el aprendizaje profundo para obtener buenos resultados de clasificación con el modelo.

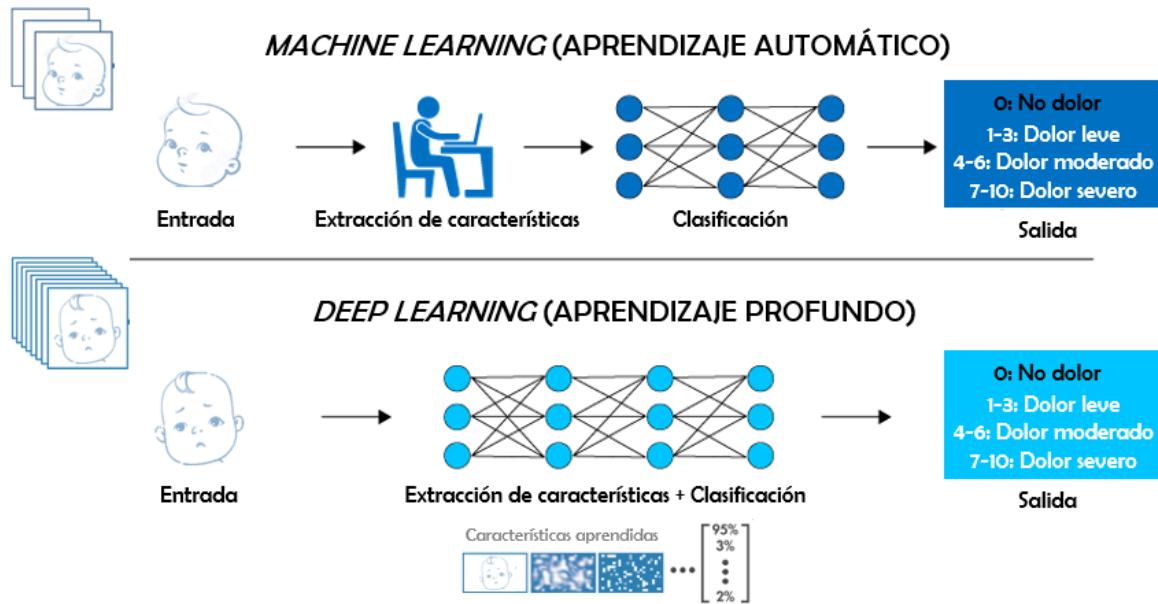


Figura V-2. Diferencias entre el aprendizaje automático y el aprendizaje profundo.

### 5.2.1. REDES NEURONALES CONVOLUCIONALES

Las redes neuronales convolucionales (CNN, por sus siglas en inglés), son modelos matemáticos que cuentan con una arquitectura profunda que permite extraer un conjunto de características (es decir, características independientes del conocimiento previo o esfuerzo humano) en múltiples niveles de abstracción.

Las redes CNN constan de una capa de entrada, tres tipos de capas ocultas (capa convolucional, capa de *Pooling* y capa de conexión completa) y una capa de salida [92]. La capa convolucional aplica k-núcleos o filtros convolucionales a la entrada; esta operación se repite para cada píxel de la imagen donde se pueda extraer una ventana del mismo tamaño de k (ver Figura V-3), reduciendo la dimensión. En el caso de no querer reducir el tamaño de la imagen se añaden a la imagen una serie de píxeles conocidos como *Padding* para que el centro de la ventana pueda llegar hasta las posiciones de las esquinas.

Para calcular la dimensión de la matriz de salida se emplea la siguiente fórmula:

$$\frac{(dimensión_{matriz}) + 2 * Padding - (dimensión_{filtro})}{Stride}$$

El *Stride* controla cómo el filtro gira alrededor del volumen de entrada. En la Figura V-3, el filtro gira alrededor del volumen de entrada al desplazarse una unidad a la vez. La cantidad por la cual el filtro se desplaza es la zancada. En ese caso, la zancada se estableció implícitamente en 1. La zancada normalmente se establece de manera que el volumen de salida sea un número entero y no una fracción.

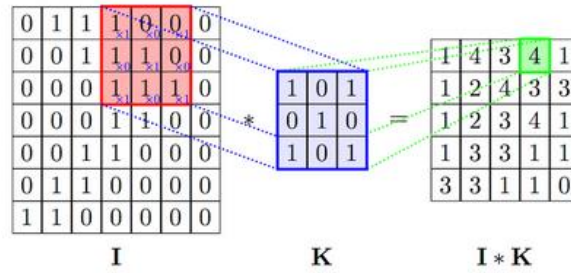


Figura V-3. Ejemplo de convolución de la imagen I con un kernel K.

A medida que se sigue aplicando las capas de convolución, el tamaño del volumen disminuirá más rápido de lo que se desea. En las primeras capas de la red, se quiere conservar tanta información sobre el volumen de entrada original para poder extraer esas características de bajo nivel. Por eso se ajusta el parámetro *zero padding*.

Al final de cada capa de convolución, es usual utilizar la operación *Pooling*, la cual, se trabaja similar al filtro Kernel. En esta capa, se multiplica una matriz ya predefinida con valores estandarizados. En la literatura se encuentra matrices como:

- a) Average Pooling, la cual calcula la media de los valores de la ventana.
- b) Max Pooling, la cual calcula el máximo valor de la imagen, como se ilustra en la Figura V-4.

El resultado de esta capa, genera un nuevo mapa de características de sub-muestreo.

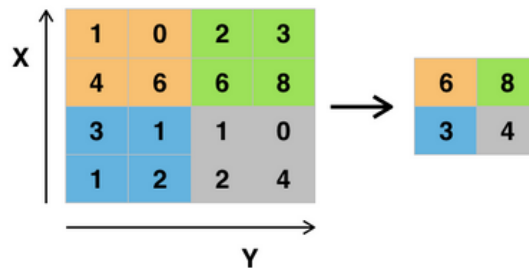


Figura V-4. Ejemplo de aplicación del Max Pooling.

La última capa es de conexión completa, que es una capa de red neuronal con avance hacia adelante que calcula la activación de cada clase; esta capa es responsable del razonamiento de alto nivel en la red.

## 5.2.2. APRENDIZAJE POR TRANSFERENCIA

El aprendizaje por transferencia consiste en aplicar el conocimiento que se aprende de un dominio / tarea anterior a un nuevo dominio / tarea relevante. Ofrece una solución atractiva para la falta de grandes conjuntos de datos etiquetados.

Hay dos escenarios principales para el aprendizaje por transferencia: ajuste fino y extractor de características fijo [88].

- a) El primer escenario involucra el ajuste de los pesos de las capas superiores en la CNN pre-entrenada al continuar las propagaciones hacia atrás ya que estas capas contienen características específicas del conjunto de datos, mientras que las capas inferiores contienen características genéricas (por ejemplo, detector de bordes y color).
- b) En el segundo escenario, el CNN pre-entrenado se usa como un extractor de características fijo para extraer características profundas después de eliminar la capa de salida. Las funciones extraídas se utilizarán para capacitar a los clasificadores supervisados de aprendizaje automático (por ejemplo, SVM) para una nueva tarea.

Las dos razones principales para hacer uso de este enfoque son [93]:

- a) Es relativamente difícil encontrar un conjunto de datos etiquetado que sea lo suficientemente grande para capacitar a las CNN desde cero.
- b) La capacitación de las CNN requiere una gran cantidad de recursos computacionales y de memoria, así como paciencia y experiencia para garantizar la elección adecuada de la arquitectura y los parámetros de aprendizaje.

Por su parte la ventaja de estos enfoques está relacionada con el punto de partida del entrenamiento, puesto que, al usar los pesos ya pre-entrenados, el método del descenso de gradiente estocástico parte de un punto mucho más cercano al óptimo, reduciéndose así el número de iteraciones y que exista una menor probabilidad del sobre-entrenamiento [94].

### 5.3. MÉTRICAS DE EVALUACIÓN

Los modelos de clasificación permiten dividir los datos de acuerdo con las clases que hayan predicho, es así como los resultados son etiquetados de acuerdo al número de clases. Los resultados pueden ser representados en matrices de confusión (ver TABLA V-2) según las clasificaciones obtenidas. Cada fila de la matriz representa las clasificaciones correctas que el modelo debió obtener; cada columna de la matriz representa las predicciones que el modelo hizo por cada clase de manera individual. Los números en la diagonal son, por lo tanto, las predicciones correctas para cada clase.

TABLA V-2. Matriz de confusión para clasificación.

	<i>POSITIVO</i>	<i>NEGATIVO</i>
<i>Clasificado POSITIVO</i>	Verdadero Positivo (TP) <b>Buena sensibilidad</b>	Falso Positivo (FP)
<i>Clasificado NEGATIVO</i>	Falso Negativo (FN)	Verdadero Negativo (TN) <b>Buena especificidad</b>

Las siguientes métricas se utilizan comúnmente para evaluar el rendimiento de los modelos de clasificación [95]:

- **Exactitud**, representa el rendimiento general del modelo mediante el porcentaje total de los aciertos.

$$Exactitud = \frac{(TP + TN)}{Total}, \quad Total = TP + TN + FP + FN$$

- **Precisión**, representa el porcentaje de predicciones positivas clasificadas correctamente.

$$\text{Precisión} = \frac{TP}{(TP + FP)}$$

- **Sensibilidad** (TPR, tasa positiva verdadera), representa la fracción de pruebas positivas que son etiquetadas correctamente.

$$\text{Sensibilidad (TPR)} = \frac{TP}{(TP + FN)}$$

- **Especificidad** (TNR, tasa negativa verdadera), representa la fracción de pruebas negativas que son etiquetadas correctamente.

$$\text{Especificidad (TNR)} = \frac{TN}{(TN + FP)}$$

- **1 – Sensibilidad** (FPR, tasa positiva falsa), representa la fracción de pruebas negativas que son incorrectamente etiquetadas como positivas.

$$1 - \text{Sensibilidad (FPR)} = \frac{FP}{(FP + TN)}$$

## 5.4. METODOLOGÍA

### 5.4.1. DISTRIBUCIÓN DE LAS IMÁGENES

El conjunto se dividió en tres sub-conjuntos de imágenes (Figura V-5); en cada uno de ellos se organizaron las carpetas correspondientes a las categorías de dolor.

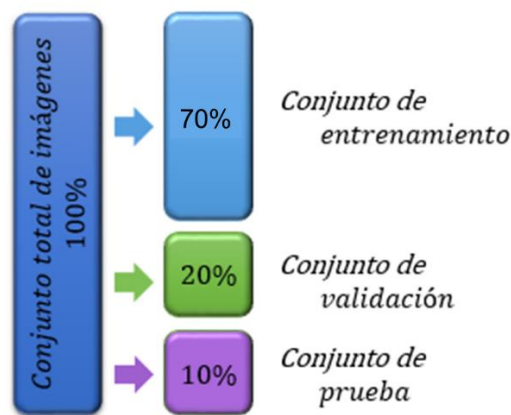


Figura V-5. Representación de la división de los datos.

Debido a que los fotogramas fueron adquiridos a partir de videos, para las imágenes a color, y ráfagas, para las imágenes térmicas, los fotogramas resultan ser consecutivos y por lo general, con una distribución de píxeles casi idéntica; esto significa que si se distribuyera las imágenes de los niños entre los conjuntos de entrenamiento, validación y prueba, el modelo memorizaría el resultado para las

imágenes de entrenamiento logrando predecir la clasificación para las imágenes similares en el conjunto de prueba. Por ello, cada conjunto de datos tiene imágenes de niños diferentes, es decir, que las imágenes de un mismo niño no se distribuyeron aleatoriamente por conjunto de datos.

#### 5.4.2. ENTRENAMIENTO Y VALIDACIÓN DEL MODELO

Una vez se tuvieron los tres subconjuntos de datos: conjunto de entrenamiento, de validación y de prueba, y antes de pasar a diseñar la red neuronal convolucional, el modelo se definió como  $w \cdot X + b$ , siendo  $w$  los pesos del modelo,  $X$  la variable y  $b$  el sesgo (bias).

$$y = f \left( \sum_1^n w_n x_n + b \right)$$

La calidad de predicción del modelo depende de los valores óptimos de las variables  $w$  (tensor de pesos) y  $b$  (tensor de sesgos) dada una entrada  $x$  (tensor de imágenes). Por tanto, optimizar el clasificador para la tarea de la clasificación de la expresión facial de dolor infantil, consiste en hacer un ajuste del modelo de tal forma que se pueda encontrar los valores óptimos en el tensor  $w$  y  $b$ . Este proceso de optimización en éstas variables es lo que se conoce como el proceso de entrenamiento o aprendizaje del modelo. La entropía cruzada (*cross-entropy*) es una medida de rendimiento utilizada en la clasificación.

La entropía cruzada es una función continua que siempre es positiva y si la salida predicha del modelo coincide exactamente con la salida deseada, entonces la entropía cruzada es igual a cero. Por lo tanto, el objetivo de la optimización es minimizar la entropía cruzada para que se acerque lo más posible a cero cambiando los pesos  $w$  y los sesgos  $b$  del modelo. Una vez calculada la entropía cruzada para cada una de las clasificaciones de imágenes, se tiene una medida de qué tan bien se comporta el modelo en cada imagen individualmente.

