



UNIVERSIDAD TÉCNICA DE AMBATO

**FACULTAD DE INGENIERÍA EN SISTEMAS, ELECTRÓNICA E
INDUSTRIAL**

CARRERA DE TELECOMUNICACIONES

Tema:

**PROCESAMIENTO DE RADIOGRAFÍA DE TÓRAX MEDIANTE
MORFOLOGÍA MATEMÁTICA PARA FACILITAR LA IDENTIFICACIÓN
DE PROBLEMAS ÓSEOS**

Trabajo de titulación modalidad Proyecto de Investigación, presentado previo a la
obtención del título de Ingeniero en Telecomunicaciones

ÁREA: Comunicaciones

LÍNEA DE INVESTIGACIÓN: Tecnología de la información y Sistemas de
control

AUTOR: Mario Fernando Pazmiño Sanguil

TUTOR: Dr. Freddy Geovanny Benalcázar Palacios, Mg.

Ambato - Ecuador

agosto – 2024

APROBACIÓN DEL TUTOR

En calidad de tutor del trabajo de titulación con el tema: PROCESAMIENTO DE RADIOGRAFÍA DE TÓRAX MEDIANTE MORFOLOGÍA MATEMÁTICA PARA FACILITAR LA IDENTIFICACIÓN DE PROBLEMAS ÓSEOS, desarrollado bajo la modalidad Proyecto de Investigación por el señor Mario Fernando Pazmiño Sanguil, estudiante de la Carrera de Telecomunicaciones, de la Facultad de Ingeniería en Sistemas, Electrónica e Industrial, de la Universidad Técnica de Ambato, me permito indicar que el estudiante ha sido tutorado durante todo el desarrollo del trabajo hasta su conclusión, de acuerdo a lo dispuesto en el Artículo 17 del Reglamento para la Titulación de Grado en la Universidad Técnica de Ambato y el numeral 6.3 del instructivo del reglamento referido.

Ambato, agosto 2024.



Dr. Freddy Geovanny Benalcázar Palacios, Mg.

TUTOR

AUTORÍA

El presente trabajo de titulación con el tema: PROCESAMIENTO DE RADIOGRAFÍA DE TÓRAX MEDIANTE MORFOLOGÍA MATEMÁTICA PARA FACILITAR LA IDENTIFICACIÓN DE PROBLEMAS ÓSEOS es absolutamente original, auténtico y personal y ha observado los preceptos establecidos en la Disposición General Quinta del Reglamento para la Titulación de Grado en la Universidad Técnica de Ambato. En tal virtud, el contenido, efectos legales y académicos que se desprenden del mismo son de exclusiva responsabilidad del autor.

Ambato, agosto 2024.



Mario Fernando Pazmiño Sanguil

C.C. 180533747-2

AUTOR

DERECHOS DE AUTOR

Autorizo a la Universidad Técnica de Ambato para que reproduzca total o parcialmente este trabajo de titulación dentro de las regulaciones legales e institucionales correspondientes. Además, cedo todos mis derechos de autor a favor de la institución con el propósito de su difusión pública, por lo tanto, autorizo su publicación en el repositorio virtual institucional como un documento disponible para la lectura y uso con fines académicos e investigativos de acuerdo con la Disposición General Cuarta del Reglamento para la Titulación de Grado en la Universidad Técnica de Ambato.

Ambato, agosto 2024.



Mario Fernando Pazmiño Sanguil

C.C. 1805337472

AUTOR

APROBACIÓN DEL TRIBUNAL DE GRADO

En calidad de par calificador del informe final del trabajo de titulación presentado por el señor Mario Fernando Pazmiño Sanguil, estudiante de la Carrera de Telecomunicaciones, de la Facultad de Ingeniería en Sistemas, Electrónica e Industrial, bajo la Modalidad Proyecto de Investigación, titulado PROCESAMIENTO DE RADIOGRAFÍA DE TÓRAX MEDIANTE MORFOLOGÍA MATEMÁTICA PARA FACILITAR LA IDENTIFICACIÓN DE PROBLEMAS ÓSEOS, nos permitimos informar que el trabajo ha sido revisado y calificado de acuerdo al Artículo 19 del Reglamento para la Titulación de Grado en la Universidad Técnica de Ambato y el numeral 6.4 del instructivo del reglamento referido. Para cuya constancia suscribimos, conjuntamente con la señora Presidente del Tribunal.

Ambato, agosto 2024.



Firmado electrónicamente por:
ELSA PILAR URRUTIA
URRUTIA

Ing. Elsa Pilar Urrutia Urrutia, Mg.
PRESIDENTE DEL TRIBUNAL



Firmado electrónicamente por:
FABIAN RODRIGO
SALAZAR ESCOBAR

Ing. Fabián Salazar Escobar, PhD.
PROFESOR CALIFICADOR



Firmado electrónicamente por:
EDGAR PATRICIO
CORDOVA CORDOVA

Ing. Patricio Córdova Córdova, Mg.
PROFESOR CALIFICADOR

DEDICATORIA

A mis padres que son el pilar fundamental por el que nosotros sus hijos, somos capaces de afrontar cada adversidad y problemas en nuestra vida. El estudio realizado es el resultado a toda su enseñanza, guía y apoyo incondicional.

A mi familia que con cada consejo y amparo supieron sembrar en mi la motivación incansable de luchar por mis metas y sueños.

AGRADECIMIENTO

Agradezco a Dios por ser el medio por el que mi familia me enseña a ser una buena persona.

Agradezco especialmente a mis padres Mario y Susana, que estuvieron desde el inicio de mi vida, su amor y cariño incondicional me acompaño en toda mi carrera y vida estudiantil, y me ayudó en circunstancias en las que pensaba que no podía lograrlo, gracias a ustedes seguí adelante y pude alcanzar una meta más.

De igual forma agradezco al Dr. Freddy Benalcázar, por su guía, enseñanza y paciencia en este proceso, por indicarme el camino correcto y con cada consejo sembrar en mi la motivación suficiente para completar esta investigación.

A cada una de las personas que me apoyaron, y estuvieron conmigo hasta el final.

ÍNDICE GENERAL DE CONTENIDOS

PORTADA.....	i
APROBACIÓN DEL TUTOR.....	ii
AUTORÍA.....	iii
DERECHOS DE AUTOR	iv
APROBACIÓN DEL TRIBUNAL DE GRADO.....	v
DEDICATORIA.....	vi
AGRADECIMIENTO	vii
TABLA DE CONTENIDOS	viii
ÍNDICE DE TABLAS.....	xii
ÍNDICE DE FIGURAS.....	xiv
ÍNDICE DE ANEXOS	xviii
RESUMEN EJECUTIVO	xix
ABSTRACT	xx
CAPÍTULO I. MARCO TEÓRICO.....	1
1.1 Tema de investigación.....	1
1.1.1 Planteamiento del problema.....	1
1.2 Antecedentes investigativos	3
1.3 Fundamentación teórica	7
1.3.1 Tórax óseo.....	7
1.3.2 Esternón	7

1.3.3 Costillas.....	8
1.3.4 Radiografía del tórax.....	9
1.3.5 Alteraciones Óseas	16
1.3.6 Morfología matemática	23
1.3.7 Fundamentos de las matemáticas morfológicas.....	25
1.3.8 Transformaciones morfológicas.....	28
1.3.9 Aplicaciones de la morfología matemática	35
1.4 Objetivos	38
1.4.1 Objetivo general	38
1.4.2 Objetivos específicos	39
CAPÍTULO II. METODOLOGÍA.....	40
2.1 Materiales.....	40
2.2 Métodos.....	41
2.2.1 Modalidad de la investigación	41
2.2.2 Población y muestra	41
2.2.3 Recolección de información.....	42
2.2.4 Procesamiento y análisis de datos	43
CAPÍTULO III. RESULTADOS Y DISCUSIÓN.....	44
3.1 Introducción	44
3.2 Análisis del lenguaje de programación	47
3.3 Análisis de la librería principal de procesamiento	47

3.4 Esquema del algoritmo de detección de patologías ósea	49
3.4.1 Etapa 1: Ingreso de la imagen bruta.....	50
3.4.2 Etapa 2: Procesamiento de la imagen.....	50
3.4.3 Etapa 3: Selección de características.....	50
3.4.4 Etapa 4: Detección de la posible patología	51
3.4.5 Etapa 5: Validación de la patología detectada	52
3.5 Resultado de la base de datos seleccionada para el desarrollo del trabajo de investigación	52
3.6 Resultados de la interfaz gráfica	54
3.7 Resultados del procesamiento de las imágenes de referencia.....	54
3.7.1 Imágenes de referencia para la patología de costilla cervical	55
3.7.2 Imágenes de referencia para la patología de encondroma o infarto óseo	58
3.8 Resultados del algoritmo de detección.....	60
3.8.1 Etapa 1: Ingreso de la imagen bruta.....	60
3.8.2 Fase 2: Procesamiento de la imagen	62
3.8.3 Etapa 3: Selección de características.....	68
3.8.4 Etapa 4: Detección de la posible patología	70
3.8.5 Etapa 5: Validación de la patología	73
3.9 Resultados del procesamiento	80
3.9.1 Análisis de la cantidad de radiografías a analizar	81
3.9.2 Evaluación de la detección de la anomalía costilla cervical	83

3.9.3 Evaluación de la detección de la anomalía encondroma o infarto óseo.....	87
3.10 Costos.....	90
3.10.1 Costo de insumos del proyecto	90
3.10.2 Costo del desarrollo técnico	91
3.10.3 Costo total	92
CAPÍTULO IV. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES	93
1.1 Conclusiones	93
1.2 Recomendaciones.....	94
REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS	96
ANEXOS	102

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1. Proyecciones radiográficas del tórax	10
Tabla 2. Criterios de una técnica adecuada en la radiografía de tórax.....	15
Tabla 4. Aplicación de filtros morfológicos a imágenes médicas	38
Tabla 5. Especificaciones técnicas del equipo de procesamiento	40
Tabla 6. Recolección de información.....	42
Tabla 7. Bases de datos encontradas durante la búsqueda y recopilación de información	44
Tabla 8. Anomalías óseas detectables en una radiografía convencional de tórax	46
Tabla 9. Lenguajes de programación	47
Tabla 10. Librerías para el procesamiento de imágenes	48
Tabla 11. Propiedades de la base de datos BIMCV PadChest.....	52
Tabla 12. Base de datos establecida para el estudio.....	53
Tabla 13. Imágenes de referencia para la condición de costilla cervical en el lado derecho	56
Tabla 14. Imágenes de referencia para la condición de costilla cervical en el lado izquierdo.....	57
Tabla 15. Imágenes de referencia procesadas para la condición de encondroma e infarto óseo lado derecho	58
Tabla 16. Imágenes de referencia procesadas para la condición de encondroma e infarto óseo lado izquierdo.....	59
Tabla 17. Resoluciones de las radiografías referentes a costilla cervical	60
Tabla 18. Resoluciones de las imágenes referentes a encondroma o infarto óseo.....	61

Tabla 19. Valores recomendados para Z.....	82
Tabla 20. Conjunto de imágenes radiográficas postero-anteriores con la patología costilla cervical.....	83
Tabla 21. Radiografías clasificadas por su condición ósea.....	84
Tabla 22. Evaluación de resultados 1.....	85
Tabla 23. Evaluación de resultados 2.....	86
Tabla 24. Conjunto de imágenes radiográficas postero-anterior con la patología encondroma o infarto óseo	87
Tabla 25. Radiografías disponibles para la condición de encondroma o infarto óseo en el lado derecho.....	88
Tabla 26. Radiografías disponibles a evaluación para la condición de Encondroma o infarto óseo en el lado izquierdo	88
Tabla 27. Evaluación de resultados 3.....	89
Tabla 28. Evaluación de resultados 3.....	90
Tabla 29. Costos de insumos del proyecto.....	90
Tabla 30.Total de horas laborales utilizadas en el desarrollo del algoritmo	91
Tabla 31. Salario por hora de un especialista en Telecomunicaciones	91

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1. Tórax óseo, cubierto expansible para los pulmones	7
Figura 2. Esternón vista anterior y lateral	8
Figura 3. Costillas	9
Figura 4. Columna vertebral a través de la silueta cardiaca.....	11
Figura 5. Radiografía de tórax poco penetrada	11
Figura 6. Inspiración excelente (10 arcos costales)	12
Figura 7. Escasa inspiración.....	12
Figura 8. La inspiración correcta hace desaparecer la falsa imagen de lesión alveolar en la base pulmonar derecha	13
Figura 9. Rotación izquierda y derecha	13
Figura 10. Ausencia de rotación	14
Figura 11. El efecto de magnificación en antero-posterior, normalizándose en la proyección postero-anterior	14
Figura 12. Efecto de agrandamiento cardiaco.....	15
Figura 13. 5ª costilla izquierda hipoplásica: pequeña y con el arco posterior fusionado con el 6º arco posterior izquierdo.....	16
Figura 14. Radiografía con el tercer arco costal anterior bífido	17
Figura 15. Costilla cervical bilateral (resaltado en rojo).....	17
Figura 16. Pectus Excavatum.....	18
Figura 17. Pectus Carinatum.....	18
Figura 18. Osteocondromas múltiples	19

Figura 19. Displasia fibrosa localizada en una radiografía de tórax	19
Figura 20. Infarto óseo	20
Figura 21. Encondromas en huesos largos y planos	21
Figura 22. Metástasis ósea vista en proyección postero-anterior y lateral.....	21
Figura 23. Sarcoma de Ewing	22
Figura 24. Fractura costal en el 7° arco costal posterior derecho	23
Figura 25. Una imagen binaria como conjunto en el plano	26
Figura 26. Transformación mediante un círculo	27
Figura 27. Transformación mediante un segmento.....	28
Figura 28. Ejemplo de formas básicas de elementos estructurantes	28
Figura 29. Erosión binaria por B, siendo B un elemento estructura en forma de disco	29
Figura 30. Dilatación binaria por B, siendo B un elemento estructura en forma de disco	30
Figura 31. Ejemplo de operación de apertura	31
Figura 32. Ejemplo de operación de cerradura	31
Figura 33. Operaciones de gradiente morfológico en A, utilizando un elemento estructurante cuadrado B.....	32
Figura 34. Imagen antes y después de la transformación top-hat	33
Figura 35. Antes y después de una transformación bottom-hat.....	34
Figura 36. Transformación hitmiss para encontrar la forma de guion en la imagen ...	35
Figura 37. Esqueleto de un objeto.....	37

Figura 38. Esquema general del algoritmo propuesto.....	49
Figura 39. Interfaz gráfica diseñada.....	54
Figura 40. Radiografías que presentan costilla cervical en diferentes tamaño y forma	55
Figura 41. Imágenes de referencia procesadas de la patología costilla cervical en el lado derecho	57
Figura 42. Imágenes de referencia procesadas de la patología costilla cervical en el lado izquierdo.....	58
Figura 43. Imágenes de referencia procesadas de la patología encondroma o infarto óseo en el lado derecho	59
Figura 44. Imágenes de referencia procesadas de la patología encondroma o infarto óseo en el lado izquierdo.....	59
Figura 45. Imagen de tamaño original, con la zona de interés resaltada	63
Figura 46. Imagen recortada de acuerdo con el área de interés de la patología.....	63
Figura 47. Imagen ecualizada	64
Figura 48. Imagen normalizada.....	65
Figura 49. Cerradura de la imagen normalizada	66
Figura 50. Apertura de la imagen normalizada.....	66
Figura 51. Imagen filtrada binarizada	67
Figura 52. Imagen operada bit a bit	68
Figura 53. Imagen segmentada binarizada en base a un umbral de detección.....	68
Figura 54. Filtrado morfológico de apertura	69
Figura 55. Filtrado morfológico de cerradura	69

Figura 56. Gradiente morfológico.....	70
Figura 57. Contorno de mayor área.	71
Figura 58. Contornos guardados de cada umbral de detección.....	72
Figura 59. Contorno filtrado de la posible patología de encondroma o infarto óseo. 73	
Figura 60. Contornos almacenados de la posible patología de encondroma o infarto óseo	73
Figura 61. Método de comparación de imágenes.....	74
Figura 62. Notificación en la interfaz de la detección de la patología de costilla cervical en el lado derecho.....	75
Figura 63. Imágenes finales que se muestran después de que se detectó la patología	76
Figura 64. Imágenes finales que se muestran después de que no se detectó la patología.....	77
Figura 65. Opción de generar reporte habilitada en la interfaz grafica.....	78
Figura 66. Reporte médico.....	78
Figura 67. Ejemplo del informe médico completo.....	79
Figura 68. Informe médico final	80

ÍNDICE DE ANEXOS

Anexo A. Validación por el médico especialista (Traumatólogo).....	102
Anexo B. Pruebas de funcionamiento.....	104
Anexo C. Programación y estructura del algoritmo.....	107

RESUMEN EJECUTIVO

La radiografía de tórax es el análisis radiológico más frecuentemente realizado a pacientes; sin embargo, la valoración de patologías óseas a través de estos estudios ha sido rezagada por parte de los médicos, por lo que el presente trabajo de investigación se centra en la detección de las patologías de costilla cervical y encondroma o infarto óseo, con el fin de brindar asistencia y soporte a los médicos, para que así cuenten con una herramienta que les permita realizar un diagnóstico más eficiente y oportuno a sus pacientes.

El estudio se enfoca en el desarrollo de un algoritmo que permita determinar el padecimiento o no de las anomalías en análisis, y posteriormente ser resaltarlas y mostradas para conocimiento del médico y el paciente. Para la ejecución del trabajo se tomó la información que consta en la base de datos otorgado por BIMCV (Banco de Imágenes Médicas de la Comunidad Valenciana), el procesamiento de las imágenes se lo realizó con Morfología Matemática, principalmente basado en el empleo de filtros.

Los resultados obtenidos indican una sensibilidad de detección superior al 90%, y una especificidad mayor al 95%, lo que prueba el comportamiento del algoritmo desarrollado, esto se corrobora con la validación realizada por parte de un médico Traumatólogo. El factor determinante para que las patologías óseas puedan ser detectadas y resaltadas es el establecimiento de umbrales de detección, esto debido a que las radiografías tienen ciertas diferencias de posicionamiento y de calidad de la imagen, además de la localización, forma y tamaño de las patologías.

Palabras clave: Morfología Matemática, procesamiento de imágenes, radiografía de tórax, anomalías óseas, costilla cervical, encondroma, infarto óseo.

ABSTRACT

Chest x-ray is the most frequently performed radiological analysis on patients; However, the assessment of bone pathologies through these studies has been lagged by doctors, so the present research work focuses on the detection of cervical rib pathologies and enchondroma or bone infarction, with the in order to provide assistance and support to doctors, so that they have a tool that allows them to make a more efficient and timely diagnosis of their patients.

The study focuses on the development of an algorithm that allows determining whether or not the anomalies under analysis are suffering, and subsequently highlighting and displaying them for the knowledge of the doctor and the patient. To carry out the work, the information contained in the database provided by BIMCV (Medical Image Bank of the Valencian Community) was taken; the processing of the images was carried out with Mathematical Morphology, mainly based on the use of filters.

The results obtained indicate a detection sensitivity greater than 90%, and a specificity greater than 95%, which proves the behavior of the developed algorithm, this is corroborated with the validation carried out by a Traumatologist. The determining factor for bone pathologies to be detected and highlighted is the establishment of detection thresholds, this is because x-rays have certain differences in positioning and image quality, in addition to the location, shape and size of the pathologies.

Keywords: Mathematical Morphology, digital image processing, chest X-Ray, bone diseases, cervical rib, enchondroma, bone infarction.

CAPÍTULO I. MARCO TEÓRICO

1.1 Tema de investigación

PROCESAMIENTO DE RADIOGRAFÍA DE TÓRAX MEDIANTE MORFOLOGÍA MATEMÁTICA PARA FACILITAR LA IDENTIFICACIÓN DE PROBLEMAS ÓSEOS

1.1.1 Planteamiento del problema

En la actualidad, los estudios radiológicos, especialmente los del tórax, son comunes debido a su alta frecuencia, la identificación precisa de patologías en estas imágenes se vuelve esencial para facilitar una atención médica efectiva.

Abordar el tema del procesamiento digital de imágenes en el ámbito médico implica explorar numerosas técnicas y métodos que garantizan la obtención de imágenes de alta calidad. Sin embargo, se evidencian deficiencias significativas en este campo; una de las principales carencias identificadas reside en el conocimiento limitado acerca de las técnicas de procesamiento de imágenes, agravado por la escasa disponibilidad de documentos que propongan algoritmos específicos para el desarrollo eficiente de aplicaciones en este dominio. Este vacío de información es especialmente notable en el procesamiento de imágenes médicas [1].

La radiografía de tórax desempeña un papel crucial en la evaluación inicial de la salud, siendo solicitada rutinariamente al ingreso hospitalario y antes de intervenciones quirúrgicas. A nivel mundial, se realizan alrededor de 3600 millones de exámenes de rayos X anuales, siendo la mitad de estos procedimientos radiografías de tórax [2]. A pesar de su amplio uso, hay disparidades en las tasas de diagnóstico radiológico entre países. La OPS establece pautas para mantener estándares elevados en la calidad de las imágenes, destacando que la tasa de rechazo de radiografías de baja calidad no debe superar el 10% [2]. Factores técnicos, como el kilovoltaje aplicado y el desplazamiento del sistema fuente-detector, afectan las radiografías, pero desafíos comunes, como el bajo contraste y la presencia de ruido, limitan su calidad. En el Hospital Central Universitario “Dr. Antonio Pineda” de la ciudad de Barquisimeto (Venezuela), la

evaluación reveló un 24% de cumplimiento en la visualización de la columna vertebral a través de la sombra cardiaca, con una calidad de imagen calificada como regular debido a incumplimientos de criterios y errores en la exposición de la película radiográfica. Esto destaca la importancia crítica del posicionamiento y la técnica de exposición para mejorar la calidad de las radiografías de tórax [3] [4].