En esta etapa de clasificación, se utilizaron las siguientes redes CNN pre-entrenadas: AlexNet, VGG-19, VGG-16 y VGG-Face, para la clasificación de los niveles de dolor del conjunto de datos relativamente pequeño (50 sujetos, 2730 imágenes a color, 2410 imágenes térmicas).

Las primeras tres arquitecturas de CNN: AlexNet, VGG-19 y VGG-16, han sido entrenadas previamente con un conjunto de datos de ImageNet (aproximadamente 1.2M imágenes y 1000 clases) para la clasificación de imágenes. Las Figura V-6 y Figura V-7 proporcionan las arquitecturas para AlexNet y la familia VGG respectivamente.

La cuarta arquitectura CNN (representada también la Figura V-7) es el descriptor VGG-Face, que ha sido entrenado previamente en un conjunto de datos de rostros (aproximadamente 2.6M imágenes de 2622 identidades de caras) para el reconocimiento facial.

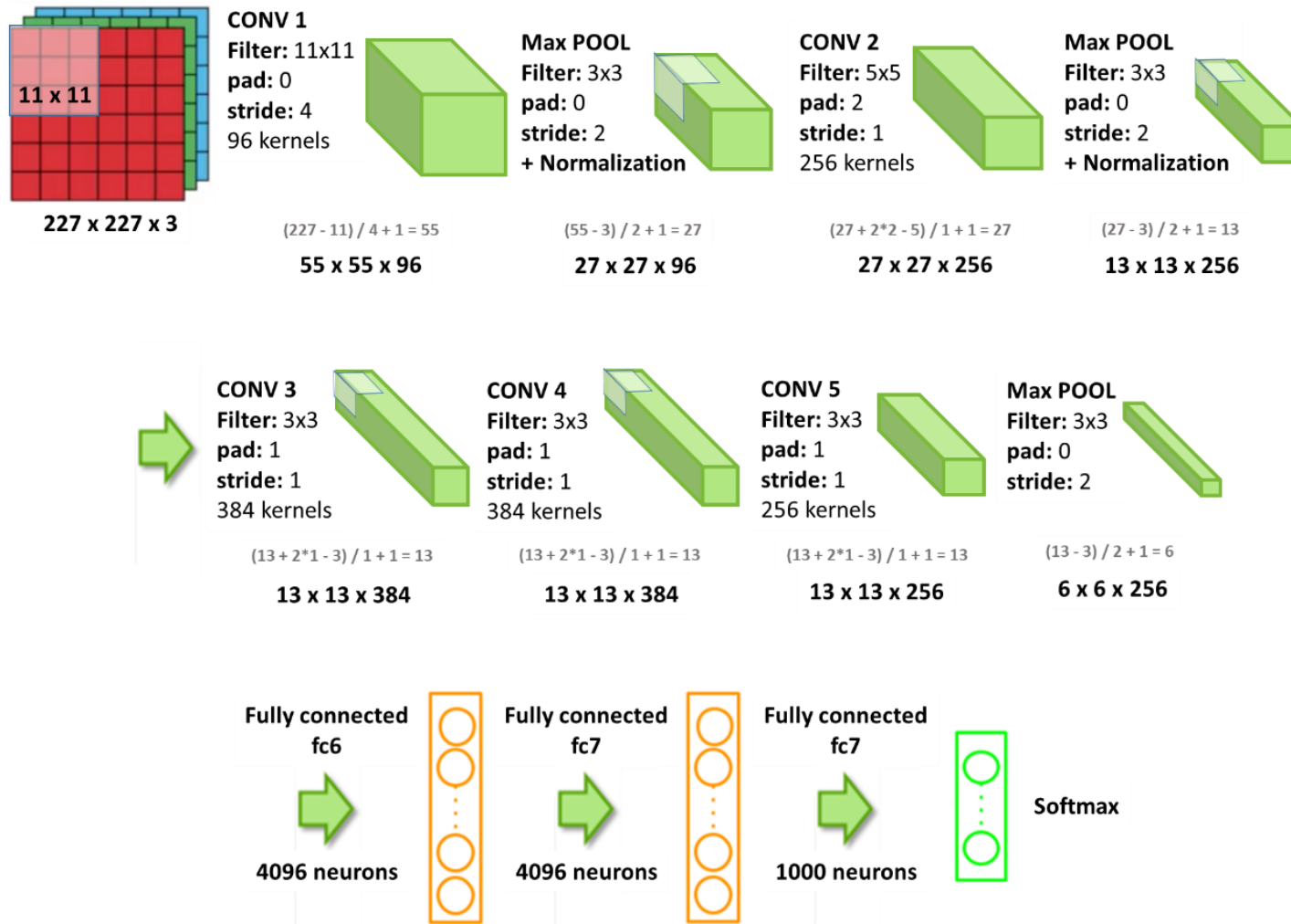


Figura V-6. Representación de la estructura de la red AlexNet.

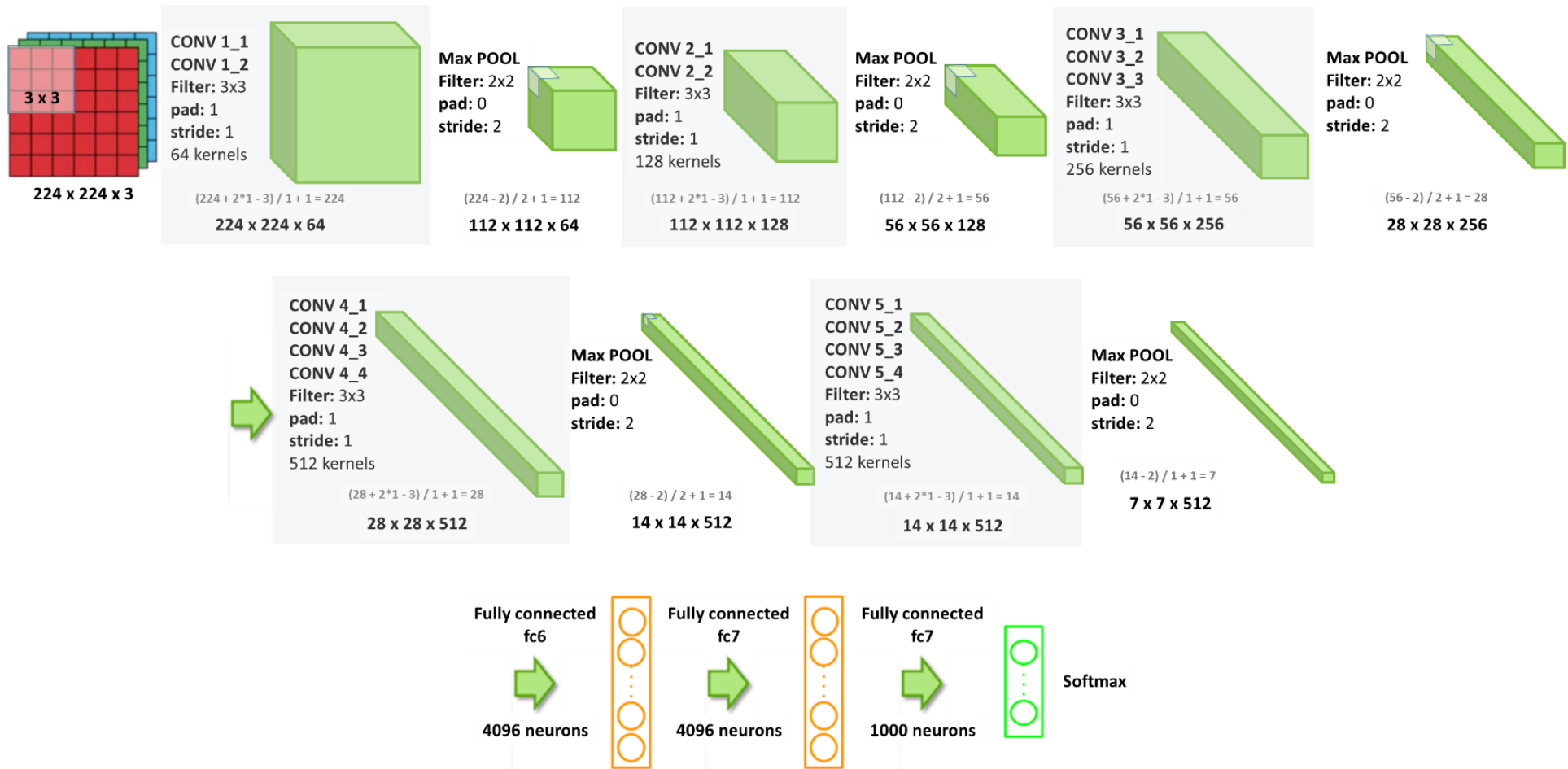


Figura V-7. Representación de la estructura de la familia de redes VGG-Net.



La red CNN AlexNet [96] originalmente fue diseñada y entrenado para la tarea de reconocimiento de objetos. Está compuesta por 5 capas convolucionales y 3 capas completamente conectadas. Las dos primeras capas convolucionales son seguidas por las capas de agrupación máxima y normalización, mientras que una capa de agrupación máxima se coloca entre la última capa convolucional y la primera capa completamente conectada.

La familia de redes VGG-Net (ver Figura V-7) [97] se caracteriza por su simplicidad, utilizando solo capas convolucionales  $3 \times 3$  apiladas una encima de la otra en profundidad creciente. La reducción del tamaño del volumen se maneja mediante la agrupación máxima. Tres capas completamente conectadas, cada una con 4.096 nodos, son seguidas por un clasificador *Softmax*.

Existen diferentes versiones de esta red VGG-16, VGG-19 y VGG-Face), y éstas difieren del número de capas en la red y de cómo se distribuyen.

Por cada uno de los modelos previamente entrenados, se reemplazaron los 1000 nodos de salida originales de la red por el número de niveles de dolor. Las intensidades de dolor, como ya se mencionó en el capítulo anterior, se dividieron en los niveles de dolor de la siguiente manera:

- Para las imágenes a color, 6 niveles de dolor: 0 (sin dolor), 1, 2 y 3 (dolor leve), 4 y 5 (dolor moderado).
- Para las imágenes a térmicas, 3 niveles de dolor: 0 (sin dolor), 1, y 3 (dolor leve).

Como se explicó al inicio de este capítulo, los datos se dividieron aleatoriamente en un conjunto de datos de entrenamiento (70%), conjunto de datos de validación (20%) y un conjunto de datos de prueba (10%). El conjunto de datos de validación se utilizó para seleccionar el mejor clasificador, donde la función de pérdida alcanzara el mínimo.

El desafío que se presentó en el desarrollo de este proyecto fue el número limitado de imágenes infantiles. La solución propuesta fue utilizar el aprendizaje por transferencia [98], [99] para así poder abordar el problema de la disponibilidad limitada de datos etiquetados.

Al hacer uso del aprendizaje por transferencia, es posible preservar todas las capas previamente entrenadas antes de la última capa de salida y conectar estas capas intermedias a una nueva capa diseñada para el nuevo problema de clasificación. Al entrenar las redes para el nuevo conjunto de datos, los parámetros de las capas completamente conectadas de la red se deben actualizar u optimizar. La otra opción es ajustar más capas, o incluso todo el conjunto de capas de red pre-entrenadas. También es posible mantener fija la primera capa convolucional, ya que esta capa se usa a menudo para la extracción de bordes [100], que es común para problemas genéricos de procesamiento de imágenes.

En este trabajo se optó por ajustar todos los parámetros de cada uno de los modelos pre-entrenados. Además, para obtener una evaluación imparcial del rendimiento de la clasificación, se emplearon 3 experimentos para evaluar el rendimiento del modelo mediante el ajuste de los hiperparámetros.

Para cada uno de los experimentos realizados se definió lo siguiente:

- El entrenamiento y validación del modelo se prestableció para 100 épocas, las cuales relacionan el número de veces que se iteró sobre todo el conjunto de datos.
- Se realizó un ajuste en la tasa de aprendizaje teniendo como base:
  - a) El optimizador descenso de gradiente estocástico de mini-lotes,
  - b) La tasa de aprendizaje inicial, factor por el cual se multiplica al vector gradiente y permite determinar en qué grado se está actualizando los parámetros con base a la información que proporciona el gradiente. Este varía en cada uno de los experimentos. Se tuvo en cuenta que un valor pequeño conlleva a que el proceso de entrenamiento sea demasiado lento y un valor grande hace que la red nunca converja.
  - c) El *momentum*, cantidad por la cual un modelo puede eliminar fácilmente cualquier mínimo local durante el proceso de descenso de gradiente mientras se busca el mínimo global.
  - d) El decaimiento de los pesos (L2)
  - e) Los pasos, número de veces que se va a procesar la información en cada una de las épocas.
  - f) Un factor *gamma*. La tasa de aprendizaje se reducirá en este factor *gamma* después del número de pasos establecido.
- La técnica empleada para el procesamiento de las imágenes durante el entrenamiento fue el procesamiento por bloques (batch). El cual consistió en procesar 32 imágenes para entrenamiento y 16 imágenes para prueba en cada uno de los pasos. En el aprendizaje por transferencia, se trabaja con un conjunto de datos muy pequeño, por lo que para cada época sólo se itera partes del conjunto de entrenamiento.