La interpretación radiológica desempeña un papel crucial en la formulación de diagnósticos y tratamientos médicos. Los errores diagnósticos, incluyendo diagnósticos omitidos, incorrectos o tardíos, afectan hasta un 10-15% de los casos, con un 25% de falsos negativos y un 5% de falsos positivos [5]. A nivel mundial, se realizan aproximadamente 1000 millones de exámenes de imágenes anuales, con un estimado del 4% de error, lo que resulta en alrededor de 40 millones de errores radiológicos [5]. En Chile, se estima un total de 240000 errores radiológicos al año en exámenes realizados por el sistema de ISAPRES y FONASA [5]. En el Instituto Ecuatoriano de Seguridad Social (IESS) de Manta, se encontró que el 60% de las radiografías resultan en diagnósticos patológicos, destacando un bajo rendimiento según los estándares de la OMS [6]. Entre enero y julio de 2019, se realizaron alrededor de 60000 estudios radiológicos en el Instituto, evidenciando la alta demanda de servicios radiológicos para obtener diagnósticos rápidos y seguros [7].

Como se ha explicado a nivel mundial, existe una alta exigencia de tratamientos o exámenes que se enfocan en radiografías de rayos X, y en nuestro caso, al análisis óseo del tórax, por tanto, al tener una alta demanda se dan una serie de problemas que necesitan ser solventados para una detección oportuna del problema óseo que presenta el paciente, determinando así que el problema principal consiste en la ineficiente detección de problemas óseos en una radiografía de tórax.

Se señala que las distorsiones marcadas en las radiografías de rayos X se atribuyen al inadecuado posicionamiento del cuerpo del paciente, resultado de la falta de instrucciones previas por parte de los médicos radiólogos. Además, la deficiente calibración de los equipos de rayos X, debido a la escasa capacitación y falta de especialistas, conduce a radiografías con ruido, opacidad, distorsión y baja resolución, impactando negativamente en la calidad de la imagen radiológica. La tutoría adecuada

al paciente sobre cómo realizarse una buena radiografía y la capacitación especializada en calibración de los equipos son esenciales para abordar estos problemas.

En el Ecuador los equipos de rayos X son obsoletos en centros de salud, debido a la falta de recursos principalmente económicos, como lo informa el ACCESS en el año 2024, en la ciudad de Machala se procedió a la clausura provisional de un hospital básico y un hospital del día, el motivo fue la existencia de reactivos caducados y equipos generadores de radiación ionizante sin la licencia institucional correspondiente por no cumplir los requisitos establecidos, todo sucedido en el área de Rayos X [8].

El complicado y dilatado proceso de adquisición de equipos médicos radiográficos, y el alto costo de estos, es otro factor importante en la obtención de imágenes radiográficas de calidad, un ejemplo de ello fue la inversión realizada por parte del Hospital Enríquez Gárce (HEG) en la ciudad de Quito, desembolsando \$1487544 dólares en la repotenciación de laboratorios, centro quirúrgico y rayos X, de los cuales \$462000 fueron solo para los equipos de rayos X [9].

1.2 Antecedentes investigativos

El presente estudio tomó como base del estudio trabajos de repositorios de instituciones educativas a nivel nacional e internacional, así como como de revistas, artículos, documentos tanto científicos como médicos que mantienen relación con el tema de investigación.

En el año 2021, Asha Rani y Parminder Singh, Phagwara, India, presentaron su artículo “Bone fissure detection in digital X-ray images by using image processing” en la International Journal of Advance Research and Innovative Ideas in Education (IJARIIE). El objetivo del estudio se centró en la detección de anomalías óseas, como fisuras o fracturas en imágenes de rayos X empleando procesamiento digital. Las técnicas de procesamiento utilizadas fueron el modelo entrenado Haar Cascade, que se entrena a través de millones de imágenes de rayos X, también se emplean técnicas de reconocimiento de imágenes para encontrar la forma y ángulo del hueso, posteriormente emplean la segmentación para encontrar la cantidad de fragmentos

óseos, y pasar después, a calcular el área de la fractura. Su investigación ha sido implementada bajo el lenguaje de programación Python, lo que permite hacer uso de la librería OpenCV para el procesamiento y tratamiento de estas imágenes de rayos X. El método descrito se aplicó a 7 imágenes médicas que presentan fracturas, con una detección acertada superior al 80% [10].

En el año 2021, Sonia Díaz Pacheco, Madrid, España, desarrolló el artículo “Desarrollo de un software de mejora del contraste para radiografías de tórax realizadas en equipos portátiles” efectuado en la Universidad Nacional de Educación a Distancia en Madrid. El propósito del estudio fue la elaboración de un software que mejora el contraste de las radiografías de tórax, el algoritmo empleado fue el de Ajuste de Ventana Adaptativo (AVA). Adicionalmente, el estudio compara este algoritmo con otras técnicas de contraste como “clahe” de Karel Zuiderveld y “musica” basada en el artículo de Pieter Vuytsteke y Emile Schoeters. La evaluación revela que tanto las imágenes procesadas mediante el algoritmo clahe como mediante musica exhiben una apariencia granulada en áreas de baja señal (con un rango de valores de píxeles pequeño), lo que indica una amplificación significativa. Al analizar los perfiles de intensidad y los histogramas de las imágenes, se destaca que el algoritmo propuesto muestra similitudes significativas con clahe, pero con una notable mejora al reducir los artefactos de frontera observados en este último. En comparación con musica, el algoritmo propuesto presenta resultados similares en algunas imágenes, evitando el exceso de luminosidad que musica tiende a introducir en ciertos casos. La separación de rangos claro y oscuro en el algoritmo propuesto mantiene el brillo relativo local de los píxeles, y su enfoque adaptativo, denominado Adaptive Windowing, evita la necesidad de “filtrar” la imagen, mostrando con detalle el rango de intensidades en cada entorno local sin agregar ni eliminar información [11].

En el año 2020, Adigun Oyeranmi, Babatunde Ronke, Rufai Mohammed y Aigbokhan Edwin, Lagos, Nigeria, exponen su artículo “Detection of fracture bones in X-ray images categorization” publicado en la Journal of Advances in Mathematics and Computer Science (JAMCS). La finalidad del estudio se centró en la propuesta de un método para la detección de fracturas óseas en imágenes de rayos X, que se ejecuta en cuatro fases principales: preprocesamiento, extracción de características, segmentación y clasificación. Se empleó el software Matlab R2013b, realizando el

preprocesamiento con la herramienta unsharp masking tool, que incluyó la conversión de imágenes a escala de grises, sharpening y smoothing. La segmentación se llevó a cabo mediante los métodos de Entropía y borde Canny, y la extracción de características se realizó con la transformación de Hough. La detección y clasificación de fracturas empleó la combinación de dos algoritmos; K-Nearest Neighbor (KNN) y Support Vector Machine (SVM) para detectar las fracturas y clasificarlas en cuatro tipos: normal, conminuta, oblicua y transversal. Se emplearon dos métodos de evaluación; uno basado en una matriz de confusión que evalúa la fractura y no fractura en base a TP (verdadero positivo), TN (verdadero negativo), FP (falso positivo) y FN (falso negativo). La segunda evaluación se basó en las estadísticas Kappa, que evalúan el tipo de fractura determinando la precisión del tipo de hueso de fractura categorizado. Los resultados en la primera evaluación indican que, de 40 imágenes preprocesadas, 26 estaban fracturadas, lo que resultó en los siguientes tres valores de las métricas de rendimiento: valor de precisión del 90%, sensibilidad del 87% y especificidad del 100%. La evaluación del error del coeficiente Kappa produjo una precisión del 83% durante la clasificación [12].

En el año 2018, Manish Sharma Gharuan, India, presentó su artículo titulado “A Study of X-Ray image using morphological (binary) transformation”, publicado en la International Journal of Innovative Science and Research Technology (IJISRT). En la investigación se implementó una técnica de procesamiento morfológico en imágenes de rayos X, con el fin de mejorar la calidad de estas. En el procesamiento de imágenes de rayos X, se emplea el concepto de contraste con respecto al ruido (CNR) y saturación con respecto al ruido (SNR) para evaluar la calidad de la imagen. Se realiza un cálculo del CNR para la imagen original y se aplica una transformación inicial utilizando el operador Top-Hat con un elemento estructurado seleccionado. Se verifica si el CNR calculado es mayor que el de la imagen original. En caso afirmativo, se realiza una nueva transformación con un valor de elemento estructurado menor y se compara nuevamente el CNR. Este proceso se repite hasta encontrar la última transformación que proporciona el mayor valor de CNR. El software empleado para su estudio fue Matlab con la herramienta image quality processing toolbox. Como resultados, la complejidad de diferentes tipos de imágenes de rayos X se puede mejorar mediante esta técnica, dicha complejidad de las imágenes se evalúa en proporción a

imágenes procesadas y no procesadas. Las imágenes procesadas muestran una mejora en el contraste gracias a operaciones morfológicas en los píxeles. Se obtiene un valor de CNR proporcional al radio del elemento estructurante (SE), donde el valor CNR más alto logrado, se obtuvo cuando el SE tiene un radio de 3, y después de transformar imágenes de 10 a 80 elementos estructurantes se consiguió un máximo de 83,26 de relación CNR [13].

En el año 2018, Héctor García Estrada, María Guadalupe Ramírez Sotelo Y Agustín Ignacio Cabrera Llanos, Puebla, México, presentaron su artículo “Propuestas para resaltar fracturas en imágenes radiológicas por procesamiento digital de imágenes en Labview” en el IX Congreso Nacional de Tecnología Aplicada a Ciencias de la Salud. En este artículo se proponen dos propuestas para destacar fracturas en radiografías utilizando enfoques diferentes: detección de bordes y extracción de la sección cortical. En la detección de bordes, se emplean operadores de la primera derivada para identificar cambios de intensidad en los bordes de la imagen. Para la extracción de la cortical, se utiliza la binarización de la imagen, eliminando el hueso sano y resaltando el tejido blando y las interrupciones de los huesos. Para todos los casos, se hizo uso únicamente del Software Labview. Las imágenes resultantes fueron presentadas a médicos con especialidad en Urgencias Médicas, en la extracción de bordes se destaca la capacidad del programa para detectar zonas de interrupción más finas, aunque muestra susceptibilidad al ruido por hueso poroso o irregularidades. En cuanto a la extracción de la cortical, se evidencia su menor susceptibilidad al ruido, pero puede omitir algunas secciones con líneas finas. La retroalimentación médica sugiere que el algoritmo de extracción de la cortical puede ser útil para la enseñanza médica. Además, las imágenes que fueron procesadas pueden entrenar sistemas de clasificación y generar prediagnósticos mediante software [14].

1.3 Fundamentación teórica

1.3.1 Tórax óseo

La función principal del tórax óseo es servir como una cámara expansible similar a un fuelle, en la que la capacidad interior se expande y se contrae durante la inspiración y la espiración respectivamente, esto se produce por la acción alternada de los músculos de la parrilla costal y la presión atmosférica que provoca que el aire ingrese en los pulmones y salga de ellos durante la respiración [15]. En la Figura 1 se indica las partes principales que conforman el tórax óseo.

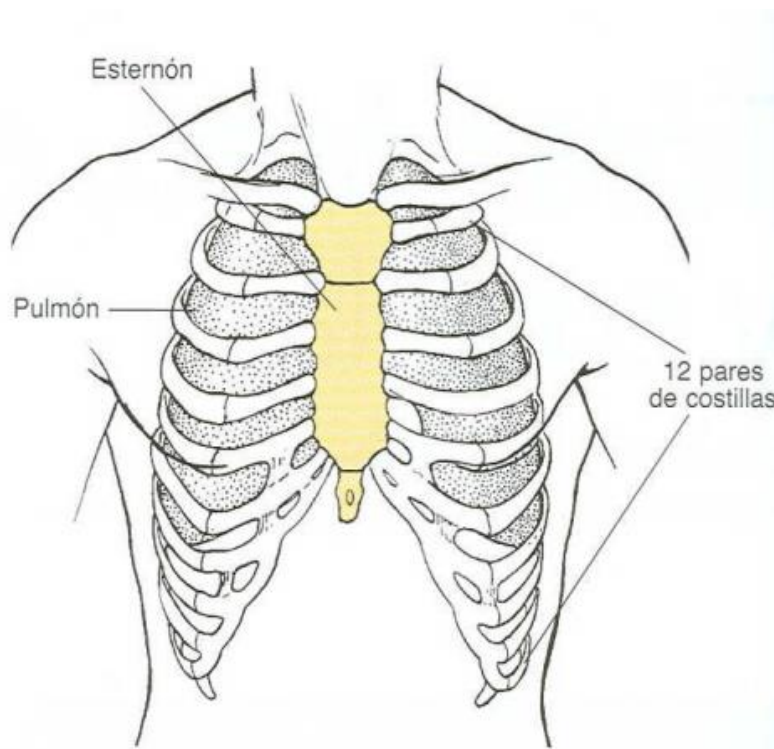


Figura 1. Tórax óseo, cubierto expansible para los pulmones [15]

1.3.2 Esternón

El esternón del adulto es un hueso plano, estrecho y delgado con tres divisiones: la porción superior es el manubrio; el manubrio del adulto promedia 5 cm de longitud, la parte más larga del esternón es el cuerpo, que mide unos 10 cm, la unión de los cuatro segmentos del cuerpo comienza durante la pubertad y no se completa hasta aproximadamente los 25 años de edad [15]. La porción más inferior del esternón es la

apófisis xifoides, que está compuesta por cartílago durante la infancia y la juventud, y habitualmente no se osifica totalmente hasta alrededor de los 40 años. La apófisis xifoides, en general, es bastante pequeña; sin embargo, puede variar en tamaño, forma y grado de osificación [15]. En la Figura 2 se muestra los distintos elementos que conforman el esternón.



Figura 2. Esternón vista anterior y lateral [15]

1.3.3 Costillas

La numeración de las costillas sigue la disposición de las vértebras torácicas a las que se conectan, de arriba hacia abajo; los siete primeros pares son conocidos como costillas verdaderas, ya que cada una se conecta directamente al esternón mediante su propio cartílago costal [15]. Por otro lado, las costillas falsas comprenden los últimos cinco pares, numerados del 8 al 12, esta clasificación se basa en la forma en que estas costillas se articulan en comparación con las costillas verdaderas y refleja la diversidad en la anatomía de las costillas en la región torácica [15]. En la Figura 3 se dan a conocer los distintos tipos de costillas que existen en el tórax óseo.

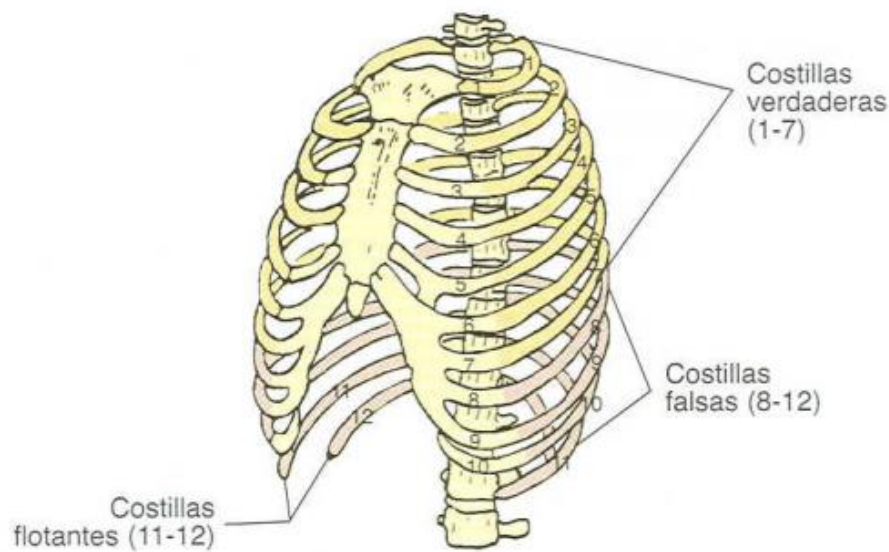


Figura 3. Costillas [15]

1.3.4 Radiografía del tórax

La radiografía de tórax es uno de los métodos no invasivos más antiguos para identificar alteraciones en el tórax. A pesar de que los médicos prescriben las radiografías de tórax e interpretan sus resultados, las enfermeras son a menudo las primeras en leer el informe del radiólogo y en ofrecer su interpretación al médico que atiende al paciente o a la persona designada [16].

a. Proyecciones Estándar

La exploración habitual del tórax consiste en la realización de dos radiografías con el paciente en bipedestación (paciente de pie, erguido y con los pies separados): una en proyección posteroanterior (PA) y otra lateral (L) con una distancia foco-película de dos metros; se realizan en máxima inspiración y con la respiración totalmente suspendida [17]. La dificultad para obtener una radiografía de máxima calidad radica en la complejidad anatómica de la región, y en la diversidad de afecciones que se pueden presentar en el tórax [17].

Las radiografías de tórax se realizan con un kilovoltaje de 120-140 kVp, lo que permite una adecuada penetración de los tejidos, pero tiene el inconveniente de aumentar la radiación dispersa con la consiguiente disminución del contraste, que se mitiga con la

utilización de rejillas antidispersoras [17]. En pacientes en mal estado clínico, se realizan radiografías con equipos portátiles, en proyección antero-posterior, con obtención de imágenes de baja calidad técnica [17].

En la radiografía de tórax, las estructuras mediastínicas y el diafragma “oscurecen” parte del parénquima pulmonar, motivo que resalta y justifica la importancia de la proyección lateral en la detección y localización de patologías en áreas concretas del parénquima, esta proyección es indispensable para la localización de lesiones mediastínicas, retrocardiacas, hiliares y en los senos costofrénicos posteriores [17].

En la Tabla 1 se pone de manifiesto las distintas proyecciones que existen en las radiografías de tórax:

Tabla 1. Proyecciones radiográficas del tórax [18] [17]

Proyección Postero-anterior (PA)	Proyección Antero-posterior (AP)	Proyección Lateral (L)
El rayo central, ingresa por el tórax posterior y sale por el anterior.	Se trata de una proyección especial, es decir, se lo realiza cuando el paciente no puede mantenerse de pie o se encuentra en camilla.	La dirección del rayo central ingresará desde lado derecho o izquierdo del paciente.
Tomada con el paciente de pie e inspiración forzada.	El rayo entra desde el anterior y sale por el posterior.	El aparato de radiografía debe situarse en horizontal.
El paciente debe colocar el tórax anterior sobre el chasis.	El estar más alejado del chasis magnifica la silueta cardíaca y estructuras del mediastino.	El paciente debe encontrarse de pie e inspiración forzada.
Posición de la cabeza verticalizada y barbilla sobre la cuadrícula.	Las clavículas se observan en horizontal y los ápices parcialmente oscurecidos.	Lado izquierdo o derecho del paciente sobre el chasis (chasis en vertical)
El dorso de las muñecas sobre las caderas con codos rotados hacia anterior para mover la escapula en lateral.	También, las costillas tornan un curso horizontal en neonatos y niños menores a 5 años o pacientes inestables de cuidados intensivos o encamados.	Brazos sobre la cabeza o a nivel de 90°. Se prefiere que sea sobre la cabeza, debido a que, a 90° el humero puede llegar a confundir con una patología.
Hombros hacia adelante, para que las clavículas se coloquen debajo de los ápices.	Se observa una disminución de los espacios intercostales.	Esta proyección es indispensable para la localización de lesiones mediastínicas, retrocardiacas, hiliares y en los senos costofrénicos posteriores.
Se acerca considerablemente al tamaño de la silueta cardíaca y mediastínica reales.	Obtención de imágenes de peor calidad técnica	
Espacio intercostal adecuado.		
Se puede llegar a observar la burbuja gástrica, al ser una proyección en bipedestación.		

b. Reconocimiento de un tórax técnicamente correcto

Los factores para valorar son:

- **Penetración.** La columna vertebral debe visualizarse a través de la silueta cardiaca como se observa en la Figura 4.



Figura 4. Columna vertebral a través de la silueta cardiaca [17]

Si la placa está poco penetrada, el diafragma y las bases pulmonares no se harán visibles como se indica en la Figura 5 [14].



Figura 5. Radiografía de tórax poco penetrada [17]

- **Inspiración.** Cómo se expone en las Figuras Figura 6 y Figura 8 en una correcta inspiración deben de ser visibles por encima del diafragma el arco anterior de la 6ª

costilla o los arcos posteriores de la 9ª en el hemitórax derecho [17]. Una inspiración escasa hace que se agrupen las estructuras pulmonares y puede simular una lesión alveolar como se presenta en la Figura 7 [17].