En la fase de entrenamiento, se realizó:

- Seguimiento del desempeño del modelo.
- Una serie de iteraciones sobre los datos de acuerdo al número de imágenes de entrenamiento a procesar en cada uno de los pasos.
- La propagación hacia adelante (*Forward propagation*) obteniendo las salidas del modelo.
- Cálculo de la pérdida. La función de pérdida utilizada como criterio de parada fue la pérdida de entropía cruzada.
- Cálculo de la precisión del entrenamiento.
- Inicialización de los valores de los gradientes en cero.
- La propagación hacia atrás (*Backward propagation*) mediante el cálculo de los gradientes y la actualización de los pesos por medio de la función de optimización de descenso de gradiente estocástico.

En la fase de validación, estuvo compuesta de:

- Seguimiento del desempeño del modelo.
- Una serie de iteraciones sobre los datos de acuerdo al número de imágenes de validación a procesar en cada uno de los pasos.
- Obtención de las salidas del modelo.

- Cálculo de la pérdida a través de la función de entropía cruzada.
- Cálculo de la precisión de validación.
- Se empleó una técnica de detención temprana de acuerdo a cómo iba progresando la precisión y la pérdida durante estas fases.

Al final de cada época, se muestra el progreso de la red (pérdida y precisión mostrando cuántas predicciones fueron correctas).

Los hiperparámetros establecidos para cada uno de los tres experimentos (tasa de aprendizaje, *momentum*, decaimiento de los pesos) se pueden ver en la TABLA V-3.

TABLA V-3. Hiperparámetros definidos por cada experimento planteado.

Experimento 1	Experimento 2	Experimento 3
Tasa de aprendizaje base inicial de 0.000001 el cual se dividió por 10 cada 5 épocas.	Tasa de aprendizaje base inicial de 0.001 el cual se dividió por 10 cada 5 épocas.	Tasa de aprendizaje base inicial de 0.001 el cual se dividió por 0.1 cada 5 épocas.
Momentum de 0.99	Momentum de 0.9	Momentum de 0.9
Decaimiento de los pesos: en 0.0005.	Decaimiento de los pesos: en 0.0005.	Decaimiento de los pesos: en 0.0005.

## 5.5. RESULTADOS Y ANÁLISIS

En esta sección se describen los resultados experimentales obtenidos después del entrenamiento de cada una de las redes neuronales convolucionales VGG-Face, VGG-19, VGG-16 y AlexNet.

Antes de continuar, cabe recordar las clasificaciones que se obtuvieron por cada uno de los modelos:

- Para las imágenes a color, 6 niveles de dolor: 0 (sin dolor), 1, 2 y 3 (dolor leve), 4 y 5 (dolor moderado).
- Para las imágenes a térmicas, 3 niveles de dolor: 0 (sin dolor), 1, y 3 (dolor leve).

Con el fin de seleccionar el mejor clasificador de dichos niveles de dolor, se analizó en primer lugar la precisión y pérdida obtenidas con cada uno de ellos.

Para mostrar la efectividad de los hiperparámetros elegidos, se realizaron tres experimentos con cada uno de los modelos CNN. La TABLA V-4 presenta los puntajes de clasificación para cada uno de los clasificadores. Al examinar estos resultados, se observa que la red CNN VGG-19 tiene la tasa de clasificación más alta con una precisión del 92.9 %.

De acuerdo a la literatura, la familia de redes VGG suelen arrojar buenos resultados para la clasificación de las expresiones faciales. No obstante, se esperaba que el modelo más óptimo hubiese sido la red VGG-Face puesto que fue entrenada para esta clase de tareas. Se asume que los hiperparámetros elegidos tuvieron impacto en los resultados.

TABLA V-4. Resultados experimentales del entrenamiento de las 4 redes CNN. Se muestra la precisión y pérdida (porcentaje) obtenidos en cada uno de los experimentos.

		AlexNet		VGG-19		VGG-16		VGG-Face	
		Precisión	Pérdida	Precisión	Pérdida	Precisión	Pérdida	Precisión	Pérdida
Experimentos	1	0.641	0.238	0.344	1.612	0.171	2.355	0.295	3.126
	2	0.679	0.199	<b>0.929</b>	<b>0.062</b>	0.937	1.075	0.836	0.178
	3	0.583	1.106	0.536	1.223	0.623	0.342	0.468	1.136

Ya con la red y los hiperparámetros elegidos se procedió a hacer un análisis más profundo de los resultados obtenidos en la clasificación de la expresión facial de dolor.

La TABLA V-5 muestra, tanto para las imágenes a color como para las imágenes térmicas, la precisión global de clasificación, junto con la pérdida, para la red que mejor precisión logró: VGG-19.

TABLA V-5. Precisión y pérdida durante el entrenamiento y validación de los modelos.

	Conjunto	Precisión	Pérdida
	VGG-19 (Img. Color)	Entrenamiento	0.929
Validación		0.568	2.290
VGG-19 (Img. Térmica)	Entrenamiento	0.760	0.119
	Validación	0.233	2.887

Después de la recopilación de datos de validación, se realizó un análisis estadístico de los datos recopilados, respondiendo al Objetivo #4 y se calculó la matriz de confusión. En la Figura V-8 se pueden visualizar las matrices de confusión sin normalizar del entrenamiento de los modelos.

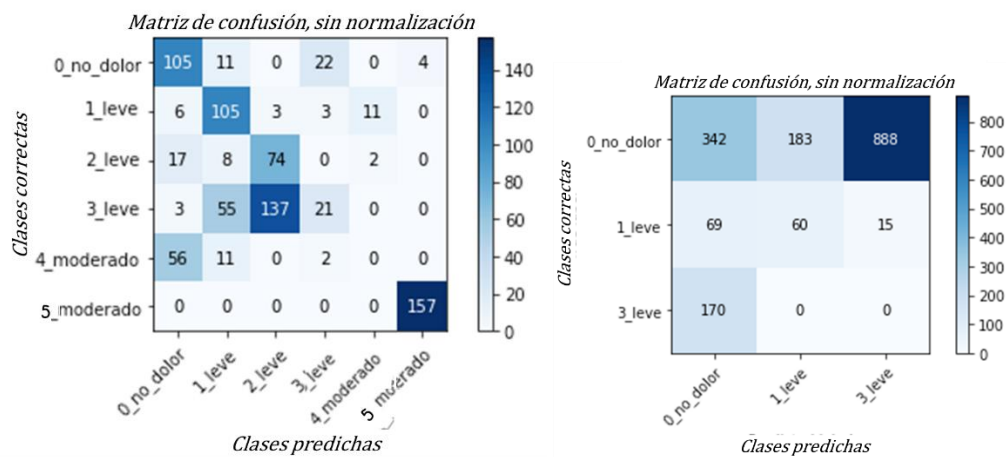


Figura V-8. Matrices de confusión resultantes del entrenamiento y validación de los modelos. A la izquierda se presenta la matriz de confusión del entrenamiento con las imágenes a color y a la derecha con las imágenes térmicas.

Las filas en las matrices de confusión representan los niveles de dolor dados por el personal médico, mientras que las columnas de las matrices muestran las etiquetas de los niveles de dolor dada por los modelos para las imágenes a color y térmicas. Los valores de las diagonales representan las clasificaciones correctas.

Según los resultados, el modelo para las imágenes a color, detectó los niveles 0, 1, 2 y 5 de forma correcta. Por otro lado, los resultados del modelo para las imágenes térmicas no fueron satisfactorios. Los niveles 3 y 4 no fueron correctamente etiquetados por el modelo de las imágenes a color. Posiblemente esta clasificación se deba a la cantidad de imágenes que se obtuvo por nivel de dolor, lo que podría haber ocasionado sobre-ajuste en el modelo sobre estos niveles.

Los resultados reflejados en las TABLA V-6 y TABLA V-7 a continuación, fueron calculados con base a las fórmulas de las métricas de evaluación. Éstos reflejan las observaciones dadas a partir de las matrices de confusión. No obstante, dan a entender que ambos modelos no tuvieron un buen aprendizaje, puesto que a modo general no se obtiene muy buena sensibilidad. En cuanto a la precisión, el modelo de clasificación de imágenes térmicas no obtuvo resultados satisfactorios.

TABLA V-6. Métricas obtenidas para las clasificaciones del modelo de clasificación de imágenes a color.

	Precisión	Exactitud	Sensibilidad	Especificidad	FPR
0 vs Todos	0.739	0.854	0.561	0.941	0.059
1 vs Todos	0.820	0.867	0.553	0.963	0.037
2 vs Todos	0.733	0.795	0.346	0.955	0.045
3 vs Todos	0.097	0.727	0.437	0.122	0.255
4 vs Todos	0.000	0.899	0.000	0.914	0.086
5 vs Todos	1.000	0.995	0.975	1.000	0.000

TABLA V-7. Métricas obtenidas para las clasificaciones del modelo de clasificación de imágenes térmicas.

	Precisión	Exactitud	Sensibilidad	Especificidad	FPR
0 vs Todos	0.242	0.241	0.587	0.065	0.817
1 vs Todos	0.417	0.845	0.247	0.943	0.057
3 vs Todos	0.000	0.379	0.000	0.682	0.000

Se puede ver, por lo tanto, que los modelos obtuvieron un buen entrenamiento para la tarea de clasificación de la expresión de dolor infantil. Sin embargo, los resultados generales no son muy buenos, la pérdida es muy alta para la tarea específica y, por lo tanto, no se pudo lograr el rendimiento deseado: alta precisión, baja pérdida. El sobreajuste puede ser una de las razones.

A pesar de que no se obtuvieron buenos resultados, se demostró que es posible clasificar el dolor en los infantes no-comunicativos mediante el análisis de las expresiones faciales utilizando técnicas de procesamiento de imágenes y aprendizaje profundo. Dichos experimentos demuestran que cuando el conjunto de datos es relativamente pequeño, es difícil lograr resultados óptimos. Sin embargo, la estrategia de utilizar el aprendizaje por transferencia permite lograr un buen ajuste de una red CNN pre-entrenada de forma efectiva.

Al comparar los resultados obtenidos para las imágenes térmicas y para las imágenes a color, se propone como posible solución la segmentación manual de los rostros como un posible camino para solucionar la pérdida de sujetos en la base de datos. Así, las bases de datos de las imágenes a color y térmicas crecerían.

Con esto planteado, se obtendría una cantidad de imágenes considerable para cada uno de los niveles. Incluso sería una propuesta ajustar las capas de salida de las redes para que, en vez de clasificar nivel por nivel, realizar la clasificación por los 4 grupos de dolor: no hay dolor (nivel 0), dolor leve (1, 2, y 3), dolor moderado (5, 6 y 7) e incluso, considerar la clasificación de dolor severo (8, 9 y 10) puesto que, al aumentar la detección de los rostros, se podría aumentar las imágenes para esta clase.

## CONCLUSIONES

El dolor es un indicador importante de problemas médicos. Pacientes como los recién nacidos y los bebés, no pueden expresar de manera verbal la intensidad del dolor ni su ubicación ni las causas; ellos deben basarse por completo en juicios tales como el de la madre o en el de los médicos. En la actualidad, la evaluación médica del dolor infantil tiene en cuenta una serie de factores fisiológicos y conductuales, y las expresiones faciales. Sin embargo, para el caso del Hospital Universitario San Vicente Fundación – Medellín (HUSVF), dichas variables son analizadas de manera muy subjetiva y no mediante escalas de evaluación validadas.

En esta sección se presentan la discusión general y conclusiones relacionadas con la totalidad del trabajo de investigación, en donde se hace referencia a resultados y conclusiones presentados en los capítulos III, IV, y V. En el capítulo III se presentó el marco teórico sobre la evaluación de dolor en la población general y específicamente, en la población infantil, evaluando las escalas de evaluación mejor validadas hasta la época. Se presenta, además, toda la metodología realizada para la conformación de la base de datos y los resultados obtenidos. En el capítulo IV, se expuso sobre las técnicas especializadas para el procesamiento de imágenes centrado en la detección automática de los rostros en imágenes faciales. Los resultados del uso de las técnicas son mostrados en este capítulo. Y en el capítulo V, se habló sobre los tipos de aprendizaje y los modelos de aprendizaje profundo. Se mostraron los resultados obtenidos después del ajuste de las redes CNN pre-entrenadas y del entrenamiento y validación.

Teniendo en cuenta los objetivos planteados, puede afirmarse que se han cumplido satisfactoriamente el Objetivo #1 y el Objetivo #2, puesto que, en primer lugar, se conformó la base de datos con la información de 50 niños, adquiriendo imágenes a color y térmicas, registrando variables fisiológicas y conductuales y definiendo los niveles de dolor mediante la escala de evaluación del dolor FLACC; y en segundo lugar, la implementación de técnicas de procesamiento digital de imágenes con las cuales se logró la detección de los rostros, la ubicación de los puntos de referencia faciales, la segmentación de los rostros a la par que se lograba e registro de las imágenes a color y térmicas para poder realizar el procesamiento respectivo en las imágenes térmicas.

A partir del cumplimiento de estas etapas, se logró puntualmente:

- La base de datos, la cual contiene los 4 videos adquiridos en las 4 tomas por cada uno de los 50 niños. A su vez, ésta contiene las imágenes térmicas y los registros de las variables fisiológicas y conductuales y la clasificación obtenida de la escala FLACC.
- El descriptor Histograma de Gradientes Orientados demostró ser más óptimo para la detección automática de los rostros en imágenes en comparación con el algoritmo de Viola-Jones.
- La técnica para la detección de los puntos de referencia faciales junto con la técnica para la segmentación de los rostros presentó resultados satisfactorios y óptimos.

De acuerdo a los resultados obtenidos que respondían al Objetivo #3 y el Objetivo #4, se pudo afirmar que no se obtuvieron los resultados deseados.

- La variación de los hiperparámetros para obtener un mejor entrenamiento y por ende una mejor validación no fue como se esperaba. No se encontraron los hiperparámetros óptimos.
- Los modelos empleados en el proyecto no arrojaron buenos resultados en la validación, puesto que el entrenamiento sufrió de sobre-entrenamiento, por tanto, el modelo no logró clasificar bien las nuevas imágenes.

La clasificación realizada por los médicos residentes en anestesiología dio como resultado que la mayoría de los registros apuntaron a la categoría de "No hay dolor". Esto posiblemente es producto del buen control de la anestesia que hay en el Hospital Universitario San Vicente Fundación, dando a entender que los registros clasificados en las demás categorías puedan ser debidas a sesgos por interpretar emociones diferentes al dolor. Hay que tener en cuenta que el dolor agudo postoperatorio es el periodo donde existe el riesgo de dolor severo. Cuando los niños pasan de cirugía al área de recuperación, ya ha pasado el efecto anestésico y prevalece el efecto de los fármacos utilizados para analgesia postoperatoria. Sin embargo, el niño que no recibe la dosis suficiente de analgésicos puede presentar dolor en los primeros minutos de recuperación. No es usual que presente dolor pasadas las horas. Es en los primeros minutos que no se recibe fármacos en el área de recuperación, por tanto, se evalúa sólo el efecto de fármaco en cirugía.

Finalmente, cabe destacar que cuando la realización de un proyecto se realiza en un laboratorio donde las condiciones de adquisición de datos e imágenes son controladas, los experimentos y resultados son acordes al control de las perturbaciones externas. Con base a esto, claramente el espacio físico del entorno clínico no es un laboratorio, y por tanto no hay condiciones controladas de las variables que afectan el procesamiento de las imágenes como la temperatura ambiente, la iluminación cambiante, la postura del niño, etc. Por tanto, los resultados obtenidos son muy satisfactorios a pesar de todos los inconvenientes con las perturbaciones que no se pueden eliminar en un entorno hospitalario.

## APORTES DEL ESTUDIO

Este proyecto de investigación ofrece las siguientes contribuciones:

- Es el primer proyecto planteado en el Hospital Universitario San Vicente Fundación (HUSVF) que plantea utilizar tecnologías de vanguardia para mejorar la evaluación de los pacientes.
- Proponer el sistema de evaluación del dolor empleando la escala FLACC y registrar los signos vitales, los cuales son validados a nivel mundial como medida objetiva de evaluación del dolor infantil.
- El protocolo de adquisición.
- La base de datos.
- Los modelos.

Este proyecto plantea la base para el inicio de recolección de datos para la implementación de modelos de predicción en el área clínica del Hospital



## LIMITACIONES DEL ESTUDIO

Cabe aclarar, que existen una serie de limitaciones en el presente estudio:

- Sólo se evaluó el dolor agudo en niños menores de 36 meses resultante de las intervenciones quirúrgicas. Este proyecto no incluyó la evaluación del dolor crónico pues este es producto de enfermedades y es más persistente.
- La adquisición de las imágenes fue durante un corto tiempo, entre 30 segundos a 11 minuto.
- Las perturbaciones en las imágenes que no pueden ser eliminadas por estar en el entorno clínico y no en un laboratorio.
- La implementación del modelo aún no puede ser implementado en el entorno hospitalario, puesto que no es apto para dispositivos móviles.

## TRABAJO A FUTURO

El estudio presentado en este trabajo de investigación permitirá realizar otras investigaciones encaminadas a fortalecer el estudio objetivo del dolor. Actualmente, la Universidad de Antioquia junto con el Hospital Universitario San Vicente Fundación continúan con la construcción de la base de datos con el propósito de poder evaluar el dolor en un tamaño de muestra de 100 pacientes. En este sentido se proponen las siguientes extensiones futuras:

- Emplear otras técnicas para el procesamiento de las imágenes con el fin de obtener una mejor tasa de detección de rostros.
- Realizar de nuevo el entrenamiento de los modelos con toda la base de datos actual.
- Evaluar el modelo con las 4 categorías de dolor: sin dolor, dolor leve, dolor moderado y dolor severo.
- Realizar un análisis de los modelos CNN junto con modelos predictivos para así poder usar las variables fisiológicas como datos de entrada.

## REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [1] Institute of Medicine, *Relieving pain in America: A blueprint for transforming prevention, care, education, and research*. Washington, D.C: The National Academies Press, 2011.
- [2] American Chronic Pain Association, "ACPA Resource guide to chronic pain medication and treatment." P.O. Box 850, Rocklin, California, p. 104, 2012.
- [3] I. Muñoz, N. Romero, and J. A. Calvache, "Incidencia de dolor post-operatorio en el Hospital Universitario San José de Popayán," *Revista de la Facultad de Ciencias de la Salud Universidad del Cauca*, vol. 15, no. 4, pp. 11–16, 01-Dec-2013.
- [4] J. E. Machado Alba *et al.*, "¿Estamos controlando el dolor posquirúrgico?," *Rev. Colomb. Anesthesiol.*, vol. 41, no. 2, pp. 132–138, Apr. 2013.
- [5] A. M. Cadavid Puentes, J. M. Mendoza Villa, N. D. Gómez Úsuga, and M. I. Berrío Valencia, "Prevalencia de dolor agudo posoperatorio y calidad de la recuperación en el Hospital Universitario San Vicente de Paúl," *Iatreia Revista Médica Universidad de Antioquia*, vol. 22, no. 1, Universidad de Antioquia, 2009.
- [6] Registered Nurses' Association of Ontario, *Assessment and management of pain*, vol. 3. Toronto, ON: IA BPG, 2013.
- [7] P. J. Mathew and J. L. Mathew, "Assessment and management of pain in infants," *Postgrad. Med. J.*, vol. 79, no. 934, pp. 438–43, Aug. 2003.
- [8] M. Clarett, "Escalas de evaluación de dolor y protocolo de analgesia en terapia intensiva," Instituto Argentino de Diagnóstico y Tratamiento, 2012.
- [9] L. J. Duhn and J. M. Medves, "A systematic integrative review of infant pain assessment tools," *Adv. Neonatal Care*, vol. 4, no. 3, pp. 126–140, Jun. 2004.
- [10] R. Slater, A. Cantarella, L. Franck, J. Meek, and M. Fitzgerald, "How well do clinical pain assessment tools reflect pain in infants?," *PLoS Med.*, vol. 5, no. 6, p. e129, Jun. 2008.
- [11] V. Guruswamy, "Assessment of pain in nonverbal children," in *Association of Paediatric Anaesthetists of Great Britain and Ireland*, 2014, vol. APA Leeds, no. 41st Annual Scientific Meeting in Leeds, p. 33.
- [12] R. Srouji, S. Ratnapalan, and S. Schneeweiss, "Pain in children: assessment and nonpharmacological management," *Int. J. Pediatr.*, Jul. 2010.
- [13] H. Breivik *et al.*, "Assessment of pain," *British Journal of Anaesthesia*, vol. 101, no. 1, BJA, pp. 17–24, 01-Jul-2008.
- [14] S. Brahmam, C.-F. Chuang, R. S. Sexton, and F. Y. Shih, "Machine assessment of neonatal facial expressions of acute pain," *Decis. Support Syst.*, vol. 43, no. 4, pp. 1242–1254, Aug. 2007.
- [15] C. L. von Baeyer and L. J. Spagrud, "Systematic review of observational (behavioral) measures of pain for children and adolescents aged 3 to 18 years," *Pain*, vol. 127, no. 1–2, pp. 140–150, 2007.
- [16] X. Cong, J. M. McGrath, R. M. Cusson, and D. Zhang, "Pain assessment and measurement in neonates: an updated review," *Adv. Neonatal Care*, vol. 13, no. 6, pp. 379–395, 2013.
- [17] A. Beltramini, K. Milojevic, and D. Pateron, "Pain Assessment in Newborns, Infants, and Children," *Pediatr. Ann.*, vol. 46, no. 10, pp. e387–e395, Oct. 2017.
- [18] D. Freund and B. N. Bolick, "Assessing a Child's Pain," *AJN, Am. J. Nurs.*, vol. 119, no. 5, pp. 34–41, May 2019.
- [19] K. Brand and A. Al-Rais, "Pain assessment in children," *Anaesth. Intensive Care Med.*, vol. 20, no. 6, pp. 314–317, Jun. 2019.
- [20] A. Koutlas and D. I. Fotiadis, "Image processing and machine learning techniques for facial expression recognition," in *Handbook of Research on Advanced Techniques in Diagnostic Imaging and Biomedical Applications*, Hershey, PA: IGI Global, 2009, pp. 247–262.
- [21] S. Zafeiriou, C. Zhang, and Z. Zhang, "A survey on face detection in the wild: Past, present and future," *Comput. Vis. Image Underst.*, vol. 138, pp. 1–24, Sep. 2015.

- [22] Z. MAHMOOD, N. MUHAMMAD, N. BIBI, and T. ALI, "A REVIEW ON STATE-OF-THE-ART FACE RECOGNITION APPROACHES," *Fractals*, vol. 25, no. 02, p. 1750025, Apr. 2017.
- [23] Y. Wu and Q. Ji, "Facial Landmark Detection: A Literature Survey," *Int. J. Comput. Vis.*, vol. 127, no. 2, pp. 115–142, Feb. 2019.
- [24] J. Thevenot, M. B. Lopez, and A. Hadid, "A Survey on Computer Vision for Assistive Medical Diagnosis From Faces," *IEEE J. Biomed. Heal. Informatics*, vol. 22, no. 5, pp. 1497–1511, Sep. 2018.
- [25] Y. Cho and N. Bianchi-Berthouze, "Physiological and Affective Computing through Thermal Imaging: A Survey," Aug. 2019.
- [26] J. Kumari, R. Rajesh, and K. M. Pooja, "Facial Expression Recognition: A Survey," *Procedia Comput. Sci.*, vol. 58, pp. 486–491, Jan. 2015.
- [27] S. Li and W. Deng, "Deep Facial Expression Recognition: A Survey," Apr. 2018.
- [28] P. V. Rouast, M. Adam, and R. Chiong, "Deep Learning for Human Affect Recognition: Insights and New Developments," *IEEE Trans. Affect. Comput.*, pp. 1–1, 2019.
- [29] P. Werner, D. Lopez-Martinez, S. Walter, A. Al-Hamadi, S. Gruss, and R. W. Picard, "Automatic Recognition Methods Supporting Pain Assessment: A Survey," *IEEE Trans. Affect. Comput. vol. PP*, 2019.
- [30] International Association for the Study of Pain ORG, "IASP Terminology," 2014. [Online]. Available: <https://www.iasp-pain.org/terminology?navItemNumber=576>. [Accessed: 26-Mar-2018].
- [31] American Academy of Pain Medicine, "Get the facts on pain," *AAPM*. [Online]. Available: <http://www.painmed.org/patientcenter/facts-on-pain/>. [Accessed: 15-Mar-2018].
- [32] Asociación Colombiana para el Estudio del Dolor, "Dolor," *XX Congreso Internacional de Dolor, Cumbre Iberoamericana de Dolor*, vol. 6, no. 1, pp. 6–1, 2011.
- [33] H. Y. V. Ip, A. Abrishami, P. W. H. Peng, J. Wong, and F. Chung, "Predictors of postoperative pain and analgesic consumption: A qualitative systematic review," *Anesthesiol. J. Am. Soc. Anesthesiol.*, vol. 111, no. 3, pp. 657–677, 2009.
- [34] O. L. Elvir-Lazo and P. F. White, "Postoperative pain management after ambulatory surgery: role of multimodal analgesia," *Anesthesiol. Clin.*, vol. 28, no. 2, pp. 217–224, 2010.
- [35] A. M. Cadavid, J. R. Estupinan, and J. J. Vargas, *Dolor y cuidados paliativos*. Corporación para Investigaciones Biológicas, 2006.
- [36] R. Cáceres-Matos, E. Gil-García, S. Barrientos-Trigo, E. Molina, and A. M. Porcel-Gálvez, "Consecuencias del dolor crónico en la infancia y la adolescencia," *Gac. Sanit.*, Feb. 2018.
- [37] F. Cladis, E. Motoyama, and P. Davis, *Anestesia de Smith para Niños y Adolescentes*. 2017.
- [38] J. Bai and N. Jiang, "Where are we: A systematic evaluation of the psychometric properties of pain assessment scales for use in chinese children," *Pain Manag. Nurs.*, vol. 16, no. 4, pp. 617–631, Aug. 2015.
- [39] C. Lázaro, X. Caseras, R. Torrubia, and J. E. Baños, "Medida del dolor postoperatorio: Análisis de la sensibilidad de diversos instrumentos de autovaloración," *Rev Esp Anestesiología Reanim*, vol. 50, no. 5, pp. 230–236, 2003.
- [40] M. L. Hernández-Saldívar, "Manejo del dolor postoperatorio: Experiencia terapéutica en Unidad de Terapia Quirúrgica Central del Hospital General de México," *Rev Mexicana de Anestesiología*, vol. 31, no. 1, pp. 246–251, 2008.
- [41] S. A. Schug and C. Chong, "Pain management after ambulatory surgery," *Curr. Opin. Anesthesiol.*, vol. 22, no. 6, pp. 738–743, 2009.
- [42] S. López *et al.*, "Recomendaciones sobre el manejo del dolor agudo postoperatorio en cirugía ambulatoria," *ASECMA, Madrid: ARÁN*, 2012.
- [43] M. Bernadá, "Directrices de la OMS sobre el tratamiento farmacológico del dolor persistente en niños con enfermedades médicas," *Archivos Pediatría del Uruguay*, vol. 84, no. 2, pp. 143–145, 2013.