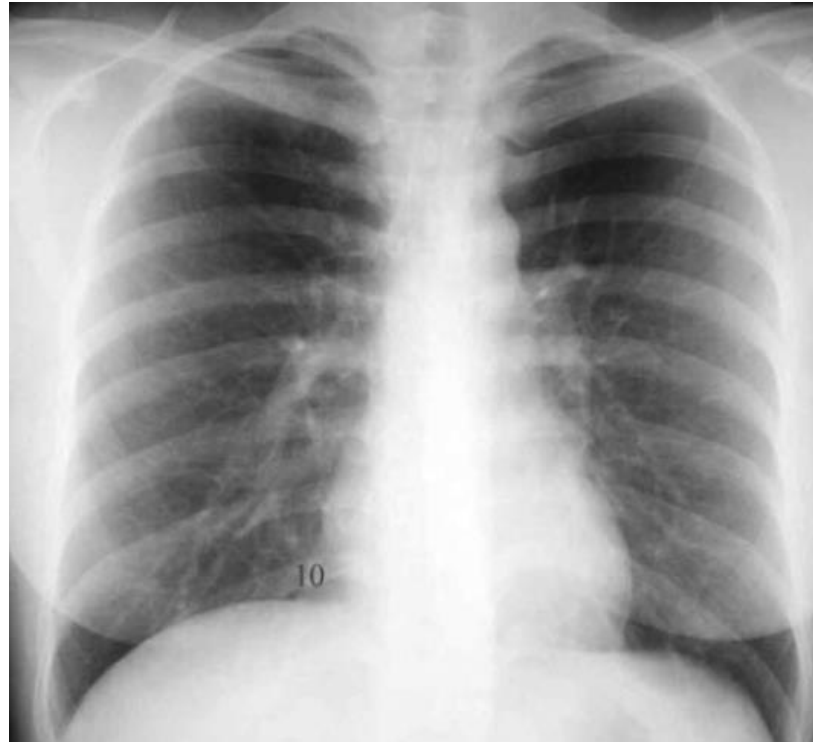


Figura 6. Inspiración adecuada (10 arcos costales) [17]

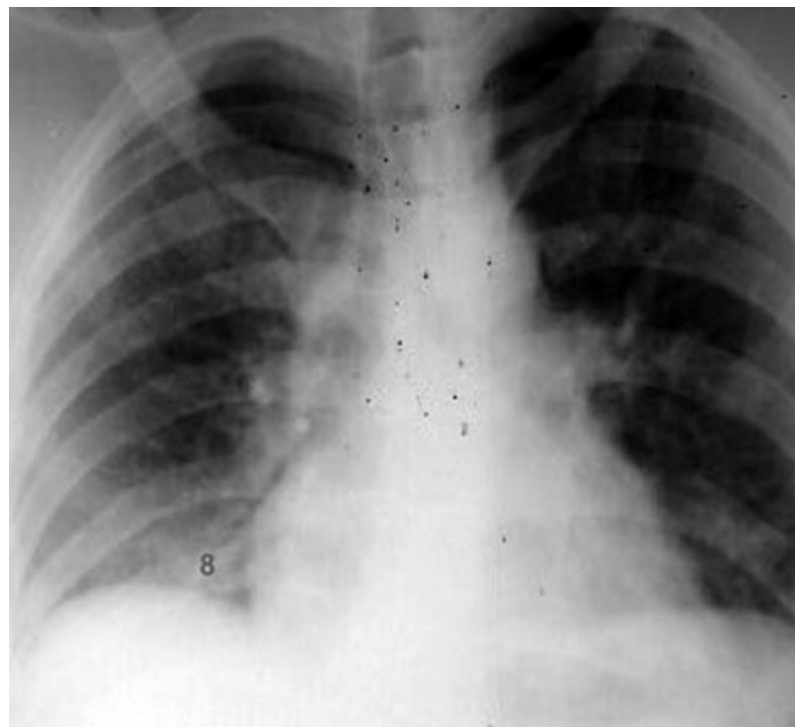


Figura 7. Escasa inspiración [17]

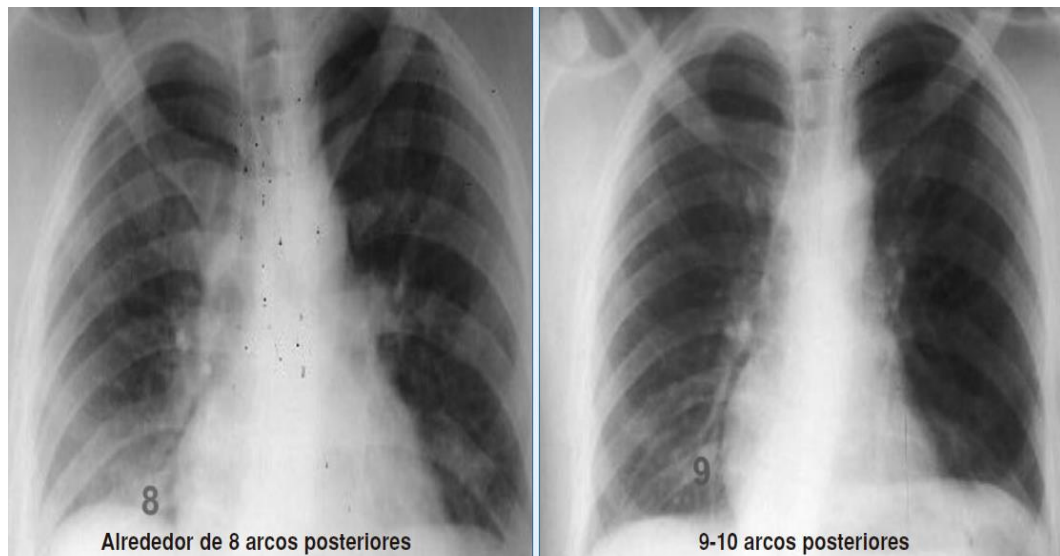


Figura 8. La inspiración correcta hace desaparecer la falsa imagen de lesión alveolar en la base pulmonar derecha [17]

- **Rotación.** No debe haber rotación porque hace que las arterias pulmonares se vean más grandes de lo habitual y, para ello, las apófisis espinosas vertebrales deben estar equidistantes de los extremos mediales de ambas clavículas como se observa en las Figuras Figura 9 y Figura 10 [17].

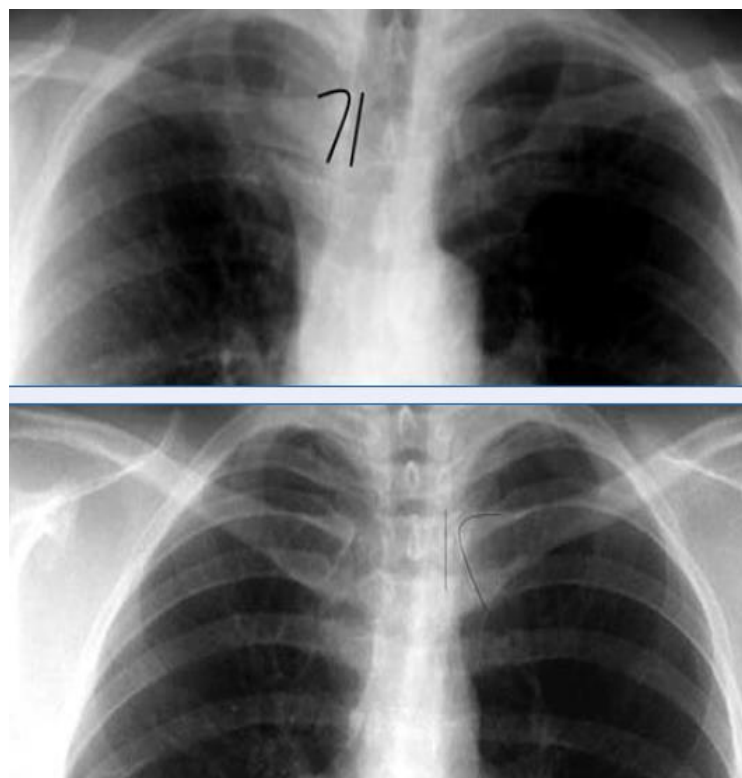


Figura 9. Rotación izquierda y derecha [17]

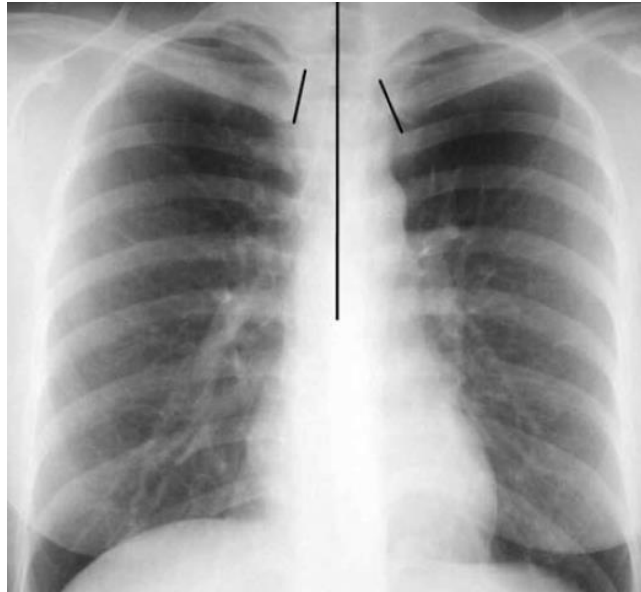


Figura 10. Ausencia de rotación [17]

- **Angulación.** La clavícula debe proyectarse sobre el tercer arco costal. Como se ha citado previamente, en la proyección lordótica el rayo está angulado hacia la cabeza y en ella las estructuras anteriores, como las clavículas, se verán en la placa más altas que las posteriores y el contorno cardiaco estará alterado y magnificado y no se distinguirá el diafragma [17].
- **Efecto de magnificación.** Como se muestra en las Figuras Figura 11 y Figura 12: en una placa postero-anterior (PA), el corazón está más cerca de la película y se amplía menos (es la placa estándar) [17]. En una placa antero-posterior (AP), el corazón está más lejos de la película y se amplía más (es lo habitual en equipos portátiles) [17].



Figura 11. El efecto de magnificación en antero-posterior, normalizándose en la proyección postero-anterior [17]



Figura 12. Efecto de agrandamiento cardiaco [17]

La distribución de las cuatro densidades radiológicas que se consideran básicas, gas, agua, grasa y calcio o densidad metálica, determina lo que se distingue en la radiografía de tórax normal como se observa en la Figura 4. Este hecho explica que cualquier delimitación de una imagen radiológica dependa en parte de las diferencias en la densidad radiográfica de las diferentes estructuras vecinas, el llamado signo de la silueta [17].

En la Tabla 2 se compila de manera concreta los criterios que determinan la calidad de una radiografía de tórax.

Tabla 2. Criterios de una técnica adecuada en la radiografía de tórax [19]

Criterios de una técnica adecuada en la radiografía de tórax	
Criterio	¿Cómo evaluarlo?
Inspiración	Se deben contar 9 a 10 espacios intercostales posteriores.
Penetración	Se deben ver mínimamente los cuerpos vertebrales a través de la silueta cardiaca, pero no los elementos posteriores de la vértebra.
Centraje	La distancia entre el borde medial de las clavículas debe ser equidistante a la apófisis espinosa de la vértebra a ese nivel.
Angulación	Las clavículas deben proyectarse sobre las terceras o cuartas costillas, y deben conservar la forma de S.
Magnificación	La magnificación de algunas estructuras puede dar la falsa impresión de aumento de su tamaño, como el corazón en una radiografía anteroposterior.

1.3.5 Alteraciones Óseas

Las patologías óseas más comunes presentes en una radiografía de tórax habitual se describen a continuación.

a. Agenesia o hipogenesia

Se trata de la falta o crecimiento incompleto de un órgano, puede aparecer en cualquier estructura ósea [20]. En la Figura 13 se observa un caso de este padecimiento.

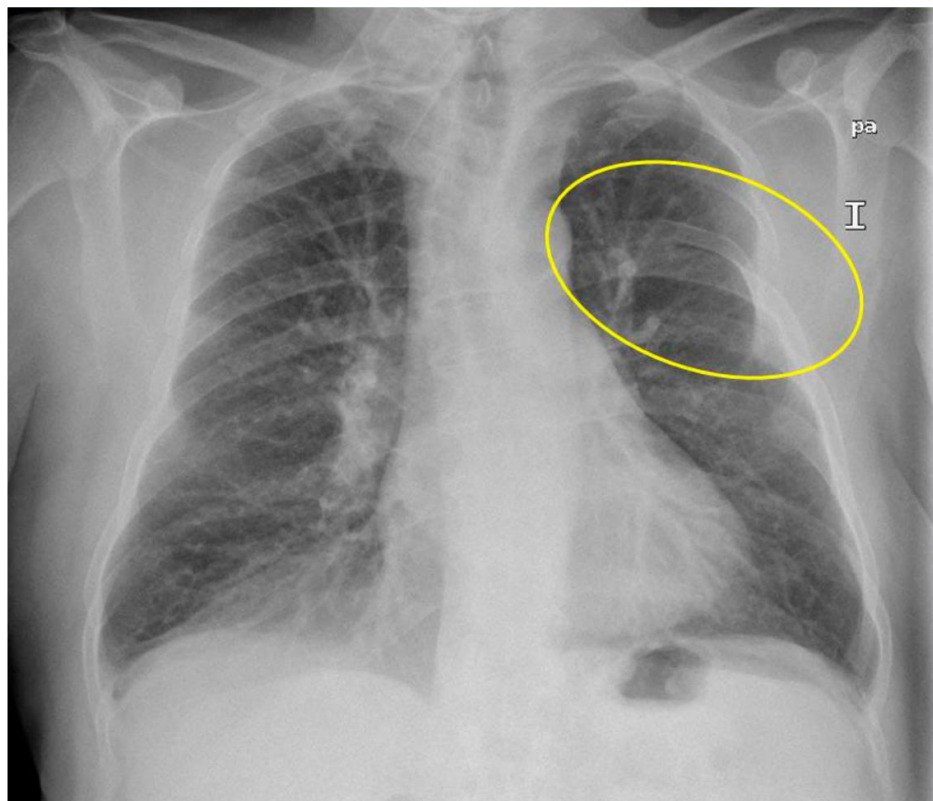


Figura 13. 5ª costilla izquierda hipoplásica: pequeña y con el arco posterior fusionado con el 6º arco posterior izquierdo [20]

b. Costilla Bífida

Es una deformidad de las costillas, principalmente de la tercera o la cuarta costilla, las cuales pueden aparecer bifurcadas en su extremo distal [21]. En la Figura 14 se observa una radiografía con la presencia de costilla bífida.

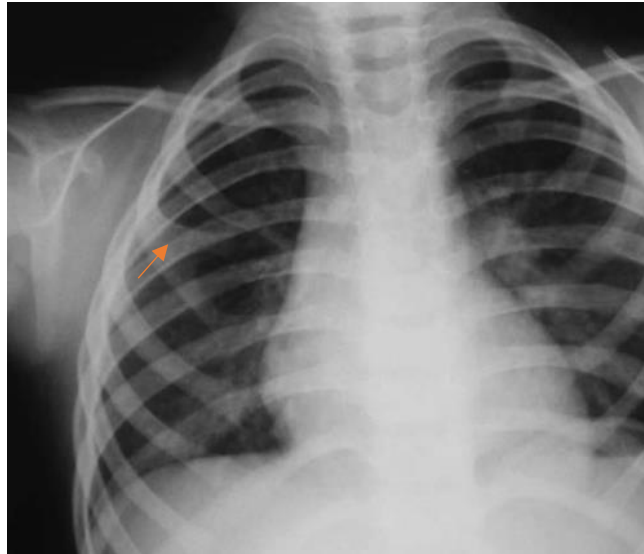


Figura 14. Radiografía con el tercer arco costal anterior bífido [22]

c. Costilla Supernumeraria o Costilla Cervical

Se denomina así cuando la parrilla costal presenta más de 24 costillas, el 70% de los pacientes son asintomáticos; puede ser uni o bilateral (predominantemente bilateral, una de ellas normalmente más grande que la otra) con predominio femenino (2,5:1) [22]. Con una incidencia poblacional de entre 0,5% y 0,8%, considerándose la anomalía costal más frecuente [21]. En la Figura 15 se aprecia la radiografía de cuello con la presencia costilla cervical bilateral.

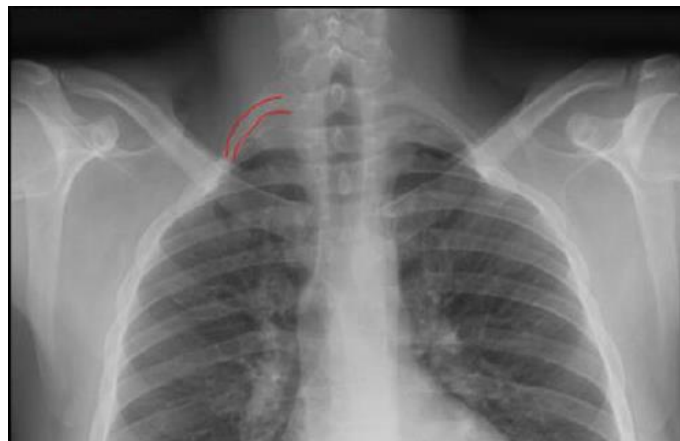


Figura 15. Costilla cervical bilateral (resaltado en rojo) [20]

d. Pectus Excavatum

El pectus excavatum, también denominado tórax en embudo o en chimenea (funnel chest), es una deformidad de la pared torácica caracterizada por una anomalía a nivel

condroesternal, generalmente benigna, que provoca un hundimiento o desplazamiento del esternón en sentido posterior, produciendo una disminución de la distancia entre éste y la columna vertebral [23]. En la Figura 16 se aprecia de manera notoria la patología de pectus excavatum.



Figura 16. Pectus Excavatum [23]

e. Pectus Carinatum

Es una anomalía caracterizada por la protrusión del esternón y/o de los cartílagos costales en sentido anterior o hacia fuera de la parrilla costal, aumentando el diámetro anteroposterior y determinando una imagen del paciente en inspiración permanente, sobre todo en los casos moderados o severos [22], un ejemplo de la patología se muestra en la Figura 17.



Figura 17. Pectus Carinatum [22]

f. Osteocondromas

También conocidos como exóstosis, son lesiones excrecentes, con cortical y hueso esponjoso que se continúan con el hueso original. Se ha descrito que pueden malignizar hasta en un 2% de los casos [20]. En la Figura 18 se aprecia el aparecimiento de osteocondromas a nivel escapular derecho.

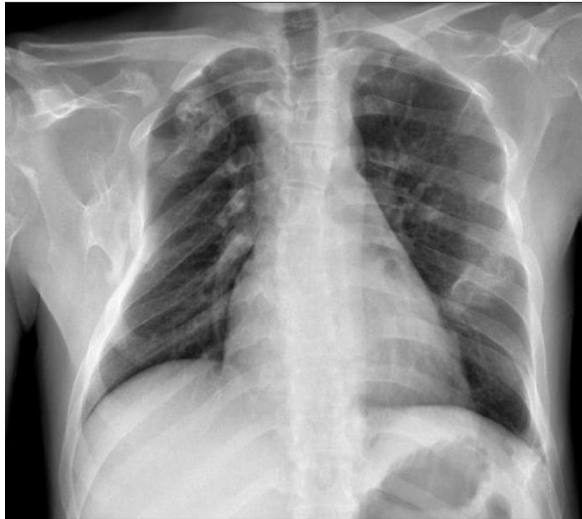


Figura 18. Osteocondromas múltiples [20]

g. Displasia Fibrosa

Patología benigna rara que afecta tejido óseo fibroso inmaduro o amorfo que pueden producir alteraciones óseas funcionales, tiene su mayor incidencia durante la adolescencia y en el sexo femenino, pero un 25 % de las lesiones se dan en los adultos jóvenes (20 a 30 años) [24]. En la Figura 19 se puede apreciar una lesión expansiva de displasia fibrosa en el arco posterior de la séptima costilla derecha.

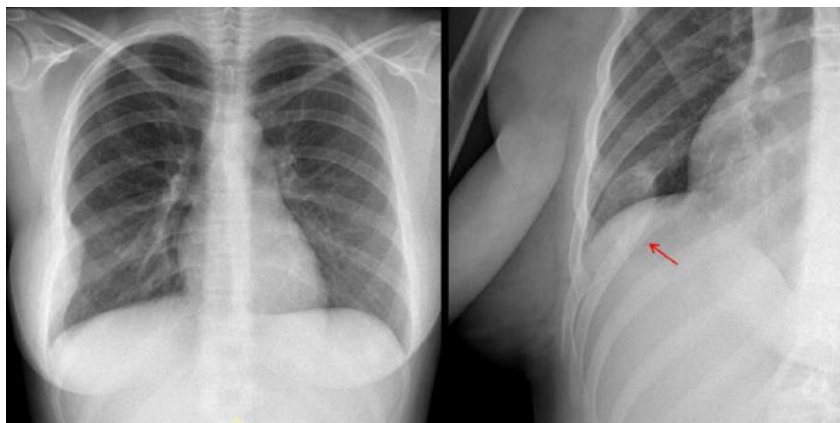


Figura 19. Displasia fibrosa localizada en una radiografía de tórax [20]

h. Infarto Óseo

Se denominan infartos óseos a las osteonecrosis asépticas localizadas en las metáfisis o diáfisis de los huesos largos, y a veces de los huesos planos, con excepción de las osteonecrosis epifisarias y de los pequeños huesos del tarso y del carpo, la forma habitual es poco dolorosa o indolora, el principal diagnóstico diferencial radiológico es el encondroma [25]. En la Figura 20 se aprecia una radiografía con la presencia de infarto óseo en la zona humeral derecha.



Figura 20. Infarto óseo [25]

i. Encondromas

Lesión de estirpe cartilaginosa, constituye el 10% de los tumores óseos benignos y el segundo en frecuencia después del osteocondroma, típicamente es un hallazgo incidental asintomático, en la radiografía simple se observan imágenes esclerosas o calcificaciones moteadas en la unión metafiso-diafisiaria de las cabezas humerales [20]. En la Figura 21 se observa el aparecimiento de encondromas en las zonas humerales izquierda (a) y derecha (b) respectivamente.

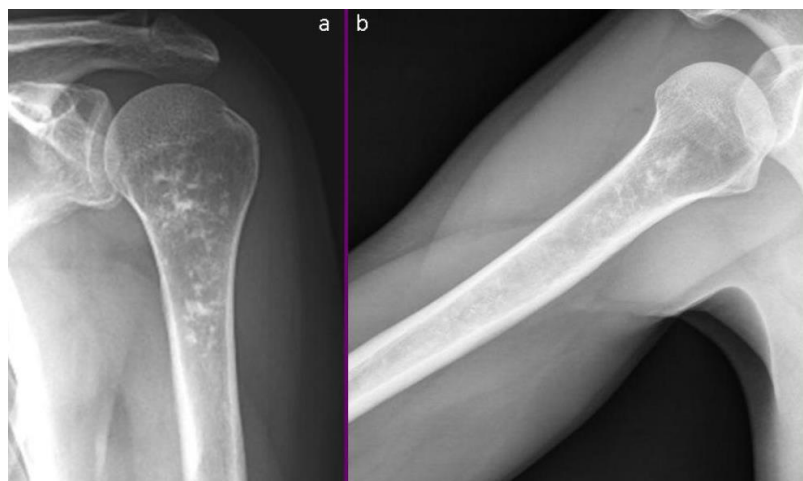


Figura 21. Encondromas en huesos largos y planos [26]

j. Metástasis Oseas

Las metástasis óseas se desarrollan a partir de émbolos de células malignas que, procedentes del tumor primario y favorecidas por el crecimiento y la necrosis tumoral, acceden a través de los vasos linfáticos y sanguíneos al tejido óseo [27]. Las lesiones metastásicas óseas son frecuentes y tienen un amplio espectro de presentación, incluso pueden simular lesiones benignas [20]. En la Figura 22 se presenta una radiografía PA con una afectación de metástasis ósea en casi toda la zona torácica, y en la vista lateral se aprecia la variación de densidad ósea de los cuerpos vertebrales.