- [44] A. Glasper, G. McEwing, and J. Richardson, *Foundations studies for caring: using student-centred learning*, Palgrave M. Basingstoke, UK: Palgrave Macmillan, 2009.
- [45] A. M. Coll, J. R. M. Ameen, and L. G. Moseley, "Reported pain after day surgery: A critical literature review," *J. Adv. Nurs.*, vol. 46, no. 1, pp. 53–65, 2004.
- [46] B. Cavallieri, L. Canepa, and S. Ricke, "Dolor agudo post-quirúrgico en pediatría evaluación y tratamiento," *Rev. Méd. Clín. Condes*, vol. 18, no. 3, pp. 207–216, 2007.
- [47] J. T. Casanova, T. G. Bigatá, and J. R. Luján, "Tratamiento del dolor agudo en el niño: analgesia y sedación," *Asoc. Española Pediatría*, pp. 5–26, 2010.
- [48] H. L. Needleman, S. Harpavat, S. Wu, E. N. Allred, and C. Berde, "Postoperative pain and other sequelae of dental rehabilitations performed on children under general anesthesia," *Pediatr. Dent.*, vol. 30, no. 2, pp. 111–121, 2008.
- [49] T. Voepel-Lewis, J. Zanotti, J. A. Dammeyer, and S. Merkel, "Reliability and validity of the face, legs, activity, cry, consolability behavioral tool in assessing acute pain in critically ill patients," *Am. J. Crit. Care*, vol. 19, no. 1, pp. 55–61, 2010.
- [50] R. León López, J. Díaz Novás, and B. R. Gallego Machado, "Tratamiento al niño febril en atención primaria de salud," *Revista Cubana de Medicina General Integral*, vol. 24, no. 0, pp. 0, 2008.
- [51] J. A. Dawson *et al.*, "Defining the reference range for oxygen saturation for infants after birth," *Pediatrics*, vol. 125, no. 6, pp. e1340–7, Jun. 2010.
- [52] K. Krivchenia *et al.*, "2019 Clinical Practice Guideline Summary for Clinicians: Home Oxygen Therapy for Children," *Ann. Am. Thorac. Soc.*, vol. 16, no. 7, pp. 781–785, Jul. 2019.
- [53] M. A. Vidal, E. Calderón, E. Martínez, A. González, and L. M. Torres, "Dolor en neonatos," *Revista de la sociedad española del dolor*, vol. 12, no. 2, SciELO Espana, pp. 98–111, 2005.
- [54] J. F. Fagan, "The origins of facial pattern recognition," in *Psychological development from infancy*, M. H. Bornstein and W. Kessen, Eds. Routledge, 2017, pp. 83–113.
- [55] X. Zhu and D. Ramanan, "Face detection, pose estimation, and landmark localization in the wild," in *Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2012 IEEE Conference on*, 2012, pp. 2879–2886.
- [56] C. Zhang and Z. Zhang, "A survey of recent advances in face detection," Redmond (Washington), 2010.
- [57] S. Zafeiriou, C. Zhang, and Z. Zhang, "A survey on face detection in the wild: Past, present and future," *Comput. Vis. Image Underst.*, vol. 138, pp. 1–24, Sep. 2015.
- [58] S. Z. Li and A. K. Jain, *Handbook of face recognition*, Springer-V. U.S.A.: Springer-Verlag London, 2011.
- [59] P. Viola and M. Jones, "Rapid object detection using a Boosted Cascade of simple features," *Conf. Comput. Vis. Pattern Recognit.*, 2001.
- [60] P. Viola and M. J. Jones, "Robust Real-Time Face Detection," *Int. J. Comput. Vis.*, vol. 57, no. 2, pp. 137–154, May 2004.
- [61] N. Dalal and B. Triggs, "Histograms of Oriented Gradients for Human Detection," in *2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'05)*, 2005, vol. 1, pp. 886–893.
- [62] R. O'Malley, E. Jones, and M. Glavin, "Detection of pedestrians in far-infrared automotive night vision using region-growing and clothing distortion compensation," *Infrared Phys. Technol.*, vol. 53, no. 6, pp. 439–449, Nov. 2010.
- [63] O. Déniz, G. Bueno, J. Salido, and F. De la Torre, "Face recognition using Histograms of Oriented Gradients," *Pattern Recognit. Lett.*, vol. 32, no. 12, pp. 1598–1603, Sep. 2011.
- [64] L. R. Cerna, G. Cámara-Chávez, and D. Menotti, "Face detection: Histogram of Oriented Gradients and Bag of Feature Method," *Computer Science Department*, Ouro Preto, MG, Brazil, 2012.
- [65] Z. Zhang, P. Luo, C. C. Loy, and X. Tang, "Facial landmark detection by deep multi-task learning," in *European Conference on Computer Vision*, 2014, pp. 94–108.

- [66] C. L. Herry and M. Frize, "Digital processing techniques for the assessment of pain with infrared thermal imaging," in *Engineering in Medicine and Biology, 2002. 24th Annual Conference and the Annual Fall Meeting of the Biomedical Engineering Society EMBS/BMES Conference, 2002. Proceedings of the Second Joint*, 2002, vol. 2, pp. 1157–1158.
- [67] R. Gade and T. B. Moeslund, "Thermal cameras and applications: a survey," *Mach. Vis. Appl.*, vol. 25, no. 1, pp. 245–262, Jan. 2014.
- [68] W. Chen, *Neonatal monitoring technologies: design for integrated solutions: design for integrated solutions*. IGI Global, 2012.
- [69] M. V Wyawahare, P. M. Patil, and H. K. Abhyankar, "Image registration techniques: an overview," *Int. J. Signal Process. Image Process. Pattern Recognit.*, vol. 2, no. 3, pp. 11–28, 2009.
- [70] B. Zitová and J. Flusser, "Image registration methods: a survey," *Image Vis. Comput.*, vol. 21, no. 11, pp. 977–1000, 2003.
- [71] E. Sariyanidi, H. Gunes, and A. Cavallaro, "Automatic analysis of facial affect: A survey of registration, representation, and recognition," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. 37, no. 6, pp. 1113–1133, 2015.
- [72] G. Bradski and A. Kaehler, *Learning OpenCV: Computer vision with the OpenCV library*. " O'Reilly Media, Inc.," 2008.
- [73] D. E. King, "Dlib-ml: A machine learning toolkit," *J. Mach. Learn. Res.*, vol. 10, no. Jul, pp. 1755–1758, 2009.
- [74] N. Dalal and B. Triggs, "Histograms of Oriented Gradients for Human Detection," in *2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'05)*, vol. 1, pp. 886–893.
- [75] P. F. Felzenszwalb, R. B. Girshick, D. McAllester, and D. Ramanan, "Object detection with discriminatively trained part-based models," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. 32, no. 9, pp. 1627–1645, 2010.
- [76] V. Kazemi and J. Sullivan, "One millisecond face alignment with an ensemble of regression trees," in *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2014, pp. 1867–1874.
- [77] A. Mollahosseini, B. Hasani, and M. H. Mahoor, "Affectnet: A database for facial expression, valence, and arousal computing in the wild," *arXiv Prepr. arXiv1708.03985*, 2017.
- [78] A. Rosebrock, "Facial landmarks with dlib, OpenCV, and Python - PyImageSearch," *PyImageSearch*, 2017. [Online]. Available: <https://www.pyimagesearch.com/2017/04/03/facial-landmarks-dlib-opencv-python/>. [Accessed: 05-Nov-2018].
- [79] A. T. Lopes, E. de Aguiar, and T. Oliveira-Santos, "A facial expression recognition system using convolutional networks: Coping with few data and the training sample order," in *2015 28th SIBGRAPI Conference on Graphics, Patterns and Images (SIBGRAPI)*, 2016, pp. 273–280.
- [80] C.-Y. Fang, C.-W. Ma, M.-L. Chiang, and S.-W. Chen, "An infant emotion recognition system using visual and audio information," in *2017 4th International Conference on Industrial Engineering and Applications (ICIEA)*, 2017, pp. 284–291.
- [81] D. Hamester, P. Barros, and S. Wermter, "Face expression recognition with a 2-channel convolutional neural network," in *Neural Networks (IJCNN), 2015 International Joint Conference on*, 2015, pp. 1–8.
- [82] Y. Fan, X. Lu, D. Li, and Y. Liu, "Video-based emotion recognition using CNN-RNN and C3D hybrid networks," in *Proceedings of the 18th ACM International Conference on Multimodal Interaction*, 2016, pp. 445–450.
- [83] V.-E. Neagoe and A.-D. Ciotec, "Subject Independent Emotion Recognition from Facial Expressions using a Gabor Feature RBF Neural Classifier Trained with Virtual Samples Generated by Concurrent Self-Organizing Maps," in *Proc. 11th WSEAS Int'l. Conf. Signal Processing, Computational Geometry and Artificial Vision (ISCGAV'11)*, 2011, pp. 266–271.
- [84] M. Xu, W. Cheng, Q. Zhao, L. Ma, and F. Xu, "Facial expression recognition based on transfer

- learning from deep convolutional networks.," in *ICNC*, 2015, pp. 702–708.
- [85] M. V. Zavarez, R. F. Berriel, and T. Oliveira-Santos, "Cross-database facial expression recognition based on fine-tuned deep convolutional network," in *Graphics, Patterns and Images (SIBGRAPI), 2017 30th SIBGRAPI Conference on*, 2017, pp. 405–412.
- [86] D. Orozco, C. Lee, Y. Arabadzhi, and D. Gupta, "Transfer learning for Facial Expression Recognition," 2018.
- [87] A. Rassadin, A. Gruzdev, and A. Savchenko, "Group-level emotion recognition using transfer learning from face identification," in *Proceedings of the 19th ACM International Conference on Multimodal Interaction*, 2017, pp. 544–548.
- [88] H.-W. Ng, V. D. Nguyen, V. Vonikakis, and S. Winkler, "Deep Learning for Emotion Recognition on Small Datasets using Transfer Learning," in *Proceedings of the 2015 ACM on International Conference on Multimodal Interaction - ICMI '15*, 2015, pp. 443–449.
- [89] M. B. Christopher, *PATTERN RECOGNITION AND MACHINE LEARNING*. Springer-Verlag New York, 2016.
- [90] "Aprendizaje automático: Tres cosas que es necesario saber - MATLAB & Simulink." [Online]. Available: <https://la.mathworks.com/discovery/machine-learning.html>. [Accessed: 14-Apr-2018].
- [91] G. Pajares Martinsanz and M. Santos Peñas, *Inteligencia artificial e ingeniería del conocimiento*. Alfaomega Grupo Editor, 2006.
- [92] A. Ruiz-Garcia, M. Elshaw, A. Altahhan, and V. Palade, "Deep Learning for Emotion Recognition in Faces," Springer Verlag, 2016, pp. 38–46.
- [93] H. Ranganathan, S. Chakraborty, and S. Panchanathan, "Transfer of multimodal emotion features in deep belief networks," in *2016 50th Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers*, 2016, pp. 449–453.
- [94] V. Campos, A. Salvador, B. Jou, and X. Giró-i-Nieto, *Diving Deep into Sentiment: Understanding Fine-tuned CNNs for Visual Sentiment Prediction*. 2015.
- [95] M. Hossin and M. N. Sulaiman, "A review on evaluation metrics for data classification evaluations," *Int. J. Data Min. Knowl. Manag. Process*, vol. 5, no. 2, p. 1, 2015.
- [96] A. Krizhevsky, I. Sutskever, and G. E. Hinton, "Imagenet classification with deep convolutional neural networks," in *Advances in neural information processing systems*, 2012, pp. 1097–1105.
- [97] K. Simonyan and A. Zisserman, "Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition," Sep. 2014.
- [98] S. J. Pan and Q. Yang, "A survey on transfer learning. *IEEE Transactions on knowledge and data engineering*." IEEE, 2010.
- [99] F. Zhuang *et al.*, "A Comprehensive Survey on Transfer Learning," *arXiv Prepr. arXiv1911.02685*, 2019.
- [100] P. Sermanet, D. Eigen, X. Zhang, M. Mathieu, R. Fergus, and Y. LeCun, "Overfeat: Integrated recognition, localization and detection using convolutional networks," *arXiv Prepr. arXiv1312.6229*, 2013.