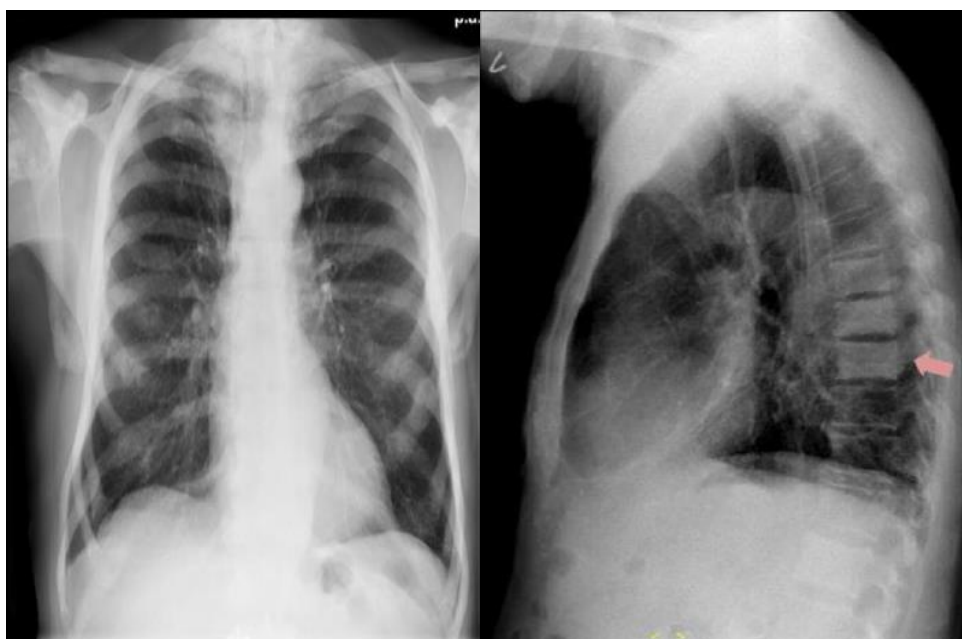


Figura 22. Metástasis ósea vista en proyección postero-anterior y lateral [20]

k. Sarcoma de Ewing

El sarcoma de Ewing es un tipo de tumor que se forma a partir de cierta clase de célula en el hueso o el tejido blando [28]. Afecta con mayor frecuencia a niños y adultos jóvenes, puede afectar a huesos largos y huesos planos y se manifiesta como lesiones óseas usualmente líticas agresivas con masa de partes blandas [20]. En la Figura 23 se observa el apareamiento del Sarcoma de Ewing.

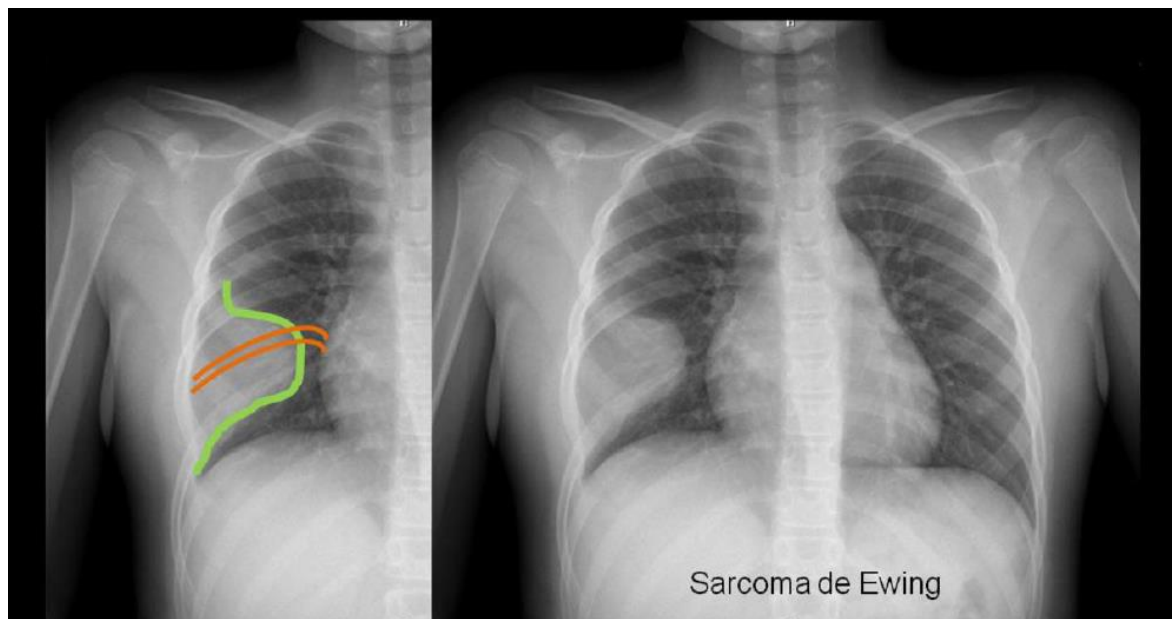


Figura 23. Sarcoma de Ewing [20]

l. Osteosarcoma

El osteosarcoma, que es una neoplasia primaria de hueso, se caracteriza por la formación de tejido osteoide; también presenta un comportamiento agresivo que afecta principalmente a huesos largos [29].

m. Fracturas

Las fracturas costales son la lesión más frecuente en los traumatismos torácicos [30]. La evolución de estas lesiones es apreciable en la radiografía de tórax, observando en estadios evolucionados la formación de callos de fractura [20]. Un ejemplo de este tipo de lesiones se aprecia en la Figura 24.

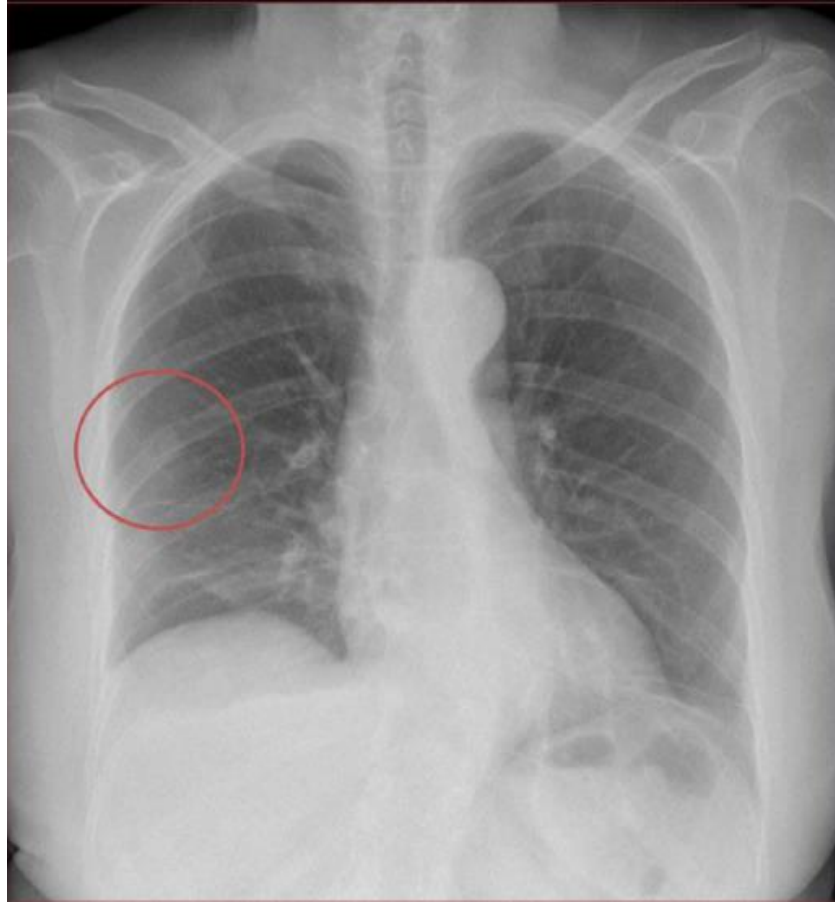


Figura 24. Fractura costal en el 7° arco costal posterior derecho [20]

1.3.6 Morfología matemática

La Morfología Matemática es una teoría que considera los aspectos geométricos locales que sean de interés particular al analizar uno o más objetos [31]. El resultado de una operación morfológica depende de dos factores: el elemento estructural y la transformación $\Psi(x)$, y, por tanto, se debe elegir un elemento estructural adecuado a las tareas a realizar. Dado el carácter cuantitativo de las Matemáticas Morfológicas, deben cumplir con restricciones específicas que constituyen los principios fundamentales de esta disciplina [32]. Estos principios son los siguientes:

a. Invarianza bajo traslaciones

La transformación morfológica Ψ es invariante bajo traslaciones si el trasladar el conjunto A mediante el vector x y aplicarle Ψ es equivalente a aplicar la transformación Ψ a A y luego trasladar el conjunto resultante a x [31]. Así, la

transformación Ψ es invariante bajo traslaciones siempre que dada $x \in R^n$, como se define en la Ecuación 1.

$$\Psi(A_x) = [\Psi(A)]_x \quad (1)$$

Esta condición se considera natural ya que en general la estructura de los objetos no cambia debido a su posición en el espacio y, por tanto, las transformaciones que la satisfacen no dependen de la localización de los ejes coordenados [31].

b. Invarianza de escalamiento

Este principio se caracteriza matemáticamente de la siguiente manera, sea un factor de escalamiento λ se dice que Ψ es invariante al escalamiento si y solo si, se cumple lo determinado en la Ecuación 2 [31]:

$$\Psi(\lambda A) = \lambda \Psi(A) \text{ con } \lambda \in R^+ \quad (2)$$

Esta caracterización es también bastante plausible ya que, en general, la estructura de los objetos no cambia por reducciones o ampliaciones [31].

c. Conocimiento Local

Las condiciones experimentales como el tamaño del área a estudiar y la resolución espacial de los instrumentos de visualización imponen la restricción de un conocimiento parcial. Así dado un conjunto X , conocemos solo la intersección de X con un conjunto Z , es decir, $X \cap Z$ (donde el conjunto Z está determinado por los instrumentos), en este sentido, las transformaciones serán consideradas dentro de la Morfología Matemática son aquellas transformaciones cuya aplicación a X acotada por otro conjunto Z' (región de interés) es lo mismo que acotar X por Z , aplicar Ψ y finalmente acotar nuevamente por Z' [31]. Matemáticamente, este principio se describe en la Ecuación 3.

$$\forall Z' \text{ acotado}, \exists Z \text{ acotado tal que: } \Psi(X) \cap Z' = [\Psi(X \cap Z)] \cap Z' \quad (3)$$

Básicamente, esta igualdad significa que la transformación Ψ solamente requiere de un conocimiento local de los objetos y que se tiene la flexibilidad de seleccionar

mediante Z y Z' una región del espacio que sea de interés para analizar dichos objetos [31].

d. Semicontinuidad

Este principio está asociado al problema de determinar la frontera física como el contacto entre dos fases de un medio material [32]. Así, un primer conjunto de condiciones experimentales, como la resolución y magnificación de los instrumentos de visualización y medición determinarán tres conjuntos; los dos primeros, denotados por X y X' , incluyen las zonas que podemos asegurar se encuentran en una u otra fase, y el tercer conjunto Δ_1 , esta determinado por las zonas cuya pertenencia a una u otra fase es imposible de decidir [31]. Cambiando el conjunto de condiciones experimentales es posible determinar otro conjunto, Δ_2 , tal que $\Delta_2 \subseteq \Delta_1$, con grosor diferente de cero, continuando de esta manera, podemos construir una sucesión encajada $\{\Delta_i\}$ que tienda a un límite $\Delta \neq \emptyset$ y por ende, condicionamos que los conjuntos Δ_i contengan su frontera; es decir, desde el punto de vista de la topología, que dichos conjuntos sean cerrados, si ahora modificamos la representación del medio material con una transformación Ψ creciente, es decir, si $A \subseteq B$ entonces $\Psi(A) \subseteq \Psi(B)$, consecuentemente se dice que la transformación Ψ es aceptable en Morfología Matemática siempre que $\Psi(\Delta_i)$ tienda a $\Psi(\Delta)$ [31].

Los cuatro principios de las transformaciones morfológicas son la base conceptual de la Morfología Matemática tanto de conjuntos como de funciones [31].

1.3.7 Fundamentos de las matemáticas morfológicas

La palabra morfología denota una rama de la Biología que se ocupa de la forma y estructura de animales y plantas, desde el punto de vista matemático se usa la misma palabra para denotar una herramienta que extrae las componentes de la imagen que se utiliza para la representación y descripción de regiones, así también, el lenguaje utilizado es el de la teoría de conjuntos, donde los conjuntos representan la forma de los objetos de una imagen [31]. En imágenes binarias, los conjuntos son miembros del espacio de enteros Z^2 , donde cada elemento de un conjunto es una tupla cuyas coordenadas son las coordenadas (x, y) de un píxel en una imagen, por tanto, en la

Figura 25 se indica una imagen binaria representada en el plano por dos conjuntos, X , la imagen, y X^c , su complementario [31].

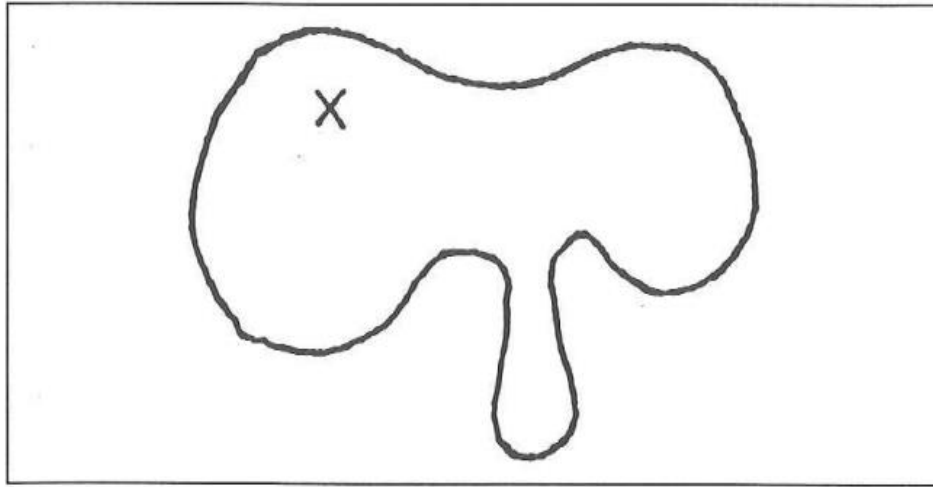


Figura 25. Una imagen binaria como conjunto en el plano [33]

Una imagen digital con niveles de gris puede representarse como un conjunto cuyas componentes están en Z^3 ; en este caso, dos componentes de cada elemento del conjunto se refieren a las coordenadas de un píxel, y la tercera corresponde a su valor discreto de intensidad y los conjuntos de espacios mayores pueden contener otros atributos de la imagen [33].

El objetivo final del estudio de una imagen es, casi siempre, extraer algunas características numéricas. Una manera de alcanzarlo podría ser la de obtener una descripción exhaustiva de la imagen a partir de tantas características numéricas como sean posibles, pero tal cantidad de información sería imposible de procesar, bien por el enorme volumen de datos o bien porque no se pueda distinguir entre la información relevante y la redundante. Así, la Morfología Matemática, implica otra forma de proceder, permitiendo la transformación de una imagen en otra más apropiada, mediante las transformaciones en todo o nada, para resaltar algún rasgo de la imagen primitiva que resultara ahora sencilla de medir [33].

Una transformación morfológica, T , dará lugar a un nuevo conjunto, $T(X)$, alterando para ello la forma del original. Dichas transformaciones deberán cumplir algunas condiciones básicas como invarianza por traslación, compatibilidad con cambios de escala, conocimiento local uniforme y continuidad monótona [33].

a. Operaciones Básicas

Se utilizan operaciones de conjuntos para transformar la imagen. Estas operaciones pueden clasificarse en dos categorías: Transformaciones conjuntistas clásicas y transformaciones en todo o nada utilizando un elemento estructurante [33].

- **Operaciones con conjuntos.** Suponiendo A y B dos conjuntos de Z^2 , las más habituales son: Traslación de A por un elemento $x = (x_1, x_2)$, Reflexión de A, Complementario de A, Unión de A y B, Intersección de A y B, y Diferencia de A y B [33].

- **Transformaciones en todo o nada.** Se elige un elemento B, de geometría conocida, llamado elemento estructurante. Este elemento se desplaza de modo que su origen pasa por todas las posiciones del espacio de la imagen X; para cada posición, se plantea una cuestión relativa a la unión, la intersección o la inclusión de B en X, la respuesta será positiva o negativa (de ahí el nombre de “todo o nada”) [33]. El conjunto de puntos correspondientes a las respuestas positivas forma un nuevo conjunto que constituye lo que se llama imagen transformada. El elemento estructurante tiene un papel relevante en la transformación, como se puede ver en los siguientes ejemplos [33]:

- El resultado en la Figura 26 muestra la transformación "todo o nada" del conjunto X utilizando un círculo de radio 1 como elemento estructurante. La pregunta en cada desplazamiento es si la intersección de este círculo con el complementario de X es igual a cero [33].

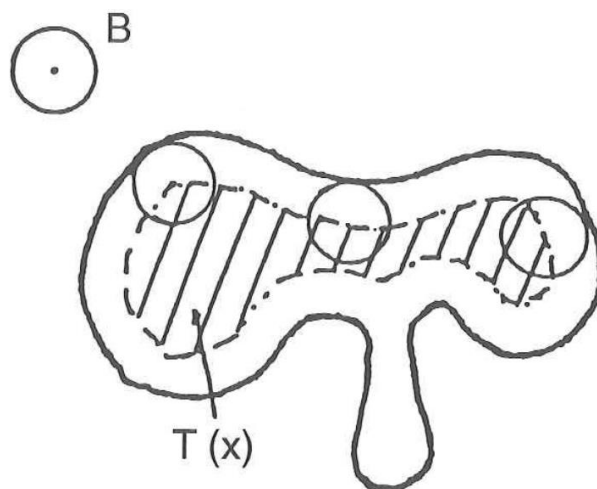


Figura 26. Transformación mediante un círculo [33]

- En la Figura 27 el mismo conjunto X ha sido transformado tomando ahora como elemento estructurante un segmento de longitud con el origen en su extremo izquierdo [33].

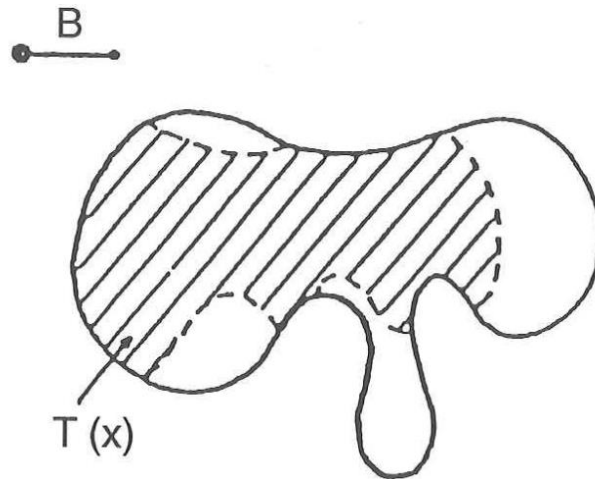


Figura 27. Transformación mediante un segmento [33]

La definición de $T(X)$ en ambos casos se debe al efecto de los diferentes elementos estructurantes, que destacarían características morfológicas de nuestra imagen que conseguirían otros [33].

1.3.8 Transformaciones morfológicas

El objetivo de las transformaciones morfológicas es la extracción de estructuras geométricas en los conjuntos sobre los que se opera, mediante la utilización de otro conjunto de forma conocida, denominado elemento estructurante (EE); el tamaño y la forma de este elemento se escoge a priori, de acuerdo con la morfología del conjunto sobre el que va a interactuar y de acuerdo con la extracción de formas que se desean obtener [34]. Ejemplos básicos de elementos estructurantes utilizados en la práctica se muestran en la Figura 28:



Figura 28. Ejemplo de formas básicas de elementos estructurantes [34]

a. Erosión

La erosión binaria es el dual morfológico de la dilatación [35]. La erosión se define en términos de la resta de Minkowski que se expresa en la Ecuación 4:

$$A \ominus B = \{r | r + b \in A, \forall b \in B\} \quad (4)$$

Donde r es un vector. A diferencia de la dilatación, la erosión no es conmutativa.

Una erosión encoge los objetos; También los objetos pequeños pueden desaparecer y los objetos conectados por un pequeño puente se desconectarán como se muestra en la Figura 29 [35].

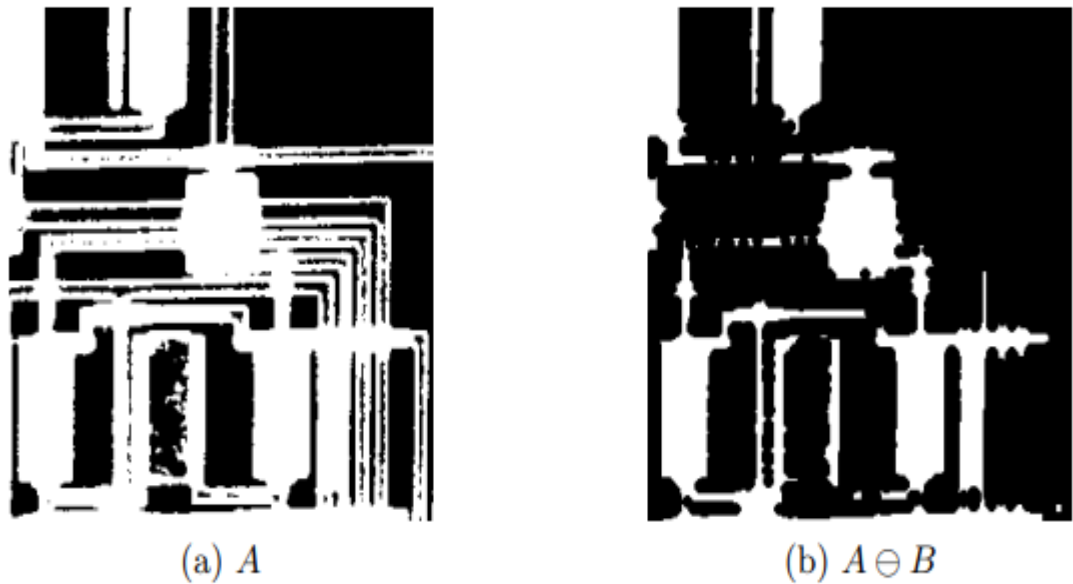


Figura 29. Erosión binaria por B, siendo B un elemento estructura en forma de disco [35]

b. Dilatación

La dilatación binaria combina dos conjuntos mediante la suma vectorial de elementos del conjunto. Esta suma se llama suma de Minkowski [35]. En la Ecuación 5 se define la dilatación:

$$A \oplus B = \{r | r = a + b \text{ para } a \in A \text{ y } b \in B\} \quad (5)$$

Debido a que la suma de Minkowski es conmutativa, la dilatación también es conmutativa, por lo que tanto $A \oplus B = B \oplus A$. En la práctica, A es una imagen y B

es el elemento estructurante mucho más pequeño, y la operación siempre se describe como “dilatación de la imagen por el elemento estructurante” [35]. En la Figura 30 muestra el efecto de una dilatación morfológica.



Figura 30. Dilatación binaria por B, siendo B un elemento estructura en forma de disco [35]

c. *Abertura o apertura*

A partir de las operaciones de erosión y dilatación se construyen otras operaciones a través de su composición algebraica, como la abertura y cerradura morfológicas que a continuación se definen [34]:

La abertura de un conjunto A por el elemento estructural B, denotada por $A \circ B$, se define como se muestra en la Ecuación 6 [34]:

$$A \circ B = (A \ominus B) \oplus B \quad (6)$$

En otras palabras, la abertura consiste en aplicar una erosión de A por B seguida de una dilatación del conjunto resultante por B. Esta nueva operación selecciona los puntos de A que quedan cubiertos por alguna traslación del elemento estructural B que esté completamente contenido en A. Así, la abertura de A se obtiene haciendo que el elemento estructural B pase dentro de A, inclusive tangencialmente en parte de la frontera de A, pero sin que ningún elemento de B salga de A [34]. En la Figura 31 se indica la aplicación de la operación de apertura a una imagen binaria.

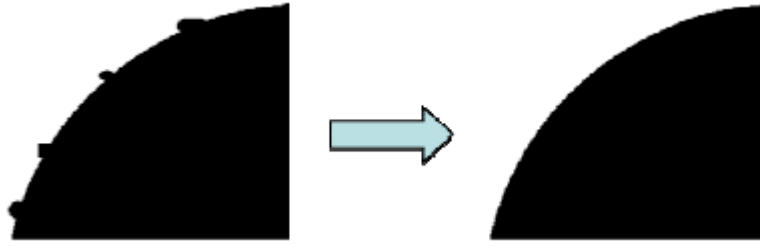


Figura 31. Ejemplo de operación de apertura [36]

d. Cerradura

La cerradura de A por el elemento estructural B, denotada por la Ecuación 7 [34]:

$$A \bullet B, \text{ se define como, } A \bullet B = (A \oplus B) \ominus B \quad (7)$$

En otras palabras, la cerradura consiste en aplicar una dilatación de A por B seguida de una erosión B; la idea central de esta operación morfológica es recuperar la forma inicial del conjunto dilatado [34].

La abertura morfológica remueve los puntos que no quedan cubiertos por las traslaciones del elemento estructural que encajan localmente en las partes del conjunto A, mientras que la cerradura morfológica añade los puntos que no son cubiertos por las traslaciones de $\hat{B}$ contenidas en el complemento de A [31]. En la Figura 32 se indica la aplicación de la operación de cerradura a una imagen binaria.

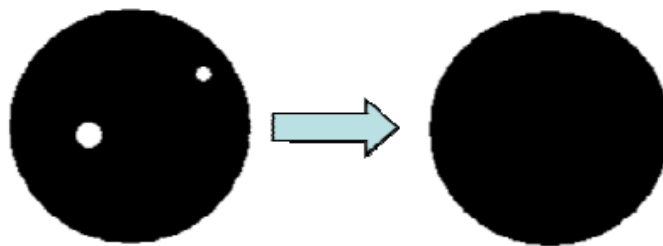


Figura 32. Ejemplo de operación de cerradura [36]

e. Gradiente Morfológico

Un gradiente morfológico puede detectar bordes en una imagen. Si los objetos son regiones con valores de gris bastante homogéneos, entonces los límites de los objetos se encuentran con diferencias de valores de gris elevadas. Los gradientes morfológicos

realzan estas diferencias en los valores de gris [35]. El gradiente morfológico está definido en la Ecuación 8.

$$G_B(A) = (A \oplus B) - (A \ominus B) \quad (8)$$

La resta es la diferencia en píxeles en el valor de gris. En el caso binario, sólo están presentes dos valores de gris, 0 y 1. Cuando la imagen binaria se interpreta como un conjunto en lugar de una función, entonces se utiliza la diferencia de conjunto $\setminus$. La dilatación toma el valor máximo en la vecindad local definida por el elemento estructurante, la erosión da el valor mínimo. La diferencia entre la dilatación y la erosión muestra los límites del objeto. Los valores de gris más altos indican variaciones de nivel de gris más altas [35]. En la Figura 33 muestra el resultado de aplicar esta transformación.

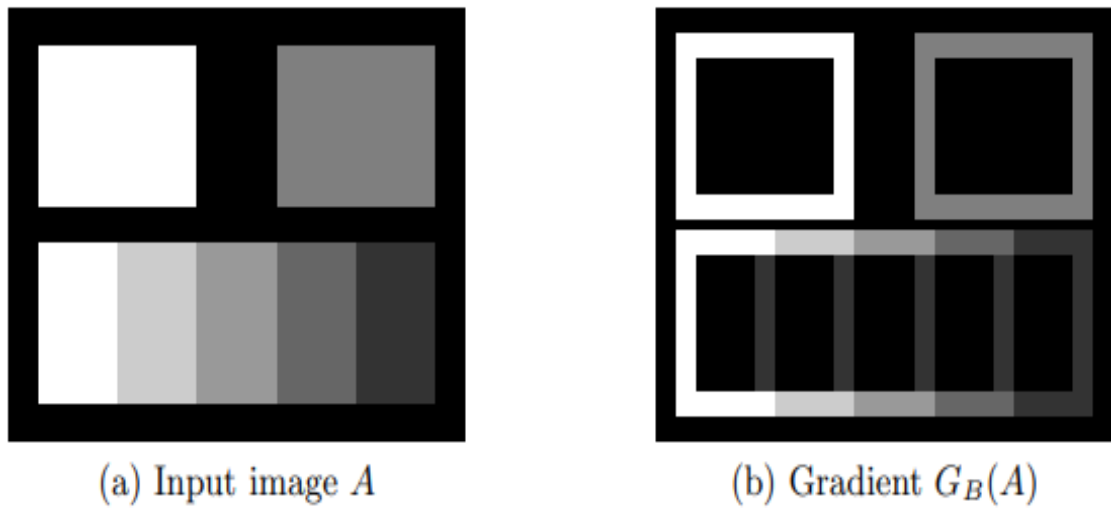


Figura 33. Operaciones de gradiente morfológico en A , utilizando un elemento estructurante cuadrado B [35]

f. Transformación Top-Hat

En Morfología Matemática y procesamiento de imágenes digitales, la transformación de sombrero de copa (Top-Hat) es una operación que extrae pequeños elementos y detalles de imágenes determinadas. La transformación Top Hat se define como la diferencia entre la imagen de entrada y su apertura por algún elemento estructurante [37].

Dada $f: E \rightarrow R$ una imagen en escala de grises, mapeando puntos de un espacio euclidiano o cuadrícula discreta E (como R^2 o Z^2) en la línea real. Sea $b(x)$ un elemento estructurante en escala de grises [37], entonces la transformada top-hat de f viene dada por la Ecuación 9:

$$T_w(f) = f - f \circ b, \quad (9)$$

Donde $\circ$ denota la operación de apertura y b es el elemento estructurante.

Las transformaciones de top-hat se utilizan para diversas tareas de procesamiento de imágenes, como extracción de características, ecualización de fondo, mejora de imágenes y otras [38]. En la Figura 34 se muestra la aplicación de esta transformación a una imagen en escala de grises.

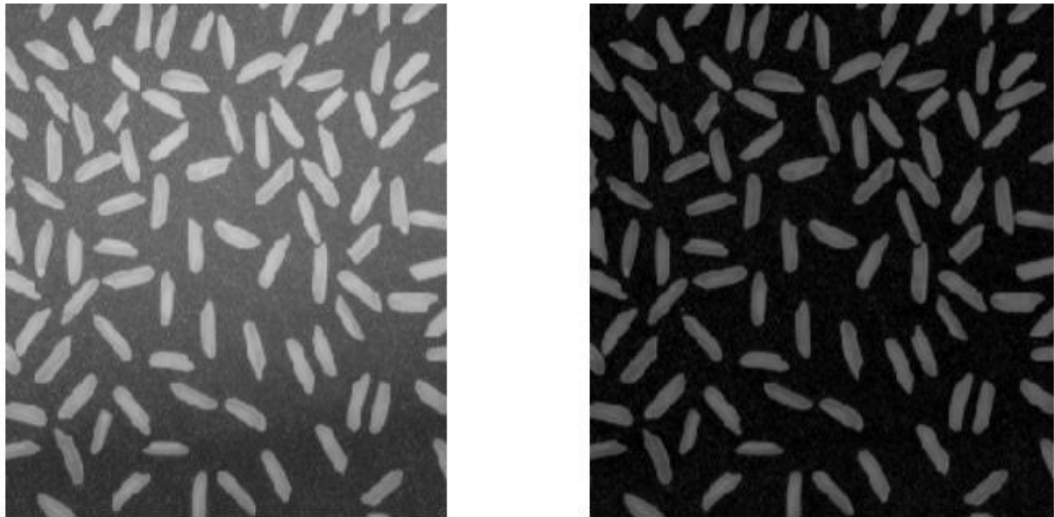


Figura 34. Imagen antes y después de la transformación top-hat [38]

g. Transformación Bottom-Hat

La transformación bottom-hat se utiliza para extraer componentes de la imagen, como la forma de las grietas [39]. La transformación de Bottom- se define dualmente como la diferencia entre la imagen de cierre y la de entrada [38].

La transformada Bottom-Hat de f viene dada por la Ecuación 10:

$$T_b(f) = (f \bullet b) - f \quad (10)$$

Donde $\bullet$ denota la operación de cerradura.

En la Figura 35 se muestra la aplicación de una transformación Bottom Hat a una imagen en escala de grises.

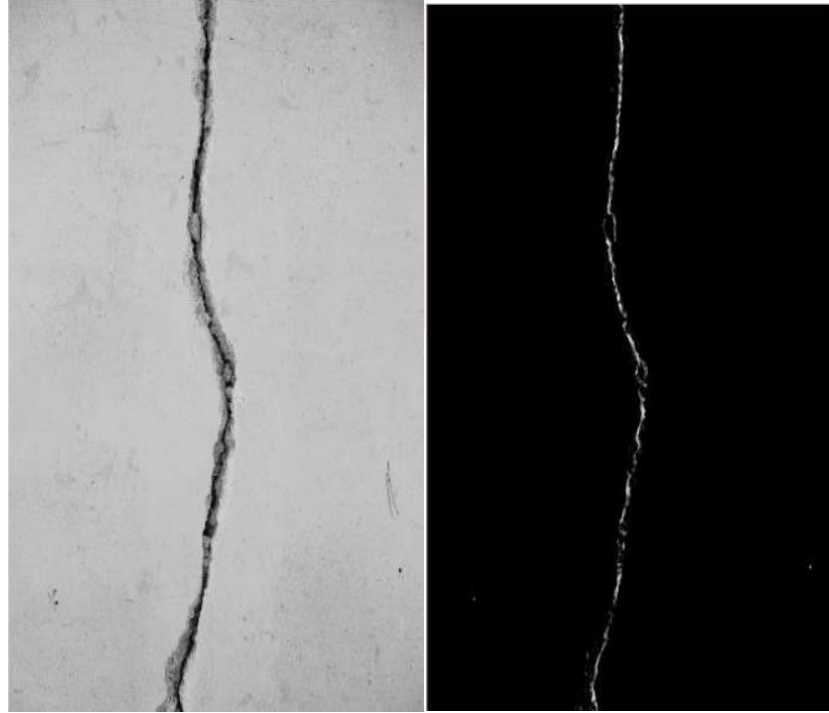


Figura 35. Antes y después de una transformación bottom-hat [39]

h. Transformación Hitmiss

Este es un método para encontrar formas en imágenes. Como ocurre con todos los demás algoritmos morfológicos, se puede definir completamente en términos de dilatación y erosión. En este caso solo erosión [37].

Por lo general, si se busca una forma concreta en una imagen, se diseña dos elementos estructurantes: B_1 que es la forma que buscamos y B_2 que se ajusta alrededor de esa forma [37]. Entonces, se dice que $B = (B_1, B_2)$, y podemos definir la transformación Hitmiss en la Ecuación 11.

$$A \circledast B = (A \ominus B_1) \cap (\bar{A} \ominus B_2) \quad (11)$$

En la Figura 36 nos indica en ejemplo de la aplicación de la transformación Hitmiss a una imagen.

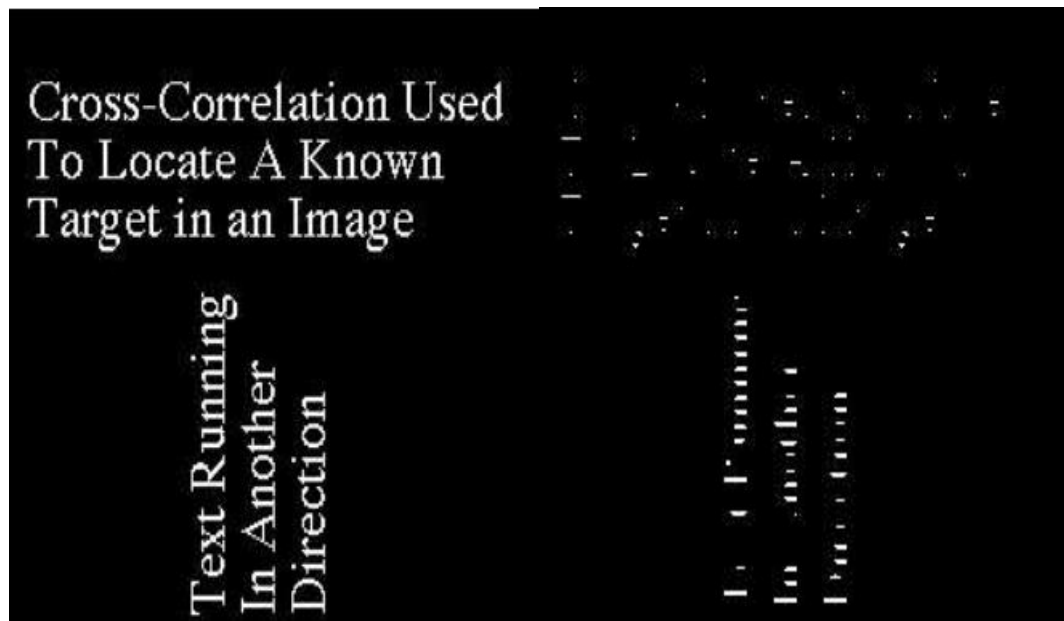


Figura 36. Transformación hitmiss para encontrar la forma de guion en la imagen [37]

1.3.9 Aplicaciones de la morfología matemática

a. *Morfología a niveles de grises*

Los datos disponibles en los sistemas de visión automatizada son una o varias imágenes obtenidas utilizando uno o más sensores. La salida de los sensores es una colección finita de medidas que, con unas pocas excepciones, podemos considerar que son unos valores asociados a un retículo de puntos en una imagen plana bidimensional, que son los píxeles [33].

Denotaremos por $f(x)$, la intensidad observada en el píxel x . Normalmente $0 \leq f(x) \leq 255$. Nuestra información es pues una función de un retículo de puntos a valores enteros no negativos y recibe el nombre de imagen a niveles de gris [33].

El procesamiento de la imagen será un conjunto de transformaciones que nos llevarán de una imagen a otra, dichas transformaciones pueden clasificarse en:

- Anamorfosis: transformación lineal, exponencial, logarítmica, cuadrática, Gaussiana, del coseno, umbralización [31].
- Transformaciones funcionales que no son punto a punto: Ecualización, etc. [31].

Las transformaciones morfológicas en niveles de gris son extensiones de operaciones como dilatación, erosión, apertura y clausura. Se aplica para extraer componentes útiles en la representación y descripción de figuras, extracción de bordes, etc. [33].

b. Extracción de Bordes

El borde de un conjunto, $b(X)$, se consigue erosionando primero X con un elemento estructurante B , y realizando después la diferencia entre X y esa erosión, por tanto, en la Ecuación 12 se obtiene [33]:

$$b(X) = X - (A \ominus B) \quad (12)$$

c. Relleno de Agujeros

Este algoritmo se basa en dilataciones, complementación e intersecciones de conjuntos. Partiendo de un conjunto X , se empieza por un punto P de conjuntos. Partiendo de un conjunto X , se empieza por un punto P de la frontera de este, con el objetivo de rellenar toda la región con 1's y todos los puntos que no sean frontera con 0's. Se asigna a P el valor de 1 para empezar, y el siguiente procedimiento rellena la región con 1's, por tanto, en la Ecuación 13 define este algoritmo como:

$$\begin{aligned} X_k &= \text{Intersección}(D^B(X_{k-1}), A^c); \quad k \\ &= 1, 2, 3, \dots \end{aligned} \quad (13)$$

Donde $X_0 = P$, y B es el elemento estructurante [33].

El algoritmo termina en la etapa k , si $X_k = X_{k-1}$. La intersección de cada etapa con A^c limita el resultado a la región de interés. El conjunto que resulte de la unión de X_k y A será el conjunto relleno y su frontera [33].

d. Esqueletos

Hablamos del esqueleto de un objeto como aquella parte interna, centrada, que proporciona y conserva la forma del objeto. Sea X un conjunto, y $F(x)$ su frontera. Un punto s de X pertenece al esqueleto de X , denotado por $S(X)$, si la distancia Euclídea de s a $F(x)$ se alcanza en por lo menos dos puntos distintos [33]. El proceso de esqueletización erosiona todos los objetos hasta obtener líneas centrales sin cambiar la

estructura esencial de los objetos, como la existencia de huecos y ramas [40]. En la Figura 37 se muestra el proceso de esqueletizar una imagen binaria.

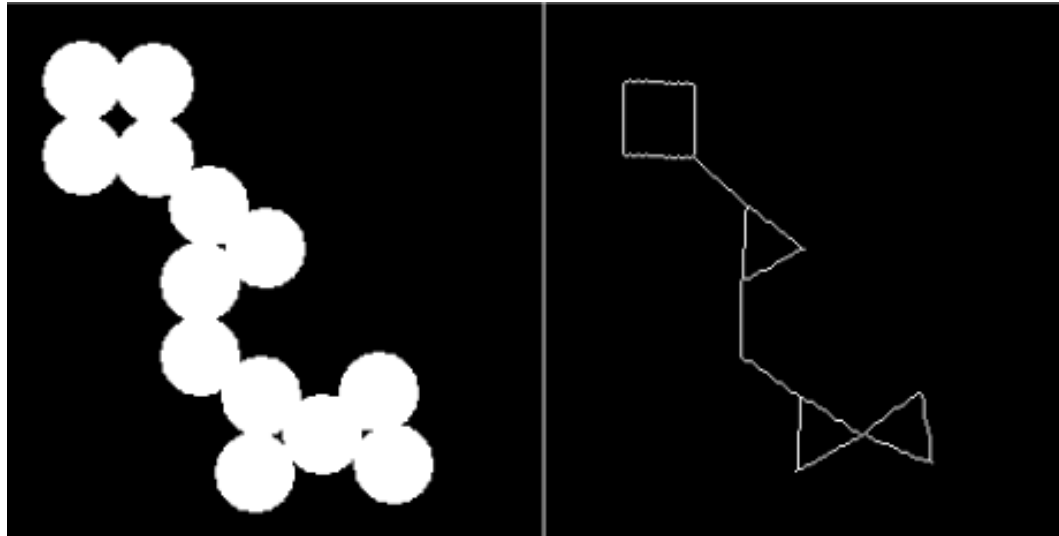


Figura 37. Esqueleto de un objeto

e. Granulometría

La granulometría, dentro del ámbito morfológico, se presenta como una herramienta fundamental para la caracterización detallada de imágenes. Su función principal radica en analizar y definir la distribución de partículas presentes en una imagen, proporcionando así información valiosa sobre el tamaño y la disposición de los elementos que la componen. Este enfoque morfológico facilita la comprensión y la interpretación de la estructura y la textura de la imagen, lo que resulta crucial en diversas aplicaciones, desde el análisis de materiales hasta la segmentación y el procesamiento de imágenes médicas [33].

f. Aplicación en imágenes médicas

Después de haber realizado las investigaciones y evaluaciones correspondientes, en la Tabla 3 se pone a consideración la aplicación de los diversos filtros morfológicos al procesamiento de imágenes médicas que contribuyen a mejoras en la calidad de la imagen, eliminación de ruido y acentuación de detalles.

Tabla 3. Aplicación de filtros morfológicos a imágenes médicas [31] [32] [38] [40]
[41]

Filtro Morfológico	Aplicación
Erosión	<ul style="list-style-type: none"> - Eliminación de impulsos positivo. - Buena preservación de contornos. - No representa complejidad computación en aplicar el filtro. - La erosión morfológica elimina píxeles flotantes y líneas finas de manera que solo quedan los objetos sustantivos. - En escala de grises consigue un efecto de oscurecimiento de la imagen.
Dilatación	<ul style="list-style-type: none"> - Eliminación de impulsos negativos. - Adecuada preservación de contornos. - No representa complejidad computación en aplicar el filtro. - La dilatación morfológica hace que los objetos sean más visibles y rellena los pequeños huecos de los objetos. - En escala de grises, consigue un efecto de abrillantamiento de la imagen.
Cierre o cerradura	<ul style="list-style-type: none"> - Eliminación de impulsos negativos. - Buena preservación de contornos. - Baja desviación (No cambia significativamente la iluminación de una imagen). - El cierre morfológico es útil para rellenar huecos pequeños en una imagen a la vez que se conservan la forma y el tamaño de los huecos y objetos grandes de la imagen. - Supresión del ruido de “pimienta”.
Apertura	<ul style="list-style-type: none"> - Eliminación de impulsos positivos. - Buena preservación de contornos. - Baja desviación. - La apertura morfológica es útil para eliminar objetos pequeños y líneas finas de una imagen, a la vez que se conservan la forma y el tamaño de los objetos más grandes de la imagen. - Supresión del ruido de “sal”.
Gradiente Morfológico	<ul style="list-style-type: none"> - Detección y segmentación de bordes y contornos.
Top – Hat	<ul style="list-style-type: none"> - La transformada top-hat se puede utilizar para mejorar el contraste en una imagen en escala de grises con iluminación no uniforme. - La transformada también puede aislar objetos claros pequeños en una imagen.
Bottom – Hat	<ul style="list-style-type: none"> - La transformada bottom-hat aísla píxeles que son más oscuros que otros píxeles de su entorno. - Se puede utilizar para encontrar depresiones de intensidad en una imagen en escala de grises. - Extraer componentes de la imagen
Hitmiss	<ul style="list-style-type: none"> - Se pueden utilizar para detectar patrones en una imagen. - Detección de objetos curvilíneos

1.4 Objetivos

1.4.1 Objetivo general

Aplicar el procesamiento digital de imágenes a radiografías de tórax mediante de Morfología Matemática para facilitar la identificación de problemas óseos.