ANEXOS

**ANEXO 1. FORMATO DE RECOLECCION DE DATOS**

FECHA	
CONSECUTIVO	
NUMERO HISTORIA CLINICA	
EDAD	
SEXO	
PESO	
ASA	
DURACION DE LA CIRUGIA	
TIPO DE LA CIRUGIA	
NOMBRE DE LA CIRUGIA	

	F	L	A	C	C	TOTAL	PA	FC	SAT	VIDEO	TERMICA	ENF	PADRES
0 MIN													
10 MIN													
20 MIN													
30 MIN													

\*\*\* Manejo de dolor

ENF: Valoración subjetiva enfermería. No tiene (NT), leve (L), moderado (M), severo (S)

<p><b>EXPRESIÓN FACIAL (FACE)</b></p> <ul style="list-style-type: none"> <li>0: No sonríe ni hay una expresión particular.</li> <li>1: Fruncir el ceño.</li> <li>2: Mentón tembloroso.</li> </ul>
<p><b>MOVIMIENTO DE LAS PIERNAS (LEGS)</b></p> <ul style="list-style-type: none"> <li>0: Posición normal o relajado.</li> <li>1: Inquieto, tenso.</li> <li>2: Patea.</li> </ul>
<p><b>ACTIVIDAD CORPORAL (ACTIVITY)</b></p> <ul style="list-style-type: none"> <li>0: Posición normal, se mueve con facilidad.</li> <li>1: Se tensa, se mueve mucho.</li> <li>2: Está rígido, se arquea.</li> </ul>
<p><b>LLANTO (CRY)</b></p> <ul style="list-style-type: none"> <li>0: No hay llanto.</li> <li>1: Hay gemidos y quejas ocasionales.</li> <li>2: Lloro constantemente y hay gritos y sollozos.</li> </ul>
<p><b>SUCEPTIBILIDAD DE CONSOLAR (CONSOLABILITY)</b></p> <ul style="list-style-type: none"> <li>0: Tranquilo, relajado.</li> <li>1: Fácil de consolar.</li> <li>2: Difícil de consolar.</li> </ul>



## ANEXO 2. CLASIFICACIÓN DE ASA

CLASIFICACIÓN DEL ESTADO FÍSICO DEL PACIENTE DE LA SOCIEDAD AMERICANA DE ANESTESIOLOGÍA ASA		
ASA I	Paciente sano.	No fumador, consumo mínimo o no consumo de alcohol
ASA II	Paciente con enfermedad sistémica leve sin limitaciones funcionales sustancial	Incluyen (pero no se limitan a): fumador activo, bebedor social de alcohol, embarazo, obesidad (IMC 30- 40), DM/HTA bien controlada, enfermedad pulmonar leve
ASA III	Paciente con enfermedad sistémica grave que limita su actividad, pero no es incapacitante	Los ejemplos incluyen (pero no se limitan a): DM o HTA mal controladas, EPOC, obesidad mórbida (IMC $\geq 40$ ), ERC en diálisis regular, lactante prematuro EGC <60 semanas, historia de (> 3 meses) IM, ACV, TIA
ASA IV	Paciente con enfermedad sistémica grave, incapacitante, que es una amenaza constante para su vida	Los ejemplos incluyen (pero no se limitan a): reciente (<3 meses) IM, ACV, TIA, isquemia cardíaca continua o disfunción valvular grave, reducción severa de la fracción de eyección, sepsis, ERC que no se someten regularmente diálisis programada
ASA V	Paciente moribundo que no se espera que sobreviva sin la operación	Los ejemplos incluyen (pero no se limitan a): aneurisma abdominal / torácico roto, traumatismo masivo, hemorragia intracraneal con efecto de masa, intestino isquémico ante una patología cardíaca significativa o disfunción multiorgánica
ASA VI	Un paciente declarado con muerte cerebral cuyos órganos se están extrayendo para fines de donantes	



### ANEXO 3. CONSENTIMIENTO INFORMADO



#### Título del proyecto:

**Diseño de un modelo de inteligencia artificial para la clasificación del dolor posquirúrgico en niños menores de 36 meses.**

Es probable que el presente formulario de consentimiento contenga palabras o conceptos que usted no entienda. Por favor, pídale al médico investigador o a los asistentes del estudio que le expliquen todas las palabras, conceptos o información que no comprenda con claridad. Igualmente, puede realizar todas las preguntas que considere sean necesarias para tomar la decisión, tómese el tiempo necesario para pensar y, si es del caso, consulte a familiares, amigos o personas allegadas que le ayuden a comprender mejor las razones para aceptar su inclusión en la investigación.

#### Identificación de los investigadores.

Nombre: Jenny Kateryne Aristizábal Nieto  
 Correo electrónico: Jenny.aristizabal@udea.edu.co  
 Dirección: Calle 67 # 53-108 Facultad de Ingeniería. Oficina 19-415  
 Teléfono: 2198590.  
 Sitio de Trabajo: Grupo de Investigación en Bioinstrumentación e Ingeniería Clínica - GIBIC

Nombre: Olga Lucia Giraldo Salazar  
 Correo electrónico: lucia.giraldo@udea.edu.co  
 Dirección: Calle 64 # 51D-38 HUSVF, Sección Anestesiología y reanimación de la Universidad de Antioquia  
 Teléfono: 2192468 – 4441333 Ext 2510  
 Sitio de Trabajo: Grupo de Investigación Anestesiología y Reanimación

Nombre: Carolina Jiménez Moreno  
 Dirección: Calle 67 # 53-108 Facultad de Ingeniería. Oficina 19-421  
 Teléfono: 2198589  
 Correo electrónico: carolina.jimenezm@udea.edu.co  
 Sitio de Trabajo: Grupo de Investigación en Bioinstrumentación e Ingeniería Clínica - GIBIC

Nombre: Christiam Andrés Peláez Caro  
 Dirección: Calle 64 # 51D-38 HUSVF, Sección Anestesiología y reanimación de la Universidad de Antioquia  
 Teléfono: 2192468 – 4441333 Ext 2510  
 Correo electrónico: christiam.pelaez@udea.edu.co  
 Sitio de Trabajo: Residente Anestesiología y Reanimación Universidad de Antioquia

Nombre: Santiago Guzmán Martínez  
 Dirección: Calle 64 # 51D-38 HUSVF, Sección Anestesiología y reanimación de la Universidad de Antioquia  
 Teléfono: 2192468 – 4441333 Ext 2510  
 Correo electrónico: Santiago.guzman2@udea.edu.co  
 Sitio de Trabajo: Residente Anestesiología y Reanimación Universidad de Antioquia

**Sitio donde se llevará a cabo el estudio.**

El desarrollo del presente estudio se llevará a cabo en el servicio de Cirugía Infantil, área de recuperación postoperatoria del Hospital Universitario San Vicente Fundación.

**Entidad que respalda la investigación.**

Universidad de Antioquia

**Entidad que patrocina la investigación.**

Universidad de Antioquia

**Invitación a participar en el estudio:**

Señor padre de familia y/o acudiente responsable, a usted se le está invitando a participar en compañía de el(la) niño(a) a su cargo, en una investigación que tiene como fin medir las variables que indican la presencia de dolor en niños, quienes recién han salido de una cirugía. Por ello, se le está pidiendo su autorización para efectuar la recolección de datos. No obstante, puede rechazar el procedimiento luego de conocer y comprender los beneficios y riesgos que este pueda tener, y que han sido explicados previamente por el investigador a cargo.

**INFORMACIÓN GENERAL**

***Justificación:***

La evaluación del dolor en los niños después de cualquier tipo de cirugía, es de real importancia para disminuir las consecuencias a corto, mediano y largo plazo. El estudio se formula a partir del problema particular de evaluar, medir e identificar la presencia del dolor agudo postquirúrgico en niños de 0 a 36 meses de edad, debido a las limitadas habilidades lingüísticas y la incapacidad de expresar de forma verbal la intensidad del dolor, cuantificar su gravedad y no poder informar al personal médico sobre la eficacia de la analgesia. Por tanto, se plantea un proyecto de investigación que busca responder a las siguientes preguntas:

*¿Se puede clasificar el dolor con un modelo automático mediante técnicas de procesamiento de imágenes e inteligencia artificial a partir de videos a color y térmicos de los rostros de niños de 0 a 36 meses?*

***Objetivo:***

Evaluar el desempeño de un modelo de clasificación automática del dolor mediante técnicas de procesamiento de imágenes e inteligencia artificial a partir de videos a color y térmicos de los rostros de pacientes pediátricos de 0 a 36 meses del HUSVF, y comparar dicho desempeño con las categorías obtenidas del instrumento de medición FLACC.

Adicionalmente, se pretende registrar las variables que permiten identificar la presencia del dolor agudo postoperatorio en los niños después de haber salido de una cirugía.

**Procedimiento:**

El investigador a cargo, en compañía del personal médico y anestesiólogos, medirá cambios fisiológicos que se producen en el niño (variación en la presión arterial, frecuencia cardiaca, saturación de oxígeno, frecuencia respiratoria) empleando los monitores de signos vitales de la sala de recuperación; a su vez, por medio de la observación registrará eventualidades en el lenguaje corporal de los niños (cambios en la expresión facial, movimiento de las piernas, actividad corporal, llanto, susceptibilidad de consolar).

Paralelamente, el investigador procederá con la adquisición de videos del rostro del paciente utilizando para ello, dos cámaras digitales a color e infrarrojo. Dicha captura de imágenes no interferirá en las mediciones anteriores ni en la actividad natural del niño.

Además, con la ayuda del criterio tanto del personal médico y anestesiólogos, como del suyo, padre de familia y/o acudiente, se registrará información útil sobre la presencia y niveles del dolor en el (la) niño(a). Es pertinente destacar que ninguna de estas maniobras constituye un riesgo para el paciente pediátrico, y que con este estudio no se va a cambiar la rutina de cuidado y el manejo del paciente después de la cirugía.

**Descripción de la población:**

La población de estudio constara de 100 pacientes de 0 a 36 meses de edad que estén en periodo de recuperación postquirúrgico en el servicio de Cirugía Pediatría del HUSVF

**Criterios de inclusión:**

El estudio está dirigido a niños menores a 36 meses de edad, que se encuentren en periodo de recuperación luego de intervenciones quirúrgicas ortopédicas, cirugía plástica, y cirugía general pediátrica.

**Criterios de exclusión:**

No se incluirán en el estudio a niños menores de 36 meses con diagnóstico de enfermedad neurológica, dimorfismos faciales, cirugías con técnica analgésica regional, procedimientos neuroquirúrgicos, cirugías de otorrinolaringología; ni aquellos pacientes que después de haber salido del periodo operatorio, tengan vendajes en el rostro, estén intubados, o cuenten con algún elemento que obstaculice la captura de imágenes del rostro como aquellos que requieran incubadora.

**Tiempo de duración del estudio:**

La duración del estudio estará limitada a la recolección de la muestra.

**Custodia del material videográfico:**

La adquisición, almacenamiento, manipulación, disposición y acceso del material videográfico estará a cargo del personal de investigación adscrito a este proyecto. Dicho material será guardado con un número único de identificación en el archivo privado del grupo de investigación de Anestesiología y Reanimación de la Universidad de Antioquia. Tendrá un tiempo máximo de almacenamiento de 10 años y la información adquirida por los registros fotográficos solo será usada con fines de investigación por lo que no se publicará en ningún medio impreso o digital que permita el reconocimiento o revele la identidad del menor.

***¿Cuáles son los riesgos del estudio?***

Por tratarse de un estudio de observación no hay ningún tipo de intervención sobre el individuo, por lo tanto, los riesgos se limitan a los dados por las condiciones de salud propias del paciente pediátrico.

***¿Hay beneficios de participar en el estudio?***

Su participación en el estudio no tendrá ningún tipo de compensación económica o beneficio directo adicional al que tendría si no fuera a participar; pero es probable que su participación sea un aporte significativo a la pregunta de investigación, beneficiando a futuras generaciones.

***Alternativas del estudio.***

Las escalas de dolor pediátrico son las herramientas más utilizadas para la evaluación objetiva de cambios de comportamiento y de alteraciones fisiológicas que genera el dolor en la población pediátrica pre-verbal

***Obligaciones del padre de familia y/o acudiente:***

Su compromiso de participación en el estudio será:

- Permitir la toma de datos, descrita en el apartado de procedimiento, a realizar con el(la) niño(a) a su cargo.
- Colaborar en la captura de imágenes del rostro de el(la) niño(a), en caso de que se requiera.
- Proporcionar información adicional requerida por el personal participante en el proyecto en torno a la evaluación del dolor de el(la) niño/a.