1.4.2 Objetivos específicos

- Determinar los fundamentos de la Morfología Matemática aplicadas al procesamiento de imágenes médicas.
- Establecer una base de imágenes radiográficas de tórax disponibles para su análisis.
- Proponer un algoritmo de detección de problemas óseos por medio del procesamiento digital empleando la técnica de Morfología Matemática.
- Implementar el algoritmo propuesto a un grupo de imágenes de la base de datos disponibles

CAPÍTULO II. METODOLOGÍA

2.1 Materiales

Durante el desarrollo del presente estudio, en cuanto a diseño y programación, el lenguaje de programación utilizado fue Python, que operó en el editor de código Sublime Text, la librería principal para el procesamiento es OpenCv y la interfaz fue diseñada mediante la librería PyQt5.

La base de datos correspondiente se obtuvo de BIMCV (Banco de Imágenes Médicas de la Comunidad Valenciana) que nos otorga la autorización de utilizar su base de datos de manera libre con fines investigativos bajo registro previo y solicitud mediante un formulario.

En cuanto a hardware se empleó el equipo portátil con las siguientes características técnicas detalladas en la Tabla 4:

Tabla 4. Especificaciones técnicas del equipo de procesamiento

Característica	Descripción
Equipo	HP Laptop 14-dk1512la
Procesador	AMD Athlon Silver 3050U
Memoria Ram	8.00 GB
Sistema Operativo	Windows 11 Home Single Language
Almacenamiento	Unidad de estado sólido PCIe® NVMe™ M.2 de 256 GB
Tarjeta Gráfica	AMD Radeon Graphics
Pantalla	Pantalla HD (1366 x 768) de 14" (35,6 cm) en diagonal con microbordes, BrightView, 220 nits, 45 % NTSC

Adicionalmente, se requirió de un disco duro de 1 TB como almacenamiento para la totalidad de la base de datos.

2.2 Métodos

2.2.1 Modalidad de la investigación

A continuación, se describe la modalidad de investigación que se aplicó en el desarrollo del proyecto.

El presente estudio gira en torno a la Investigación Aplicada, sustentada por la identificación de un conjunto de dificultades que se presentan en la identificación visual inicial, por parte del médico general o especialista, de anomalías óseas en radiografías de tórax que no se han realizado de manera correcta, afectando significativamente a la calidad de la imagen, donde la presente investigación busca dar solución por medio de una propuesta de procesamiento digital de imágenes, con una técnica de procesamiento específica como es la Morfología Matemática.

De igual forma, se empleó la modalidad de Investigación Bibliográfica Documental, dado que este proyecto demanda un análisis detallado de las características fundamentales tanto en la técnica de procesamiento mediante Morfología Matemática como en la identificación de anomalías óseas en radiografías de tórax. Es esencial realizar un exhaustivo estudio bibliográfico para recopilar la información, definiciones y datos necesarios que respalden y justifiquen los resultados del proyecto de manera precisa.

Se aplicó la investigación de campo, al tener que recopilar información por medio de la observación y entrevista de manera física o virtual con el médico especialista en traumatología, del cual se tendrá que coordinar el tiempo y lugar para llevar a cabo con las actividades.

2.2.2 Población y muestra

Para definir la población del estudio, dirigimos los cálculos al conjunto de 160868 imágenes de rayos X de tórax proporcionado por el Hospital San Juan (España).

a. Población

Como población finita, se definió de manera estratificada de acuerdo con las anomalías óseas a identificar, es decir, se tiene una población definida para la costilla cervical, y otra para la detección de osteocondromas e infarto óseo. De acuerdo con la Tabla 10, se determinó utilizar la totalidad de imágenes radiográficas de proyección postero-anterior disponibles de cada patología, respondiendo a que el número de imágenes que se tiene para cada problema no es suficiente para determinar una muestra. De esta manera, tenemos un total de 81 imágenes para la detección de costilla cervical y 60 imágenes para la detección de encondromas e infarto óseo.

2.2.3 Recolección de información

Para la investigación se utilizará material bibliográfico proveniente de repositorios universitarios locales e internacionales, así como artículos científicos de instituciones reconocidas mundialmente. Las imágenes radiológicas provienen de una base de datos facilitada por el Hospital San Juan (España). Además, se incorporarán datos significativos aportados por un especialista en Traumatología, basados en su criterio, experiencia y conocimiento. En la Tabla 5 se da a conocer los aspectos a considerar en la recopilación de información.

Tabla 5. Recolección de información

Criterio	Descripción
¿Para qué?	Obtención de métodos y técnicas para identificar problemas óseos en radiografías de tórax.
¿De qué personas u objetos?	Colaboración con un especialista en Traumatología para obtener información valiosa y oportuno y la utilización de la base de datos de imágenes de rayos X de tórax del Hospital San Juan (España).
¿Cómo?	Por medio de entrevistas u observaciones.
¿Con que?	A través de la revisión y supervisión continua.
¿Cuándo?	En el período de marzo 2024 a agosto 2024
¿Dónde?	En el consultorio del médico especialista o de manera virtual por video llamada.

2.2.4 Procesamiento y análisis de datos

El presente estudio realizó las siguientes acciones en virtud de efectuar el correcto tratamiento de la información y datos obtenidos, que lleven al alcance de los objetivos planteados y dar solución a la problemática.

- Investigación profunda con el fin de recabar bases suficientes que sustenten la realización del proyecto
- Recolección de la información importante acerca del procesamiento de imágenes mediante Morfología Matemática y anomalías óseas en radiografías de tórax.
- Recopilación de las imágenes radiográficas de Tórax de la base de datos definida.
- Verificación de las imágenes radiográficas de Tórax de la base de datos definida.
- Verificación que la información recopilada sea de calidad y actualizada.
- Análisis de los posibles algoritmos en el tratamiento de imágenes radiografías de tórax a través de Morfología Matemática, para la identificación de anomalías óseas.
- Planteamiento de la propuesta que brinde la mejor solución a la problemática de acuerdo con la información obtenida.

CAPÍTULO III. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

En el transcurso de la ejecución del estudio se realizó los siguientes análisis y se obtuvieron los aportes y resultados descritos a continuación.

3.1 Introducción

Para la obtención de una base de datos de radiográficas de tórax suficientes para el estudio, en principio se enfocó en una búsqueda en centros de salud u hospitales, sin embargo, se tuvieron las siguientes complicaciones:

- Dilatado y difícil proceso de obtención y autorización de uso de radiografías de tórax.
- Patologías poco frecuentes y raras, lo que conlleva un incremento de las imágenes radiográficas para obtener una base suficiente.
- Clasificación extensa de los padecimientos de cada una de las radiografías en base a los reportes médicos.

Por tal motivo se optó por una revisión y búsqueda en la web de una serie de conjuntos y base de imágenes radiológicas suficientes para la investigación, en donde, se encontraron las siguientes alternativas detalladas en la Tabla 6.

Tabla 6. Bases de datos encontradas durante la búsqueda y recopilación de información

Nombre de la base de datos	Institución	Cantidad	Patologías	¿Patologías óseas?	Proyección	Formato	Modificación
NIH Chest X-rays	NATIONAL INSTITUTES OF HEALTH (NIH)	100000	Atelectasis Consolidation Infiltration Pneumothorax Edema Emphysema Fibrosis Effusion Pneumonia Pleural_thickening Cardiomegaly	No	PA/AP	PNG	2018

Nombre de la base de datos	Institución	Cantidad	Patologías	¿Patologías óseas?	Proyección	Formato	Modificación
			Nodule Mass Hernia				
VinBigData Chest X-ray Abnormalities Detection	VINGROUP BIG DATA INSTITUTE	18000	Aortic enlargement Atelectasis Calcification Cardiomegaly Consolidation ILD Infiltration Lung Opacity Nodule/Mass Other lesion Pleural effusion Pleural thickening Pneumothorax Pulmonary fibrosis	No	PA	DICOM	2018
BIMCV PadChest	BIMCV (Medical Imaging Databank of the Valencia Region)	160868	19 diagnósticos diferenciales y 104 localizaciones anatómicas organizadas	Si	PA/AP/L	PNG	2020
Chest X-Ray Images (Pneumonia)	PAUL MOONEY	5863	Normal Pneumonia	No	AP	JPEG	2018

Desde el punto de vista médico y en base a la información investigada se determinó que las patologías óseas a examinar y procesar son las de costilla cervical, encondroma e infarto óseo (en virtud de que comparten características similares que en la mayoría de los casos de radiografía convencional no suelen distinguirse uno del otro [26]), seleccionados principalmente porque son unas de las alteraciones óseas más comunes y frecuentes en el tórax, y se hacen apreciables y detectables en radiografías de tórax, otro factor relevante, es que presentan una cantidad considerable y suficiente en la base de datos establecida para el estudio. En la Tabla 7 se detallan las patologías óseas seleccionadas para el estudio.

Tabla 7. Anomalías óseas detectables en una radiografía convencional de tórax [23]
[20] [42] [43] [44] [24] [45] [27] [46] [29] [30]

Anomalías	Definición	Síntomas	Frecuencia	Gravedad
Costilla supernumeraria o costilla cervical	Se denomina así cuando la parrilla costal presenta más de 24 costillas.	El 70% de los pacientes son asintomáticos. Las manifestaciones clínicas de la/s costilla cervical pueden ser de tipo vascular o nervioso. El diagnóstico de certeza se confirma con una radiografía donde puede observarse el o los arcos costales supernumerarios, forma y tamaño de estos.	Están presentes en menos del 1% de la población. Perteneciendo a la malformación costal más frecuente.	Para síntomas vasculares espasmos arteriales. Para síntomas nerviosos se presentan como dolor y parestesias del miembro superior, que se incrementan durante la noche y al elevar el miembro.
Infarto Óseo	osteonecrosis asépticas localizadas en las metáfisis o diáfisis de los huesos largos, y a veces de los huesos planos, con excepción de las osteonecrosis epifisarias y de los pequeños huesos del tarso y del carpo.	El principal diagnóstico diferencial radiológico es el encondroma. Las radiografías son normales al principio y después muestran zonas de osteocondensación heterogéneas, cuyo aspecto suele ser típico y basta para establecer el diagnóstico.	La afectación de los huesos largos representa la inmensa mayoría de los casos, con una localización mucho más frecuente en los miembros inferiores.	Puede presentar complicaciones como la degeneración maligna a sarcoma óseo y la transformación quística y la infección, motivo por el que se aconseja el seguimiento de los pacientes.
Encondromas	Lesión de estirpe cartilaginosa. El diagnóstico diferencial se realiza principalmente con el infarto óseo el cual presenta un patrón bien definido y de aspecto serpiginoso.	Hallazgo incidental asintomático, en la radiografía simple se observan imágenes esclerosas o calcificaciones moteadas.	Representa la segunda lesión condroide benigna seguida del osteocondroma. Suelen asentarse o localizarse más frecuentemente en los huesos tubulares en un 25 %, siendo el fémur el lugar más frecuente seguido del húmero.	El tratamiento de los encondromas preferiblemente es la extirpación quirúrgica o el tratamiento conservador.

3.2 Análisis del lenguaje de programación

Para establecer el lenguaje de programación con el que se desarrolló el proyecto, se analizaron los lenguajes de programación detallados en la Tabla 8.

Tabla 8. Lenguajes de programación [47] [48] [49] [50]

Aspecto	Python	Java	C++
Sintaxis	Lenguaje simple y fácil de usar	Más verbosa y organizada	Lenguaje imperativo
Paradigma	Multiparadigma	Multiparadigmas	Multiparadigma
Bibliotecas Estándar	Gran biblioteca estándar que admite muchas tareas de programación comunes	Extensa colección de bibliotecas estándar	Bajo número de bibliotecas estándar
Uso común	Automatización, desarrollo de prototipos y otras tareas de programación ad-hoc.	Aplicaciones empresariales	Desarrollo de sistemas operativos y programas de alto rendimiento
Comunidad y soporte	Amplia y activa	Muy amplia y activa	Amplia y activa
Curva de aprendizaje	Baja	Moderada	Muy alta
Costo	Software libre	Software libre	Software libre
Plataforma	Multiplataforma	Multiplataforma	Multiplataforma

A pesar de que cada uno de estos lenguajes de programación contienen múltiples beneficios, se optó por emplear el lenguaje de programación Python debido principalmente a su baja curva de aprendizaje, su lenguaje simple y fácil de usar y que está dirigido a la programación ad-hoc (uso de múltiples algoritmos para resolver un problema) y al desarrollo aplicaciones de automatización, en donde el procesamiento de imágenes está implicado.

3.3 Análisis de la librería principal de procesamiento

Para definir la librería primordial del procesamiento digital para las radiografías de tórax, se tomó en cuenta aquellas librerías que realicen procesamiento de imágenes, en la Tabla 9 se detalla las principales características de las librerías investigadas.

Tabla 9. Librerías para el procesamiento de imágenes [51] [52] [53]

Aspecto	OpenCV	Pillow	Scikit-image
Descripción	OpenCV (Open Source Computer Vision Library) es una biblioteca de software de visión artificial y aprendizaje automático de código abierto.	La biblioteca de imágenes de Python agrega capacidades de procesamiento de imágenes a su intérprete de Python.	Scikit-image es una colección de algoritmos para el procesamiento de imágenes.
Lenguaje principal	Posee interfaces en C++, Python, Java y MATLAB	Python	Python
Licencia	Apache 2.0	PIL	BSD
Soporte de formatos de imagen	Extenso, incluye formatos como JPEG, PNG, TIFF, BMP, DCM, etc.	Moderado, incluye formatos comunes como JPEG, PNG, BMP, GIF, etc.	Extenso, incluye formatos como JPEG, PNG, TIFF, BMP, DCM, etc.
Facilidad de uso	Compleja, enfocada al procesamiento de imágenes y visión por computadora avanzada.	Fácil de utilizar, ideal para aplicaciones de archivo de imágenes y procesamiento por lotes.	Fácil de utilizar, enfocada a la investigación y fines educativos.
Capacidades de procesamiento de imágenes	Extensas, contiene diversas técnicas como filtrado, ecualizado, segmentación, Morfología Matemática, entre otros.	Básicas, permite crear miniaturas, convertir entre formatos de archivo, imprimir imágenes, etc.	Extensas, contiene diversas técnicas como filtrado, ecualizado, segmentación, Morfología Matemática, entre otros.
Comunidad y documentación	Amplia documentación y comunidad activa.	Moderada documentación y comunidad activa.	Buena documentación y comunidad activa.
Rendimiento	Alto rendimiento, optimizado para aplicaciones en tiempo real.	Aceptable, ideal para aplicaciones básicas, no permite el procesamiento en tiempo real.	Excelente para el procesamiento y análisis, no está optimizado para aplicaciones en tiempo real.
Plataforma	Multiplataforma	Multiplataforma	Multiplataforma
Escalabilidad	Alta, puede integrarse con otras bibliotecas y proyectos como TensorFlow, PyTorch, ROS.	Baja, generalmente utilizada para tareas aisladas de manipulación de imágenes.	Moderada, puede integrarse con proyectos científicos y de investigación.

Las librerías por excelencia para el procesamiento de imágenes son OpenCV y Scikit-image, no obstante, la que marca diferencia en este ámbito es OpenCV al contar con una cantidad variada y extensa de recursos y técnicas de procesamiento avanzadas (entre ellos la Morfología Matemática), y ser desarrollada con la finalidad de crear aplicaciones que empleen visión por computadora lo que expone su alta capacidad de procesamiento, así también usa diversas extensiones de archivos entre ellos el formato para las imágenes radiológicas (.dcm). Por tal motivo, OpenCV es la librería encargada del procesamiento de imágenes de la presente investigación.

3.4 Esquema del algoritmo de detección de patologías ósea

En la Figura 38 se indica la estructura del algoritmo propuesto para la identificación de anomalías óseas.

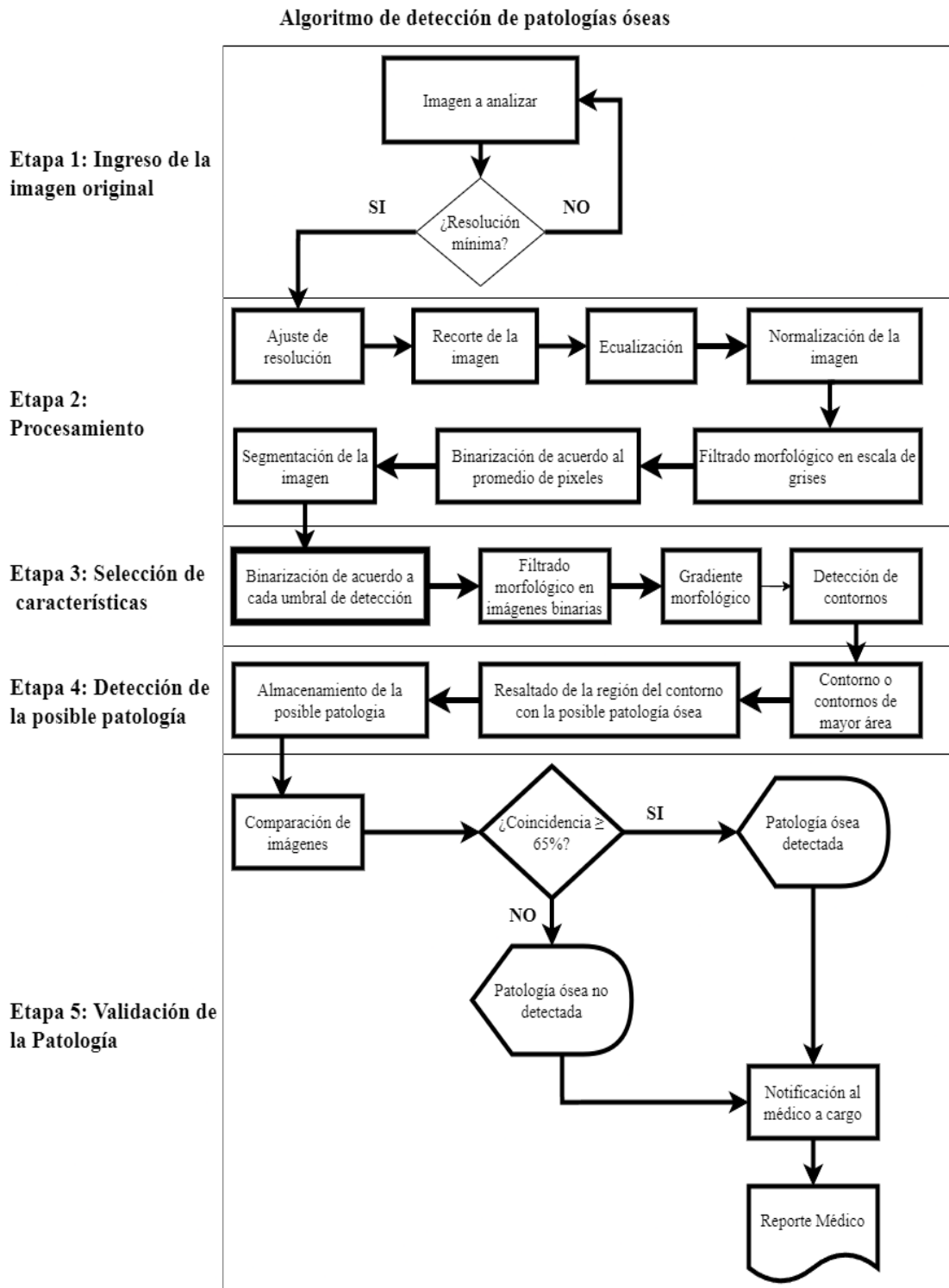


Figura 38. Esquema general del algoritmo propuesto

3.4.1 Etapa 1: Ingreso de la imagen bruta

Esta etapa está caracterizada por el ingreso de la imagen radiográfica original a analizar, y por la verificación del cumplimiento de la resolución mínima aceptada para cada patología, caso contrario, la imagen no podrá continuar a la etapa 2.

3.4.2 Etapa 2: Procesamiento de la imagen

En esta etapa del algoritmo, las imágenes ingresadas son sometidas al siguiente orden de procesamiento:

- Ajuste de resolución (`cv2.resize()`).
- Recorte de la imagen de acuerdo con la región de interés.
- Ecualización (`cv2.equalizeHist()`)
- Normalización (`cv2.meanStdDev()`)
- Filtrado Morfológico en escala de grises (`cv2.morphologyEx()`)
- Binarización de la imagen de acuerdo con el promedio de píxeles (`cv2.threshold()`)
- Segmentación de la imagen (`cv2.bitwise_and()`)

3.4.3 Etapa 3: Selección de características

Esta etapa permite obtener las regiones de interés en donde se encuentra contenida la patología. La imagen resultante de la etapa 2 se la convierte a una imagen binaria de acuerdo con cada rango de detección definido para cada una de las imágenes de referencia establecidas en las Tablas Tabla 12, Tabla 13, Tabla 14 y Tabla 15. Las instrucciones realizadas son las siguientes.

- Binarización de acuerdo a cada umbral de detección `cv2.inRange(img_con_mascara, umbral_bajo, umbral_alto)`.
- Filtrado Morfológico en escala binaria (`cv2.morphologyEx()`)
- Gradiente Morfológico (`cv2.MORPH_GRADIENT`)
- Detección de contornos (`cv2.findContours()`)

3.4.4 Etapa 4: Detección de la posible patología

Consiste en localizar y resaltar solo la zona que pertenece a la posible anomalía ósea, ese proceso se realiza con cada umbral de detección, y una vez resaltado guardar cada contorno en una carpeta para su comparación en la siguiente etapa.