***Obligaciones del investigador:***

El investigador asume los siguientes compromisos:

- Responder y aclarar cualquier duda acerca de los procedimientos, los riesgos, beneficios y otros asuntos relacionados con la investigación.
- Mantener ocultos los datos de los pacientes y de los encargados, al personal que no tenga relación con la investigación, es decir, trabajar bajo confidencialidad.
- Estar pendiente y dar oportuna solución a cualquier problema que se pueda presentar durante el período del estudio.

La investigación está debidamente aprobada por el Comité de Investigaciones y Ética en Investigación del Hospital Universitario San Vicente Fundación.

***Circunstancias para terminar la participación en el estudio:***

El padre o tutor del menor tiene el derecho a revocar el consentimiento (cambiar de decisión) en cualquier momento durante el estudio, y no se tendrá en cuenta. Los investigadores no tenemos ninguna condición o limitante para excluirlo del estudio

***Resultados esperados:***

La información y los datos a registrar en esta investigación son la base indispensable para formular un algoritmo computacional, objeto de este estudio, que permita identificar la presencia de dolor en niños postquirúrgicos no comunicativos. Las mediciones obtenidas a partir de los equipos médicos y las fotos tomadas después la cirugía son de un gran valor científico, ya que estudios similares, han evaluado el dolor pediátrico postquirúrgico bajo las mismas condiciones y con resultados confiables.

Los resultados obtenidos serán publicados en revistas científicas y compartidos a través de la página web del grupo de investigación GIBIC ([www.gibicgroup.com](http://www.gibicgroup.com)) y del grupo de anestesiología y reanimación de la Universidad de Antioquia, sin vulnerar la confiabilidad. Estos resultados servirán para contribuir al conocimiento y dar pie a investigaciones futuras con el fin de diseñar un método de evaluación del dolor que pueda ser aplicado en ambientes hospitalarios y que pueda servir de ayuda diagnóstica al personal médico.

***¿A quién contactar en caso de preguntas o problemas?***

Si tiene cualquier pregunta sobre el procedimiento a realizar puede plantearlas antes o incluso después de haberse iniciado el estudio contactando a los siguientes investigadores: Docente de investigación Jenny Kateryne Aristizabal Nieto al teléfono 2198590; o la Doctora Olga Lucia Giraldo Salazar 2192468 – 4441333 Ext 2510

## CONSENTIMIENTO DEL VOLUNTARIO

Consecutivo

Yo \_\_\_\_\_ identificado con C.C No. \_\_\_\_\_, de la ciudad \_\_\_\_\_, en calidad de padre de familia y/o acudiente del niño \_\_\_\_\_, manifiesto que he recibido información clara y precisa acerca del procedimiento no invasivo que se le va a realizar. Autorizo la captación de fotografías personales mediante registro videográfico, con el fin de cumplir los objetivos del proyecto de investigación mencionado, así mismo autorizo la utilización de los datos para el estudio previa aprobación del Comité de Ética del Hospital Universitario San Vicente Fundación de Medellín. Declaro que me encuentro satisfecho con la información obtenida del investigador y del médico acompañante, quienes me han dado la oportunidad de realizar todas las preguntas que se me presentaron y a todas ellas han respondido satisfactoriamente. Además, comprendo y acepto el alcance y que no hay riesgos posibles que conlleva este procedimiento.

Las sesiones donde se captarán las fotografías a color y térmicas, serán realizadas bajo total consentimiento y en ningún momento se trasgredirá la dignidad o se violará el derecho alguno en especial el de honor, intimidad, buena imagen y buen nombre del menor, padre o tutor.

En cumplimiento de la Ley 1581 de 2012 se, conservará la información bajo las condiciones de seguridad necesarias para impedir su adulteración, pérdida, consulta, uso o acceso no autorizado o fraudulento. Y garantizan que las actividades que se realizan durante el desarrollo del proyecto, se encuentran enmarcadas en el interés superior de los menores y en el respeto de sus derechos fundamentales. En todo caso, siempre asegurando niveles adecuados de protección de datos.

Manifiesto que no he recibido presiones verbales, escritas, y/o mímicas para participar en el estudio; que dicha decisión la tomé en pleno uso de mis facultades mentales, sin encontrarme bajo efectos de medicamentos, drogas o bebidas alcohólicas, consciente y libremente

Me reservo expresamente el derecho a revocar mi consentimiento (cambiar mi decisión) en cualquier momento, antes que se realice el procedimiento.

Para constancia de mi consentimiento firmo esta copia.

\_\_\_\_\_  
Firma de la Madre y/o acudiente

C.C:

\_\_\_\_\_  
Firma del padre de familia y/o acudiente

C.C:

\_\_\_\_\_  
Firma del investigador

C.C:

## REVOCATORIA AL CONSENTIMIENTO INFORMADO

Fecha: \_\_\_\_\_

Yo \_\_\_\_\_ identificado con C.C No. \_\_\_\_\_, de la ciudad \_\_\_\_\_, en calidad de padre de familia y/o acudiente del niño \_\_\_\_\_, manifiesto que, en pleno uso de mis facultades mentales y por mi propia voluntad, he decidido revocar el consentimiento otorgado previamente para la realización del procedimiento de registro de mediciones fisiológicas y comportamentales de carácter no invasivo en pacientes pediátricos postquirúrgicos.

\_\_\_\_\_  
Firma del padre de familia y/o acudiente

C.C:



## ANEXO 4. DATOS BÁSICOS REGISTRADOS EN LA POBLACIÓN ESTUDIO

FECHA	CONSECUTIVO	EDAD	SEXO	PESO	ASA	TIEMPO CX [hh:mm]	TIPO DE CX	NOMBRE CX
26-feb	000	23	masculino	10 kg	2	03:50	Urológica	Reimplante vesicoureteral bilateral
27-feb	001	16	femenino	9 kg	2	03:30	Ortopédica	Corrección bilateral pie equino
01-mar	002	15	masculino	9,5 kg	1	03:00	Urológica	Corrección de hipospadia
06-mar	003	3	masculino	8 kg	1	02:00	Ortopédica	Corrección malformación congénita pie
13-mar	004	23	masculino	8,5 kg	1	01:10	Ortorrino	Adonoidetomia y tubos de ventilación timpanostomia
14-mar	005	4	masculino	8 kg	2	03:00	General	Pieloureteroplastia abierta
14-mar	006	34	masculino	13 kg	2	01:00	General	Resección quiste troglOSO
14-mar	008	31	masculino	13 kg	2	01:00	General	Circuncisión
22-mar	009	6	masculino	6 kg	2	03:00	Gastrointestinal	Cierre de estómago
22-mar	010	26	masculino	13 kg	1	01:00	General	Corrección circuncisión
02-abr	011	32	masculino	16 kg	1	01:00	General	Circuncisión
03-abr	012	15	masculino	10 kg	3	03:20	Plástica	Injerto de piel
04-abr	013	13	masculino	10 Kg	2	07:30	General	Descenso abdominoperineal de colon, corrección de malrotación intestinal y cateter venoso central
05-abr	014	34	masculino	11 kg	1	01:15	General	Circuncisión
11-abr	015	6	masculino	8 kg	1	00:40	General	Resección de pulidactilia bilateral
12-abr	016	9	femenino	8 kg	2	02:00	General	Pieloplastia
12-abr	017	13	masculino	9,5 kg	2	01:50	General	Pieloplastia abierta
24-abr	018	5	masculino	7 kg	2	01:00	Ortopédica	Manipulación cerrada pie equino bilateral y colocación yeso
25-abr	019	16	masculino	10 Kg	2	01:00	Plástica	Cobertura de injertos de piel por quemaduras
25-abr	020	20	masculino	10 kg	2	03:00	General	Pieloplastia abierta
26-abr	021	8	femenino	6 kg	2	03:00	General	Pieloplastia abierta
26-abr	022	1	femenino	3,9 kg	3	02:00	General	Herniorrafia inguinal izquierda
26-abr	023	33	masculino	14 kg	2	02:00	General	Reconstrucción de pene
02-may	024	22	masculino	-	1	01:37	General	Corrección de epispadias o hipospadia
03-may	025	31	masculino	17 kg	1	01:00	General	Circuncisión
10-may	026	33	masculino	11,3 kg	1	02:00	Plástica	Colgajo escara pie izquierdo y derecho
14-may	027	12	masculino	8 kg	1	02:00	Plástica	Injerto dorso mano izquierda

FECHA	CONSECUTIVO	EDAD	SEXO	PESO	ASA	TIEMPO [hh:mm] CX	TIPO DE CX	NOMBRE CX
14-may	028	34	femenino	14,5 kg	2	07:00	General	Resección de quiste de colédoco
15-may	029	23	femenino	13,6 kg	1	00:35	Ortopédica	Corrección de sindactilia compleja
16-may	030	15	masculino	10 kg	1	01:40	General	Corrección hipospadias
17-may	031	4	masculino	5 kg	2	01:00	General	Herniorrafia inguinal derecha
20-may	032	14	masculino	9 kg	1	01:55	General	Circuncisión SOD y exploración abdominal de testículo no descendido por laparoscopia
23-may	033	27	masculino	-	2	05:00	General	Reparación o escisión de hidroceles e hidrocelectomía de túnica vaginales SOD y pieloplastia abierta
24-may	034	6	masculino	8 kg	2	02:25	Plástica	Injerto de piel del muslo izquierdo
28-may	035	14	masculino	11 kg	1	01:45	General	Orquidopexia y circuncisión
30-may	036	3	masculino	7 kg	-	00:50	General	Herniorrafia inguinal unilateral vía abierta
04-jun	037	15	masculino	10 kg	2	01:00	General	Circuncisión
06-jun	038	9	masculino	9,4 kg	2	05:00	General	Corrección de epispadias o hipospadia y reconstrucción de escroto con colgajo o injerto pedicular
07-jun	039	7	masculino	8kg	2	02:00	General	Lavado manos e injerto
11-jun	040	25	femenino	10 kg	1	02:00	Plástica	Injerto de piel parcial en área general hasta el 10% de superficie corporal total y escarectomía menor del 10% de superficie
12-jun	041	25	masculino	-	2	02:00	Plástica	escarectomía del 10% al 19% de superficie corporal
12-jun	042	4	femenino	4,8 kg	3	01:15	General	Colangiografía vía abierta y laparoscopia exploratoria y biopsia por laparoscopia de hígado
13-jun	043	7	masculino	10 kg	1	04:00	General	Corrección de epispadias o hipospadias
17-jun	044	36	masculino	13 kg	2	01:00	General	Circuncisión SOD
17-jun	045	8	femenino	10 kg	1	02:00	Ortopédica	Reducción cerrada de displasia o luxación congénita de cadera con tenotomía de aductores o psoa
17-jun	046	3	masculino	4,5 kg	3	02:00	General	Herniorrafia inguinal unilateral vía abierta
17-jun	047	15	masculino	-	2	03:30	General	Cierre de estoma de intestino grueso e implantación de catéter venoso yugular subclavio
18-jun	048	15	femenino	12 kg	2	04:00	General	Heminefrectomía por laparoscopia
18-jun	049	32	femenino	12 kg	1	00:20	General	Herniorrafia inguinal unilateral vía abierta
20-jun	050	17	masculino	10 kg	1	01:57	General	Corrección de epispadias o hipospadias



## ANEXO 5. MEDICIONES DE LA ESCALA FLACC REGISTRADOS EN LA POBLACIÓN ESTUDIO

CONSECUTIVO	TIEMPO	Face	Leg	Activity	Cry	Consolability	TOTAL
000	0 MIN	2	1	1	2	2	8
	10 MIN	1	0	0	1	1	3
	20 MIN	0	0	0	0	0	0
	30 MIN	0	0	0	0	0	0
001	0 MIN	0	0	0	1	0	1
	10 MIN	0	0	0	0	0	0
	20 MIN	0	0	0	0	0	0
	30 MIN	0	0	0	0	0	0
002	0 MIN	0	0	0	0	0	0
	10 MIN	0	0	0	0	0	0
	20 MIN	0	0	0	0	0	0
	30 MIN	0	0	0	0	0	0
003	0 MIN	1	0	0	1	1	3
	10 MIN	1	0	0	1	1	3
	20 MIN	1	0	0	0	0	1
	30 MIN	0	0	0	0	0	0
004	0 MIN	0	0	0	1	0	1
	10 MIN	0	1	1	1	0	3
	20 MIN	0	0	0	1	0	1
	30 MIN	0	0	0	1	0	1
005	0 MIN	1	0	0	1	1	3
	10 MIN	1	0	0	0	0	1
	20 MIN	0	0	0	0	0	0
	30 MIN	0	0	0	0	0	0
006	0 MIN	1	0	0	1	1	3
	10 MIN	1	0	0	1	1	3
	20 MIN	2	1	0	2	2	7
	30 MIN	1	0	0	0	1	2
008	0 MIN	0	0	0	0	0	0
	10 MIN	0	0	0	0	0	0
	20 MIN	1	0	0	0	0	1
	30 MIN	0	0	0	0	0	0
009	0 MIN	1	1	1	1	1	5
	10 MIN	1	0	0	1	1	3
	20 MIN	1	0	0	0	1	2
	30 MIN	1	0	0	0	0	1