Los procesos establecidos para el caso de Costilla Cervical son:

- Contorno de mayor área (`max(contours, key=cv2.contourArea)`)
- Resaltado de la patología (`cv2.drawContours()`, `cv2.cvtColor()`)
- Almacenamiento de la imagen con la posible patología (`cv2.imwrite()`).

Los procesos establecidos para el caso de Encondroma/Infarto Óseo son:

- Organizar los contornos en forma descendente (`sorted(contours, key=cv2.contourArea, reverse=True)`)
- Seleccionar el segundo (`contornos_filtrados[2:3]`) o tercer contorno (`contornos_filtrados[2:3]`) de mayor área según el umbral de detección.
- Resaltado de la patología (`cv2.drawContours()`, `cv2.cvtColor()`)
- Almacenamiento de la imagen con la posible patología (`cv2.imwrite()`).

3.4.5 Etapa 5: Validación de la patología detectada

En esta etapa del proceso, se compara la imagen de la posible patología detectada con cada una de las patologías obtenidas de las imágenes de referencia, el valor de coincidencia mínimo para ser aceptada como patología es del 65% de similitud, caso contrario, la patología se descarta, situaciones que son informadas al médico a cargo para la redacción del informe médico correspondiente.

3.5 Resultado de la base de datos seleccionada para el desarrollo del trabajo de investigación

Basándose en la Tabla 6, la base de datos seleccionada para la investigación es la otorgada por BIMCV (Medical Imaging Databank of the Valencia Region), principalmente por ser la única en contener diversas “patologías óseas raras”, presentar el mayor número de imágenes radiológicas etiquetadas, poseer el año de modificación más cercano al actual (2020) y presentar las tres proyecciones convencionales de radiografías tórax (AP, PA y L), adicionalmente, la utilización de la base de datos es de uso libre con fines específicamente investigativos con previo registro y solicitud mediante un formulario. En la Tabla 10 se indica la información con la que cuenta la base de datos seleccionada.

Tabla 10. Propiedades de la base de datos BIMCV PadChest

Característica	Descripción
Cantidad de imágenes	160868
URL	https://bimcv.cipf.es/bimcv-projects/padchest/
Organización	BIMCV (Medical Imaging Databank of the Valencia Region)
Informes Médicos	Los informes se etiquetaron con 174 hallazgos radiográficos diferentes, 19 diagnósticos diferenciales y 104 localizaciones anatómicas organizadas como una taxonomía jerárquica asignada a la terminología estándar del Sistema de Lenguaje Médico Unificado (UMLS).
Licencia	El uso de este conjunto de imágenes es gratuito para los investigadores. Los investigadores que deseen hacer uso de la base de datos completa, deben solicitar formalmente el acceso.
Tipo de examen	Radiografía de tórax
Etiquetas Principales	Otorgados por el formato DICOM: StudyDate, PatientSex, ViewPosition, Modality, Manufacturer, PhotometricInterpretation, PixelRepresentation, Data representation of the pixel samples, PixelAspectRatio, SpatialResolution, BitsStored, WindowCenter, WindowWidth, Rows, Columns, XRayTubeCurrent, X-ray Tube Current, ExposureTime, Duration of x-ray exposure, Exposure, ExposureInuAs, RelativeXRayExposure.

Característica	Descripción
Etiquetas Secundarias	Información adicional procesada: ImageID, ImageDir, StudyID, PatientID, PatientBirth, Projection, Pediatric, MethodProjection, ReportID, Report, MethodLabel, Labels, Localizations, LabelsLocalizationBySentence, LabelCUIIS, LocalizacionsCUIIS.
Proyecciones	AP/PA/L
Investigadores	Aurelia Bustos, Antonio Pertusa, Jose María Salinas, María de la Iglesia Vayá
Formato de Imagen	PNG
Resolución	Varía en cada imagen
Contenido	<ul style="list-style-type: none"> • 52 archivos zip diferentes. Para cada uno de los archivos hay un archivo *.unzip-l.txt correspondiente con la lista de archivos dentro del archivo. • Archivo Verify_Zips_ImageCounts.csv.xlsx le permite verificar el nombre de los zips y la cantidad de imágenes en cada uno. • Archivos PADCHEST_chest_x_ray_images_labels_160K_01.02.19.csv.gz es el archivo de valores comprimido y formateado separado por comas que contiene todos los metadatos relacionados con los archivos que componen el conjunto de datos. Entre ellos, la columna ImageID es el nombre del archivo, mientras que la columna ImageDir es el nombre del archivo zip que lo contiene, sin la extensión .zip. • Los archivos sha1sums.txt y sha1sums-b.txt tienen las sumas SHA1 de todos los archivos y metadatos de este conjunto de datos, así como los archivos *.unzip-l.txt y LICENSE.md.

A partir de la base de datos definida en la Tabla 10 y con los reportes médicos proporcionados por el archivo PADCHEST_chest_x_ray_images_labels_160K_01.02.19.csv.gz, se clasificó y estableció para su análisis un conjunto de imágenes pertenecientes a las patologías de costilla cervical, encondroma o infarto óseo. En la Tabla 11 se describen sus características.

Tabla 11. Base de datos establecida para el estudio

Característica	Descripción	
Cantidad de imágenes	141 imágenes radiográficas	81 imágenes referentes a Costilla Cervical
		60 imágenes referentes a Encondroma e Infarto Óseo
Proyección	Postero-anterior (PA)	
Formato de la Imagen	PNG	
Resolución	Varía en cada imagen	

Es importante mencionar que el tipo de proyección seleccionada para el estudio es la postero-anterior (PA), debido a que como se detalla en la Tabla 1, es una de las proyecciones más comunes y habituales realizadas a los pacientes en centros médicos.

3.6 Resultados de la interfaz gráfica

Para que el proceso se realice de manera intuitiva y completa, como se observa en la Figura 39 se diseñó una interfaz gráfica, que permita al médico procesar la imagen radiográfica del paciente de manera sencilla y sin confusiones, que brinde al paciente el diagnóstico inmediato y oportuno.



Figura 39. Interfaz gráfica diseñada

La interfaz gráfica está distribuida en cuatro elementos principales; el primero es un botón destinado para seleccionar la ubicación de la imagen que se desea analizar (las imágenes soportadas por el programa son de tipo .png y .dcm), el segundo elemento es un conjunto de opciones de las patologías, el tercer apartado consta de un botón (ANALIZAR) encargado de iniciar la ejecución del algoritmo, en el apartado en blanco de color rosa se notifica el resultado del procesamiento, finalmente el cuarto elemento consta de un botón (REPORTE) encargado de dar inicio con la redacción del reporte médico en base a los resultados mostrados por el algoritmo..

3.7 Resultados del procesamiento de las imágenes de referencia

Para que el algoritmo pueda funcionar es necesario obtener imágenes de referencia de la patología resaltada en diferentes perspectivas, debido a que existen radiografías que contienen posturas diferentes del cuerpo, adicionalmente la patología especialmente en costilla cervical varía en su tamaño y forma, y esto produce que la densidad del

hueso también se vea afectado y cambie su valor. En la Figura 40 se muestran dos radiografías con la condición de costilla cervical que son diferentes en su forma y tamaño.

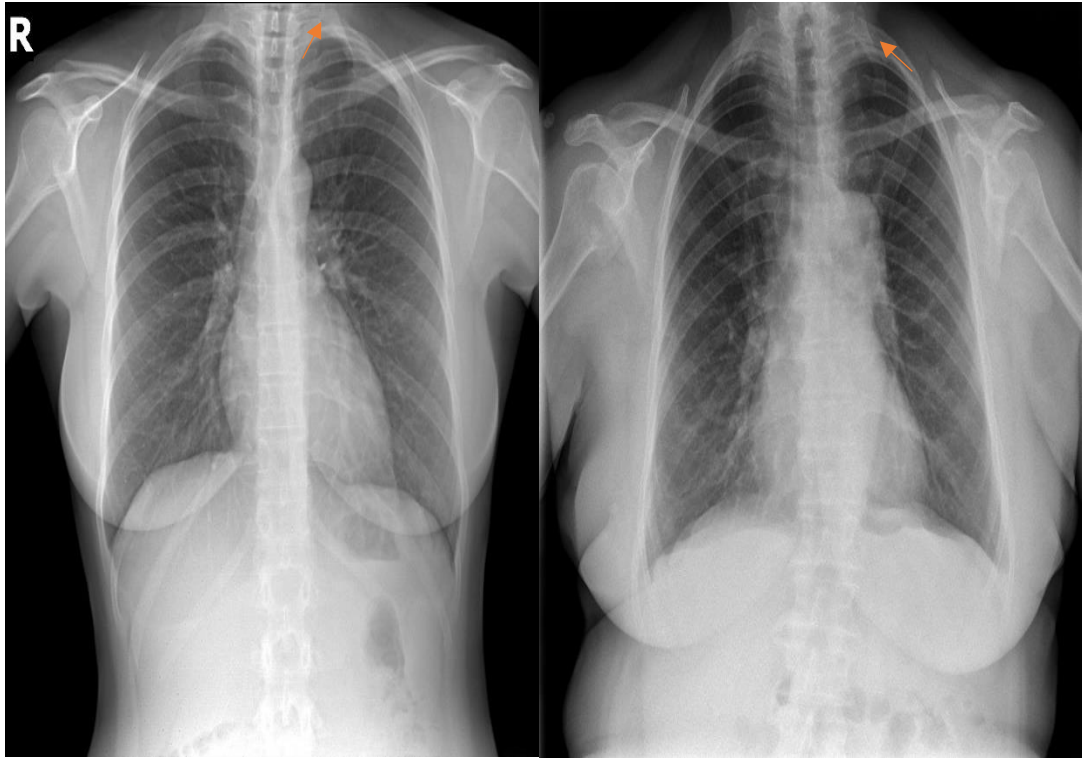


Figura 40. Radiografías que presentan costilla cervical en diferentes tamaño y forma

Por lo tanto, con la supervisión del médico especialista (Traumatólogo) y el informe detallado de cada radiografía obtenida de la base de datos, se estableció el rango de valores o umbrales altos y bajos de los píxeles (en escala de grises para imágenes de 8 bits) que contengan el hueso perteneciente a cada patología analizada, a estas imágenes de referencia se aplican las etapas 1, 2 del algoritmo y a base de prueba y error se determinó el umbral correcto, con el fin de que la posible patología resaltada de la imagen de entrada posea una similitud igual o mayor a un 65% con cada una de las patologías de referencia y sea diagnosticada correctamente.

3.7.1 Imágenes de referencia para la patología de costilla cervical

Para la obtención de las imágenes de referencia, para la patología de costilla cervical se clasificó de acuerdo con lado en el que aparece la patología, de esta forma se obtiene imágenes de referencia que presentan costilla cervical en el lado derecho y en el lado

izquierdo, que se seleccionó en base a la Tabla 19. Y de esta manera ser capaces de detectar las tres patologías pertenecientes a costilla cervical:

- Costilla cervical derecha
- Costilla cervical izquierda
- Costilla cervical bilateral

De manera que se establecieron un total de 22 imágenes de referencia, en la Tabla 12 se indican las imágenes con sus respectivos umbrales de detección.

Tabla 12. Imágenes de referencia para la condición de costilla cervical en el lado derecho

#	Nombre	Umbral
1	_02-082-012	155 – 176
2	_5byeo2	100 – 160
3	_ksky48	129 – 160
4	_7zeatr	100 – 145
5	_00-086-061	155 - 196
6	_01-012-175	159 – 190
7	_y1kqx2	139 – 173
8	_6zqkz0	120 – 145
9	_m43lle	126 – 176
10	_vmhp7t	192 – 202
11	_00-123-155	144 – 197
12	_03-173-129	121 – 175
13	_03-127-033	129 – 155
14	_00-160-150	150 – 185
15	_00-185-120	160 – 195
16	_00-117-021	130 – 162
17	_00-135-002	105 – 130
18	_00-199-074	155 – 210
19	_02-062-028	195 – 230
20	_02-026-172	210 – 238
21	_38v1n0	60 – 130
22	_fgq4o2	140 – 165

Las 22 imágenes de referencia procesadas son almacenadas en una carpeta, para emplearlas posteriormente.

En la Figura 41 se aprecia las imágenes utilizadas como referencias para costilla cervical en el lado derecho que fueron procesadas.



Figura 41. Imágenes de referencia procesadas de la patología costilla cervical en el lado derecho

Para el caso de costilla cervical en el lado izquierdo se establecieron 14 umbrales de detección, en la Tabla 13 se ponen de manifiesto su valor en escala de grises con el nombre de la imagen procesada.

Tabla 13. Imágenes de referencia para la condición de costilla cervical en el lado izquierdo

#	Nombre	Umbral
1	_00-086-061	155 – 176
2	_i06ryv	100 – 160
3	_5byeo2	129 – 160
4	_00-199-074	100 – 145
5	_01-004-023	155 – 196
6	_00-082-069	159 – 190
7	_01-151-089	126 – 176
8	_01-012-175	192 – 202
9	_02-057-134	127 – 164
10	_00-136-183	130 – 162
11	_03-148-178	191 – 200
12	_vmhp7t	155 – 210
13	_00-057-192	195 – 230
14	_00-177-071	210 – 238

En la Figura 42 se aprecia las imágenes utilizadas como referencias para la anomalía de costilla cervical en el lado izquierdo que fueron procesadas.



Figura 42. Imágenes de referencia procesadas de la patología costilla cervical en el lado izquierdo

3.7.2 Imágenes de referencia para la patología de encondroma o infarto óseo

Para la obtención de las imágenes consideradas como referencia para esta patología se seleccionó en base a la Tabla 23. Consecuentemente para el caso de encondroma o infarto óseo en el lado derecho, en la Tabla 14 se detallan 9 umbrales de detección establecidos en escala de grises con sus siguientes características complementarias.

Tabla 14. Imágenes de referencia procesadas para la condición de encondroma e infarto óseo lado derecho

#	Nombre	Umbral	Contorno Detectado
1	_6zn76a	1 – 255	Segundo contorno más grande
2	_03-194-096	1 – 255	Tercer Contorno más grande
3	_fbjstn	2.65*mediana de píxeles - 255	Segundo contorno más grande
4	_9vik9s	1.26*promedio de píxeles – 255	Tercer Contorno más grande
5	_00-116-065	1.9*mediana de píxeles – 255	Segundo contorno más grande
6	_01-197-195	2.2*mediana de píxeles - 255	Tercer Contorno más grande
7	_00-159-144	100 – 255	Tercer Contorno más grande
8	_00-174-017	0.898*promedio de pixeles - 255	Tercer Contorno más grande
9	_3uiy4j	promedio de pixeles – 2* promedio de pixeles	Tercer contorno más grande

En la Figura 43 se aprecian las imágenes utilizadas como referencias para la anomalía de encondroma o infarto óseo en el lado derecho que fueron procesadas.

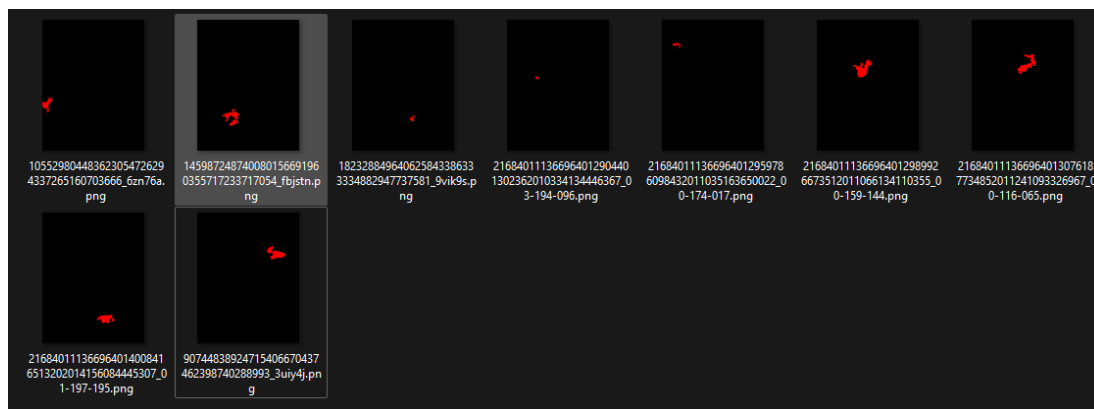


Figura 43. Imágenes de referencia procesadas de la patología encondroma o infarto óseo en el lado derecho

Por otra parte, para la misma condición en el lado izquierdo, en la Tabla 15 se detallan 9 umbrales de detección en escala de grises con sus características complementarias.

Tabla 15. Imágenes de referencia procesadas para la condición de encondroma e infarto óseo lado izquierdo

#	Nombre	Umbral	Contorno Detectado
1	_01-081-162	1 – 255	Segundo contorno más grande
2	_01-002-042	$2.65 \times \text{mediana de píxeles} - 255$	Segundo contorno más grande
3	_koz7ia	$1.26 \times \text{promedio de píxeles} - 255$	Segundo contornos más grande
4	_00-169-197	$1.8 \times \text{mediana de píxeles} - 255$	Segundo contorno más grande
5	_00-106-024	$2.2 \times \text{mediana de píxeles} - 255$	Tercer contorno más grande
6	_02-035-016	$\text{Promedio de píxeles} - 2.15 \times \text{promedio de píxeles}$	Segundo contorno más grande
7	_00-069-149	$1.8 \times \text{promedio de píxeles} - 255$	Tercer contorno más grande
8	_01-047-163	$\text{Promedio de píxeles} - 1.9 \times \text{promedio de píxeles}$	Tercer contorno más grande

En la Figura 44 se aprecia las imágenes utilizadas como referencias para la anomalía de encondroma o infarto óseo en el lado izquierdo que fueron procesadas.

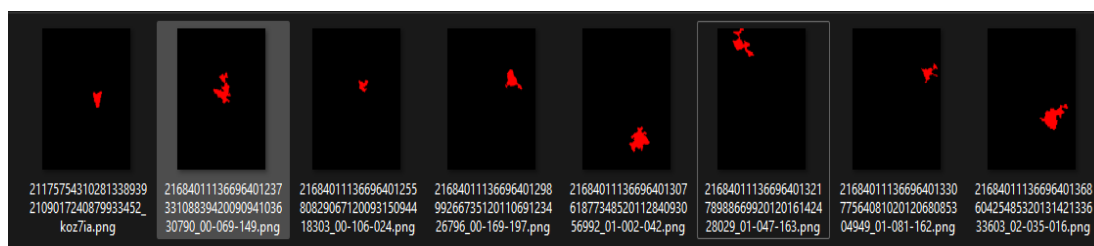


Figura 44. Imágenes de referencia procesadas de la patología encondroma o infarto óseo en el lado izquierdo

3.8 Resultados del algoritmo de detección

3.8.1 Etapa 1: Ingreso de la imagen bruta

a. Análisis de la resolución de las imágenes radiográficas pertenecientes a la patología costilla cervical

En la Tabla 16 se muestran las resoluciones que tienen las 81 imágenes radiográficas postero-anterior obtenidas de la base de datos detallada en la Tabla 10, pertenecientes a la anomalía costilla cervical.

Tabla 16. Resoluciones de las radiografías referentes a costilla cervical

#	Nombre	Resolución	#	Nombre	Resolución	#	Nombre	Resolución
1	_e3mjue	(3732, 2972)	28	_01-012-175	(3520, 4280)	55	_00-071-017	(3000, 3000)
2	_5byeo2	(2331, 2491)	29	_01-030-048	(1836, 1796)	56	_00-130-186	(1840, 1924)
3	_7zeatr	(1584, 1616)	30	_01-004-023	(3000, 2992)	57	_00-020-094	(1664, 1876)
4	_y1kqx2	(1748, 1916)	31	_01-157-190	(1292, 1772)	58	_00-199-074	(3520, 4280)
5	_59kl1s	(2689, 3000)	32	_01-127-067	(3520, 4280)	59	_00-135-002	(1716, 1796)
6	_m43lle	(2608, 2798)	33	_01-089-153	(1828, 1884)	60	_00-160-150	(2750, 3000)
7	_vmhp7t	(1724, 1892)	34	_01-143-135	(1856, 1780)	61	_00-148-067	(1908, 1984)
8	_0dtv85	(2468, 2288)	35	_01-021-132	(3000, 3000)	62	_00-117-021	(2000, 2000)
9	_ksky48	(1644, 1364)	36	_01-021-014	(1996, 2000)	63	_00-086-061	(1592, 1804)
10	_24z23y	(3000, 3000)	37	_01-054-017	(2999, 3000)	64	_00-037-188	(1836, 1800)
11	_38v1n0	(1520, 1376)	38	_01-126-196	(1848, 1820)	65	_00-022-183	(3000, 3000)
12	_fgq4o2	(1676, 1960)	39	_03-144-154	(1924, 1784)	66	_00-177-071	(1664, 1788)
13	_6zqkz0	(1924, 2000)	40	_03-160-194	(1716, 1740)	67	_00-185-120	(1952, 1996)
14	_hnbvl5	(1676, 1860)	41	_03-127-033	(1630, 1992)	68	_00-093-077	(1720, 1792)
15	_isz2ow	(1684, 1512)	42	_03-170-117	(2953, 3000)	69	_00-136-183	(1756, 1760)
16	_02-057-134	(3520, 4280)	43	_03-173-129	(1284, 1872)	70	_00-163-068	(1740, 1852)
17	_02-026-172	(1920, 1916)	44	_03-182-135	(1976, 2000)	71	_00-163-143	(2000, 2000)
18	_02-082-012	(1972, 1948)	45	_03-131-001	(1776, 1732)	72	_00-126-142	(1744, 1624)
19	_02-069-013	(1816, 1756)	46	_03-167-078	(1992, 1900)	73	_00-077-181	(1640, 1836)
20	_02-004-005	(1760, 2140)	47	_03-126-095	(1636, 1920)	74	_04-005-153	(2525, 2828)
21	_02-062-028	(1496, 1732)	48	_03-126-141	(3520, 4280)	75	_02-092-064	(1760, 2140)
22	_02-074-071	(1696, 1776)	49	_03-171-115	(2000, 2000)	76	_01-034-028	(2890, 3000)
23	_02-088-107	(1724, 1884)	50	_00-123-155	(1928, 2000)	77	_03-148-178	(2830, 2830)
24	_02-009-057	(1672, 1660)	51	_00-057-192	(2000, 1812)	78	_00-033-176	(2994, 2903)
25	_02-126-001	(1588, 1452)	52	_00-139-080	(1672, 2000)	79	_00-128-030	(2285, 2319)
26	_01-151-089	(1584, 1672)	53	_00-180-132	(1788, 1896)	80	_00-196-128	(3016, 3376)
27	_01-156-070	(1708, 1756)	54	_00-082-069	(2923, 2668)	81	_i06ryv	(2592, 2567)

Con todas las resoluciones obtenidas por la base de datos establecidas en la Tabla 16, se obtiene el valor mínimo en alto y ancho, y se define la resolución estándar que tendrán todas las imágenes, establecida en 1284x1364 para esta patología.

b. Análisis de la resolución de las imágenes radiográficas pertenecientes a la patología de encondroma o infarto óseo.