CONSECUTIVO	TIEMPO	Face	Leg	Activity	Cry	Consolability	TOTAL
010	0 MIN	1	0	0	0	0	1
	10 MIN	1	0	0	0	0	1
	20 MIN	1	0	0	0	0	1
	30 MIN	1	0	0	0	0	1
011	0 MIN	0	0	0	0	0	0
	10 MIN	0	0	0	0	0	0
	20 MIN	0	0	0	0	0	0
	30 MIN	1	0	0	0	0	1
012	0 MIN	1	1	1	1	1	5
	10 MIN	1	1	1	1	1	5
	20 MIN	0	0	0	1	1	2
	30 MIN	0	0	0	1	1	2
013	0 MIN	0	0	1	1	0	2
	10 MIN	0	0	0	0	0	0
	20 MIN	0	0	0	0	0	0
	30 MIN	0	0	0	0	0	0
014	0 MIN	0	0	0	0	0	0
	10 MIN	0	0	0	0	0	0
	20 MIN	0	0	0	0	0	0
	30 MIN	0	0	0	0	0	0
015	0 MIN	0	0	0	0	0	0
	10 MIN	0	0	0	0	0	0
	20 MIN	0	0	0	0	0	0
	30 MIN	0	0	0	0	0	0
016	0 MIN	1	1	1	1	1	5
	10 MIN	1	1	1	1	1	5
	20 MIN	1	0	0	1	1	3
	30 MIN	0	0	0	0	0	0
017	0 MIN	0	0	0	0	0	0
	10 MIN	0	0	0	0	0	0
	20 MIN	0	0	0	0	0	0
	30 MIN	0	0	0	0	0	0
018	0 MIN	1	1	1	2	2	7
	10 MIN	1	2	1	1	2	8
	20 MIN	1	0	0	0	0	1
	30 MIN	0	0	0	0	0	0

CONSECUTIVO	TIEMPO	Face	Leg	Activity	Cry	Consolability	TOTAL
019	0 MIN	1	1	1	1	0	4
	10 MIN	1	1	1	1	1	5
	20 MIN	1	1	0	1	1	4
	30 MIN	0	0	0	0	0	0
020	0 MIN	0	0	0	0	0	0
	10 MIN	0	0	0	0	0	0
	20 MIN	0	0	0	0	0	0
	30 MIN	0	0	0	0	0	0
021	0 MIN	0	0	0	0	0	0
	10 MIN	0	0	0	0	0	0
	20 MIN	0	0	0	0	0	0
	30 MIN	0	0	0	0	0	0
022	0 MIN	0	0	0	0	0	0
	10 MIN	0	0	0	0	0	0
	20 MIN	0	0	0	0	0	0
	30 MIN	0	0	0	0	0	0
023	0 MIN	0	0	0	0	0	0
	10 MIN	0	0	0	0	0	0
	20 MIN	0	0	0	0	0	0
	30 MIN	0	0	0	0	0	0
024	0 MIN	0	0	0	0	0	0
	10 MIN	0	0	0	0	0	0
	20 MIN	0	1	0	1	0	2
	30 MIN	0	0	0	0	0	0
025	0 MIN	1	0	0	1	1	3
	10 MIN	0	0	0	0	0	0
	20 MIN	0	0	0	0	0	0
	30 MIN	0	0	0	0	0	0
026	0 MIN	1	1	0	1	1	4
	10 MIN	2	0	0	1	1	4
	20 MIN	1	0	0	1	1	3
	30 MIN	1	0	0	0	0	1
027	0 MIN	1	1	1	1	1	5
	10 MIN	1	1	1	1	1	5
	20 MIN	1	0	0	1	1	3
	30 MIN	0	0	0	0	0	0

CONSECUTIVO	TIEMPO	Face	Leg	Activity	Cry	Consolability	TOTAL
028	0 MIN	0	0	0	0	0	0
	10 MIN	0	0	0	0	0	0
	20 MIN	0	0	0	0	0	0
	30 MIN	1	1	0	1	1	4
029	0 MIN	0	0	0	0	0	0
	10 MIN	0	0	0	0	0	0
	20 MIN	0	0	0	0	0	0
	30 MIN	0	0	0	0	0	0
030	0 MIN	0	0	0	0	0	0
	10 MIN	1	2	1	2	2	8
	20 MIN	0	0	0	0	0	0
	30 MIN	0	0	0	0	0	0
031	0 MIN	1	1	1	1	2	6
	10 MIN	1	1	1	2	2	7
	20 MIN	0	0	0	0	0	0
	30 MIN	0	0	0	0	0	0
032	0 MIN	0	0	0	0	0	0
	10 MIN	0	0	0	0	0	0
	20 MIN	0	0	0	0	0	0
	30 MIN	0	0	0	0	0	0
033	0 MIN	0	0	0	0	0	0
	10 MIN	1	1	1	1	1	5
	20 MIN	1	1	1	1	1	5
	30 MIN	1	0	0	1	1	3
034	0 MIN	0	0	0	0	0	0
	10 MIN	0	0	0	0	0	0
	20 MIN	0	0	0	0	0	0
	30 MIN	0	0	0	0	0	0
035	0 MIN	0	0	0	0	0	0
	10 MIN	0	0	0	0	0	0
	20 MIN	0	0	0	0	0	0
	30 MIN	0	0	0	0	0	0
036	0 MIN	2	1	2	2	2	9
	10 MIN	0	0	1	1	2	4
	20 MIN	1	2	1	2	2	8
	30 MIN	0	0	0	0	0	0

CONSECUTIVO	TIEMPO	Face	Leg	Activity	Cry	Consolability	TOTAL
037	0 MIN	0	0	0	0	0	0
	10 MIN	0	0	0	0	0	0
	20 MIN	0	0	0	0	0	0
	30 MIN	0	0	0	0	0	0
038	0 MIN	0	0	0	0	0	0
	10 MIN	0	0	0	0	0	0
	20 MIN	1	1	1	1	1	5
	30 MIN	0	0	0	0	0	0
039	0 MIN	0	0	0	0	0	0
	10 MIN	0	0	0	0	0	0
	20 MIN	0	0	0	0	0	0
	30 MIN	0	0	0	0	0	0
40	0 MIN	1	0	0	1	1	3
	10 MIN	1	0	0	0	1	2
	20 MIN	0	0	0	0	0	0
	30 MIN	0	0	0	0	0	0
041	0 MIN	0	0	0	0	0	0
	10 MIN	0	0	0	0	0	0
	20 MIN	0	0	0	0	0	0
	30 MIN	0	0	0	0	0	0
042	0 MIN	0	0	0	0	0	0
	10 MIN	0	0	0	0	0	0
	20 MIN	0	0	0	0	0	0
	30 MIN	0	1	1	0	0	2
043	0 MIN	1	1	1	1	1	5
	10 MIN	1	0	0	1	1	3
	20 MIN	0	0	0	0	0	0
	30 MIN	0	0	0	0	0	0
044	0 MIN	0	0	0	0	0	0
	10 MIN	0	0	0	0	0	0
	20 MIN	0	0	0	0	0	0
	30 MIN	0	0	0	0	0	0
045	0 MIN	1	1	1	2	1	6
	10 MIN	0	1	0	1	0	2
	20 MIN	0	0	0	0	0	0
	30 MIN	0	0	0	0	0	0



CONSECUTIVO	TIEMPO	Face	Leg	Activity	Cry	Consolability	TOTAL
046	0 MIN	0	0	0	0	0	0
	10 MIN	1	1	0	0	0	2
	20 MIN	0	0	0	0	0	0
	30 MIN	0	1	0	0	0	1
047	0 MIN	1	1	1	1	1	5
	10 MIN	1	0	0	0	0	1
	20 MIN	1	0	0	0	0	1
	30 MIN	0	0	0	0	0	0
048	0 MIN	1	1	1	1	2	6
	10 MIN	0	0	0	0	0	0
	20 MIN	2	1	1	1	1	6
	30 MIN	1	0	0	0	0	1
049	0 MIN	1	0	0	0	0	1
	10 MIN	0	0	0	0	0	0
	20 MIN	1	0	0	1	0	2
	30 MIN	0	0	0	0	0	0
050	0 MIN	0	0	0	0	0	0
	10 MIN	0	0	0	0	0	0
	20 MIN	0	0	0	0	0	0
	30 MIN	1	1	0	1	1	4

## ANEXO 6. MEDICIONES DE LOS SIGNOS VITALES REGISTRADOS EN LA POBLACIÓN ESTUDIO

CONSECUTIVO	PA1 [mmHg]	FC1 [bpm]	SAT1 [%]	PA2 [mmHg]	FC2 [bpm]	SAT2 [%]	PA3 [mmHg]	FC3 [bpm]	SAT3 [%]	PA4 [mmHg]	FC4 [bpm]	SAT4 [%]
0	109/75	168	92	119/70	170	95	90/60	140	95	-	-	-
1	81/58	147	99	82/42	134	98	83/49	130	98	96/48	125	98
2	93/51	124	97	93/59	118	97	91/62	114	98	93/63	112	97
3	114/69	171	99	102/66	130	100	98/60	123	100	103/68	118	100
4	143/83	110	98	121/73	145	93	109/66	133	99	118/60	128	97
5	106/46	127	95	118/53	128	96	106/61	141	100	111/63	132	99
6	91/58	113	96	96/67	126	98	108/80	150	98	87/60	133	99
8	101/74	85	98	84/59	138	96	92/69	135	97	87/53	122	96
9	103/73	159	100	105/74	147	100	95/69	137	100	100/62	138	100
10	104/57	152	99	105/65	137	99	103/63	128	99	96/54	119	99
11	117/75	102	98	112/77	90	98	134/94	129	98	119/69	118	95
12	114/76	115	97	132/76	119	98	103/94	119	98	81/51	100	95
13	70/50	135	94	69/50	117	93	79/52	106	100	77/50	107	96
14	109/72	83	98	111/63	80	97	111/65	80	98	117/65	83	97
15	79/46	146	100	83/51	129	100	79/42	123	99	87/42	128	99
16	97/12	130	84	100/77	140	97	90/45	154	95	-	115	97
17	105/46	135	94	107/65	118	96	93/46	116	98	103/42	108	98
18	98/70	164	96	82/60	182	97	80/58	150	96	89/78	140	99
19	109/81	65	100	-	120	100	-	130	100	-	140	100
20	82/45	131	98	61/51	120	98	72/55	120	98	135/88	110	98
21	85/38	151	93	90/40	136	95	87/35	133	95	78/35	133	95
22	90/72	153	97	92/64	130	99	83/52	123	98	77/49	120	98
23	93/43	103	95	86/49	104	95	93/51	96	94	78/54	100	94
24	-	130	97	-	140	95	-	135	96	-	124	97

CONSECUTIVO	PA1 [mmHg]	FC1 [bpm]	SAT1 [%]	PA2 [mmHg]	FC2 [bpm]	SAT2 [%]	PA3 [mmHg]	FC3 [bpm]	SAT3 [%]	PA4 [mmHg]	FC4 [bpm]	SAT4 [%]
25	108/71	108	95	124/77	101	99	118/61	94	98	112/55	92	98
26	67/48	150	100	85/62	138	98	121/67	136	98	104/52	134	99
27	32/50	150	100	90/30	152	100	98/38	146	98	102/46	140	99
28	91/68	102	100	103/72	91	100	103/72	91	100	96/52	107	100
29	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
30	85/41	130	93	117/56	180	90	81/57	121	95	84/53	96	96
31	92/74	160	94	140/94	178	94	89/46	130	100	93/50	126	100
32	118/79	145	93	111/54	134	97	111/54	140	98	114/51	130	98
33	102/52	141	95	-	-	-	-	-	-	-	-	-
34	63/51	169	97	63/51	168	98	85/49	164	99	85/49	171	99
35	81/46	105	96	86/47	111	97	85/45	111	96	84/42	105	96
36	131/87	156	82	131/110	162	92	106/94	162	90	106/94	120	93
37	-	94	96	118/50	92	100	118/50	85	99	95/58	86	98
38	89/58	166	95	119/54	164	95	119/54	177	95	111/50	160	94
39	90/58	119	96	99/81	115	96	108/58	114	96	103/49	45	97
40	-	83	90	-	81	95	-	80	96	-	87	92
41	-	119	99	-	118	99	-	121	99	-	126	98
42	-	134	89	99/65	117	100	92/60	119	100	92/60	120	99
43	116/64	160	94	116/64	150	100	116/64	125	100	122/68	120	100
44	86/70	78	94	82/52	79	95	82/52	79	96	85/56	79	96
45	-	162	100	-	148	100	-	136	100	-	124	99
46	-	-	-	-	-	-	-	125	100	-	150	96
47	70/36	163	100	132/77	134	78	114/67	105	100	97/66	117	90
48	98/67	169	90	92/60	123	96	104/64	154	96	102/65	121	95
49	82/48	121	95	82/48	108	100	82/48	114	100	93/54	95	99
50	94/46	127	94	91/51	126	95	93/54	121	93	100/58	-	-