En la Tabla 17 se muestran las resoluciones que tienen las 60 imágenes radiográficas obtenidas de la base de datos detalladas en la Tabla 10, pertenecientes a la anomalía encondroma o infarto óseo.

Tabla 17. Resoluciones de las imágenes referentes a encondroma o infarto óseo.

#	Nombre	Resolución	#	Nombre	Resolución	#	Nombre	Resolución
1	_6zn76a	(2356, 2592)	22	_01-002-042	(2730, 2950)	43	_02-035-016	(1744, 1976)
2	_y91od4	(2603, 2820)	23	_01-008-027	(2000, 2000)	44	_02-099-178	(1972, 1976)
3	_fbjstn	(2620, 2672)	24	_01-039-118	(1872, 1956)	45	_02-080-084	(1716, 1864)
4	_9vik9s	(2461, 2800)	25	_01-048-048	(1880, 2000)	46	_01-197-195	(1732, 1832)
5	_koz7ia	(2597, 2556)	26	_01-047-163	(1772, 1976)	47	_5fllzs	(2850, 2834)
6	_00-069-149	(2000, 1968)	27	_01-045-183	(1808, 1960)	48	_eh7s2y	(3000, 3000)
7	_00-037-099	(1336, 1724)	28	_01-046-168	(3000, 3000)	49	_acdpgv	(1660, 1988)
8	_00-106-024	(1664, 1744)	29	_01-081-162	(3520, 4280)	50	_dme713	(2466, 2828)
9	_03-182-037	(1976, 2000)	30	_01-084-178	(2986, 2990)	51	_xqa60p	(2426, 2646)
10	_03-135-037	(1704, 1940)	31	_01-112-192	(3000, 3000)	52	_ym6i39	(2566, 2829)
11	_03-126-094	(1676, 1744)	32	_01-069-108	(1840, 1964)	53	_yacd3g	(2642, 2825)
12	_03-194-096	(1692, 1880)	33	_01-152-049	(1652, 1644)	54	_ln803r	(2779, 2974)
13	_00-174-017	(1676, 1608)	34	_01-057-003	(1720, 1944)	55	_ivbvju	(2580, 2616)
14	_00-159-144	(1564, 1652)	35	_01-055-166	(3000, 3000)	56	_b2qoa	(2386, 2595)
15	_00-169-197	(2000, 1972)	36	_01-052-159	(2994, 3000)	57	_bskh9g	(2863, 2837)
16	_00-159-005	(1884, 1976)	37	_01-129-143	(1884, 2000)	58	_7czew7	(2472, 2704)
17	_00-148-023	(1900, 1872)	38	_01-129-190	(1804, 1788)	59	_3uiy4j	(2866, 3000)
18	_01-016-152	(1840, 2000)	39	_02-064-086	(1888, 2000)	60	_6k86qv	(3000, 3000)
19	_00-116-065	(3520, 4280)	40	_02-068-135	(1600, 1792)			
20	_00-138-023	(1468, 1624)	41	_02-055-102	(1796, 1876)			
21	_00-199-176	(2827, 3000)	42	_02-049-018	(2733, 3000)			

Con todas las resoluciones obtenidas por la base de datos, se obtiene el valor mínimo en alto y ancho, y se define la resolución estándar que tendrán todas las imágenes, establecida en 1336x1608 para estas patologías.

3.8.2 Fase 2: Procesamiento de la imagen

a. Ajuste de resolución

Se establece una resolución normalizada para todas las radiografías que ingresan al procesamiento, este valor está definido en 2140x1760 que cumple con la resolución mínima aceptada en la etapa 1, el ajuste de resolución se realiza mediante el comando: `imagen = cv2.resize(imagen, (2140,1760))`.

b. Recorte de la imagen

Se identifica la zona en donde aparece la anomalía ósea (`cv2.rectangle(imagen, (coordenadas_recorte[0], coordenadas_recorte[1]), (coordenadas_recorte[2], coordenadas_recorte[3]), (0, 255, 0), 2)`) y a continuación la zona resaltada es recortada a través del comando: `region_recortada = imagen[coordenadas_recorte[1]:coordenadas_recorte[3], coordenadas_recorte[0]:coordenadas_recorte[2]]`. En las Figuras Figura 45 y Figura 46 se observa el resultado de este proceso.

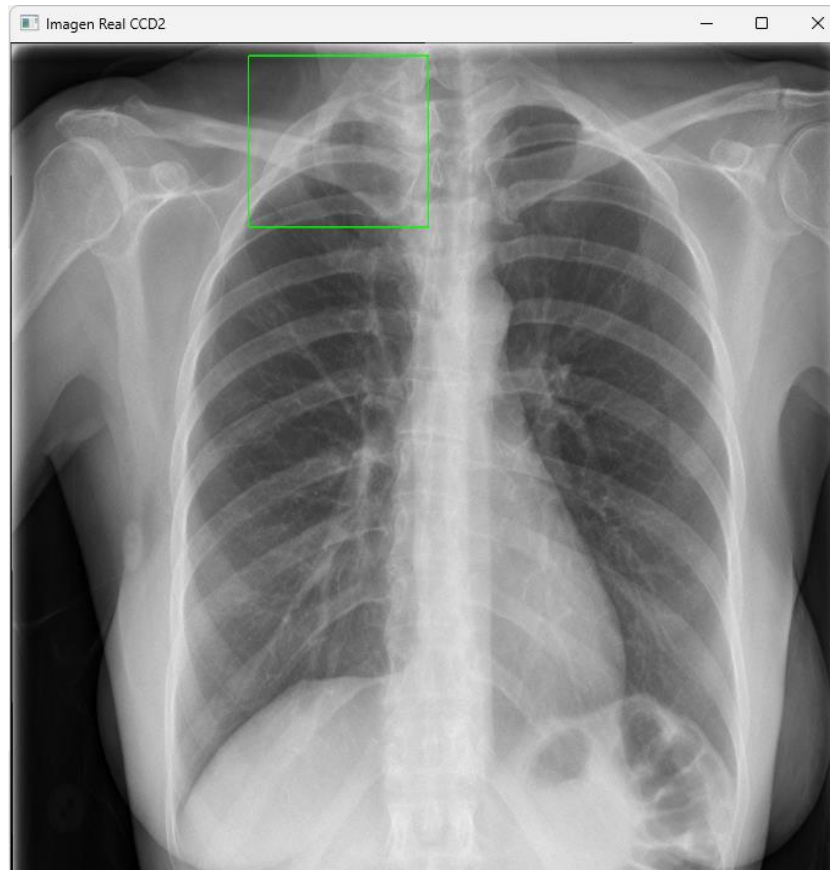


Figura 45. Imagen de tamaño original, con la zona de interés resaltada

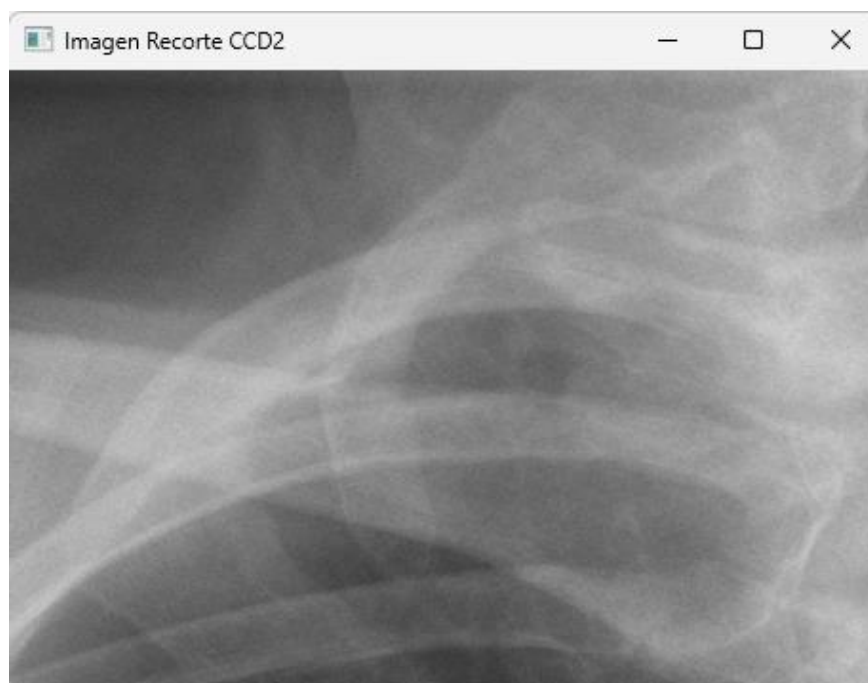


Figura 46. Imagen recortada de acuerdo con el área de interés de la patología

c. Ecualización

A la imagen recortada, se le aplica una ecualización tradicional (`cv2.equalizeHist(imagen)`) como se indica en la Figura 47.



Figura 47. Imagen ecualizada

d. Normalización de la imagen

Con el fin de ajustar los valores de píxel de todas las imágenes a una escala definida, se normaliza aplicando el método de media cero y varianza unitaria, que consiste en el cálculo de la media de píxeles y la desviación estándar de la imagen ecualizada (`mean, std_dev = cv2.meanStdDev(img_mejor)`), para después normalizar la imagen restándole la media y dividiendo por la desviación estándar (`normalized_image = (img_mejor - mean) / std_dev`), lo que significa que los valores de los píxeles tienen una media de 0 y una desviación estándar de 1. El resultado se observa en la Figura 48.



Figura 48. Imagen normalizada

e. Filtrado morfológico en escala de grises

Con la imagen normalizada, se establece la forma del elemento estructurante que en OpenCv puede ser en forma de Cruz, Elipse o Rectangular (`cv2.MORPH_RECT`, `cv2.MORPH_ELLIPSE`, `cv2.MORPH_CROSS`), y el tamaño de la matriz que este elemento estructurante ocupará en la imagen denominado Kernel (`kernel1=cv2.getStructuringElement(shape,ksize)`), y se aplica en primer lugar el filtros morfológicos en escala de grises de cerradura (`closing_ImgNormalizada = cv2.morphologyEx(normalized_image,cv2.MORPH_CLOSE,kernel2)`), y después a la imagen filtrada se aplica el filtro de apertura (`opening_ImgNormalizada = cv2.morphologyEx(opening_ImgNormalizada,cv2.MORPH_OPEN,kernel2)`). En las Figuras Figura 49 y Figura 50 se aprecian el resultado de este procesamiento.



Figura 49. Cerradura de la imagen normalizada



Figura 50. Apertura de la imagen normalizada

f. Binarización de la imagen de acuerdo con el promedio de píxeles

Con la imagen que obtiene después de aplicar el filtro de apertura se calcular el promedio de píxeles de toda la imagen (`promedio = np.mean(opening_ImgNormalizada)`), y tomando dicho valor como límite la imagen es binarizada (`binary_imageProm = cv2.threshold(opening_ImgNormalizada, promedio_píxeles, 255, cv2.THRESH_BINARY)`) como se indica en la Figura 51.

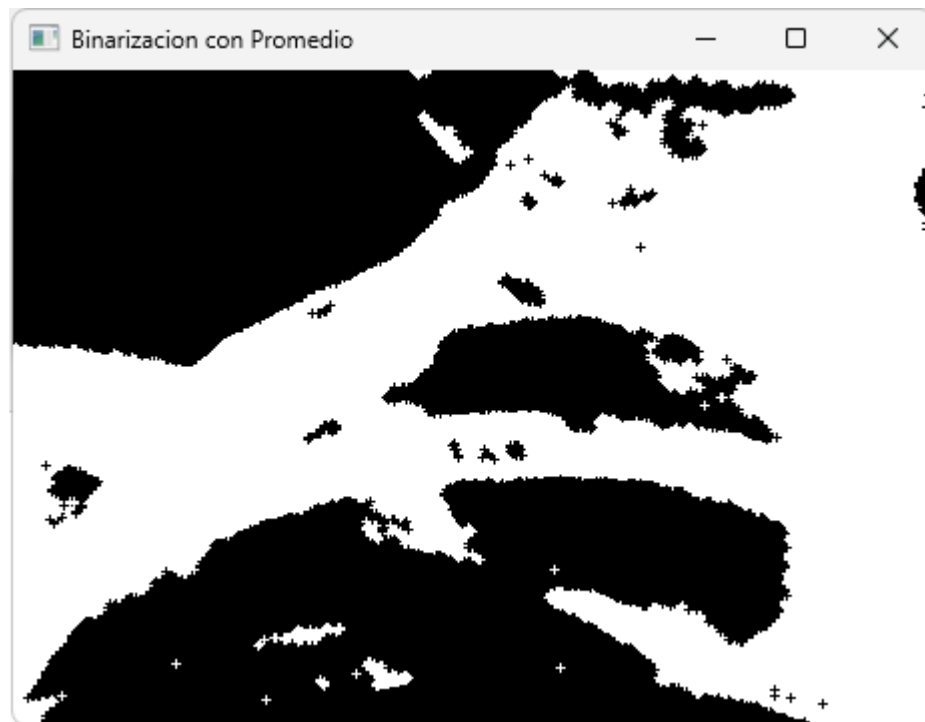


Figura 51. Imagen filtrada binarizada

g. Segmentación de la imagen

Este procesamiento realiza una operación píxel a píxel (`cv2.bitwise_and(img_mejor,binary_imageProm.astype(np.uint8))`) que convierte la imagen binarizada a un formato de 8 bits (debido a que el proceso de normalización convierte la imagen a un formato de 32 o 64 bits) y la multiplica con la imagen ecualizada, obteniendo así solo la estructura ósea de la radiografía a analizar. El resultado es la eliminación notable de elementos no relevantes para el estudio de la patología como se visualiza en la Figura 52.

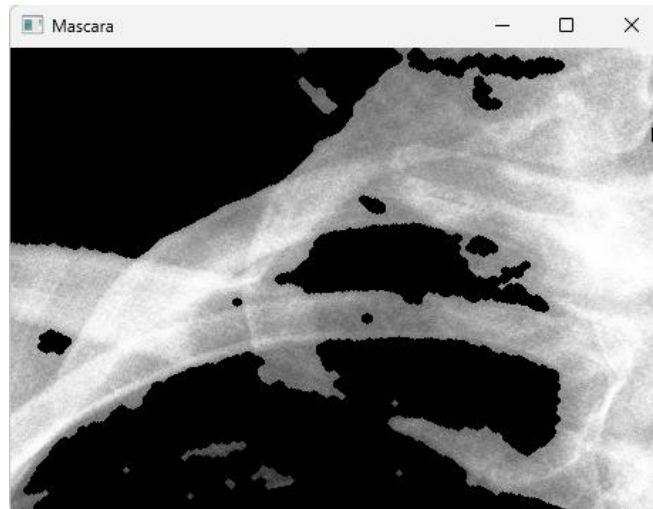


Figura 52. Imagen operada bit a bit

3.8.3 Etapa 3: Selección de características

a. Binarización de acuerdo con cada umbral de detección

En esta etapa del algoritmo conforme al tipo de patología seleccionada y el lado a analizar, la imagen segmentada es binarizada (`imbn = cv2.inRange(img_con_mascara, umbral_bajo, umbral_alto)`) con cada umbral de detección para dicha patología con su lado respectivo detallado en las Tablas Tabla 12, Tabla 13, Tabla 14 y Tabla 15, el resultado de proceso a modo de ejemplo para un umbral de detección se aprecia en la Figura 53.



Figura 53. Imagen segmentada binarizada en base a un umbral de detección

b. Filtrado morfológico

Se vuelve a aplicar el filtrado morfológico, principalmente porque funciona de mejor manera en imágenes binarias, aquí se establecen 3 diferentes kernels con diferentes formas y tamaños para aplicar el filtro morfológico de apertura y después cerradura, dependiendo de la estructura ósea de la radiografía, esto con el fin de eliminar todo el hueso que no sea Costilla Cervical y mantener la estructura de esta patología como se aprecia en las Figuras Figura 54 y Figura 55.



Figura 54. Filtrado morfológico de apertura



Figura 55. Filtrado morfológico de cerradura

c. Detección de contornos

Con el uso del gradiente morfológico se detectan los contornos de la imagen del procesamiento anterior (`cv2.morphologyEx(closing_ib1,cv2.MORPH_GRADIENT,kernel1)`) para poder observarlos, y para ubicarlos en una lista se lo realiza con el comando: `contours, _ = cv2.findContours(closing_ib1,cv2.RETR_EXTERNAL,cv2.CHAIN_APPROX_SIMPLE)`, donde se destaca la estructura de la anomalía ósea, el resultado se indica en la Figura 56.



Figura 56. Gradiente morfológico.

3.8.4 Etapa 4: Detección de la posible patología

En esta etapa, el proceso difiere en cada patología, por lo que los resultados en costilla cervical se obtienen de la siguiente manera.

a. Contorno de mayor área

Al ser el contorno de la posible patología las más amplia que las demás, se realiza la detección en base al contorno que tenga el mayor área (`largest_contour = max(contours, key=cv2.contourArea)`), después se crea una imagen que tiene el mismo

tamaño y tipo de datos que la imagen procesada de la Figura 46 (región_recortada) que está en escala de grises pero con todos sus valores inicializados a cero (`result_image1 = np.zeros_like(region_recortada)`), posteriormente, se crean tres canales con la misma información de `result_image1` y se combinan en una sola imagen multicanal en RGB (`result_image = cv2.merge([result_image1, result_image1, result_image1])`), finalmente al mismo tiempo se dibuja y rellena el contorno de mayor área en la imagen formato RGB creada para resaltarla con un color establecido (`cv2.drawContours(result_image, [largest_contour], -1, (0, 255, 0), thickness=cv2.FILLED)`), en la Figura 57 se indica el resultado de esta operación.



Figura 57. Contorno de mayor área.

b. Almacenamiento

En este punto del proceso a la imagen con el contorno de mayor área que representa a la posible patología se la guarda en una carpeta con el nombre de cada umbral utilizado de acuerdo con el tipo de patología analizada. En la Figura 58 se observan las imágenes de los contornos resaltados de la posible patología que se obtuvieron del procesamiento de cada umbral de detección.



Figura 58. Contornos guardados de cada umbral de detección

Para el caso de encondroma o infarto óseo, los resultados en esta etapa se obtienen del siguiente modo.

a. Organización de los contornos en forma descendente

En esta patología, el contorno de la posible patología no se resalta de manera notoria con respecto a los demás, por lo que en primer lugar se organiza los contornos de forma descendente con el comando: `contornos_filtrados = sorted(contours, key=cv2.contourArea, reverse=True)`.

b. Selección del segundo o tercer contorno de mayor área

Con los contornos ordenados, se seleccionó el segundo (`contornos_mas_grandes = contornos_filtrados[2:3]`) o tercer contorno (`contornos_mas_grandes = contornos_filtrados[2:3]`) de mayor área según el umbral de detección establecido en las Tablas Tabla 14 y Tabla 15. Después se crea una imagen que tiene el mismo tamaño y tipo de datos que la imagen recortada de la Figura 46 (`region_recortada`) que está en escala de grises pero con todos sus valores inicializados a cero (`result_image1 = np.zeros_like(region_recortada)`), posteriormente, se crean tres canales con la misma información de `result_image1` y se combinan en una sola imagen multicanal en RGB (`result_image = cv2.merge([result_image1, result_image1, result_image1])`), finalmente al mismo tiempo se dibuja y se rellena el contorno seleccionado previamente en la imagen formato RGB creada para resaltarla con un color establecido (`cv2.drawContours(result_image, contornos_mas_grandes, -1, (0,0,255), thickness=cv2.FILLED)`). En la Figura 59 se muestra el resultado de este proceso.



Figura 59. Contorno filtrado de la posible patología de encondroma o infarto óseo

c. Almacenamiento

En este punto del proceso a la imagen del contorno relleno y resaltado de la posible patología se lo guarda en una carpeta con el nombre de cada umbral utilizado. En la Figura 60 se observan las imágenes de los contornos resaltados que se obtuvieron del procesamiento de cada umbral de detección.

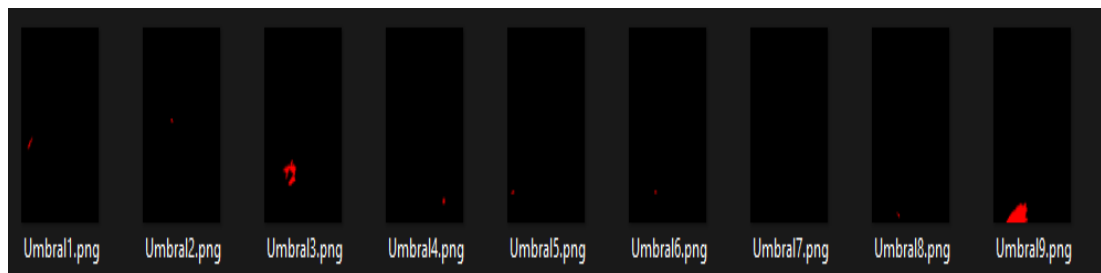


Figura 60. Contornos almacenados de la posible patología de encondroma o infarto óseo

3.8.5 Etapa 5: Validación de la patología

a. Comparación de imágenes

Para realizar la comparación de imágenes se desarrolló un método que permita obtener un valor porcentual de similitud entre cada contorno almacenado de la patología de las imágenes de referencia con el contorno almacenado de la posible patología de la

imagen de entrada. En la Figura 61 se muestra el diagrama de flujo establecido para realizar la comparación de imágenes.

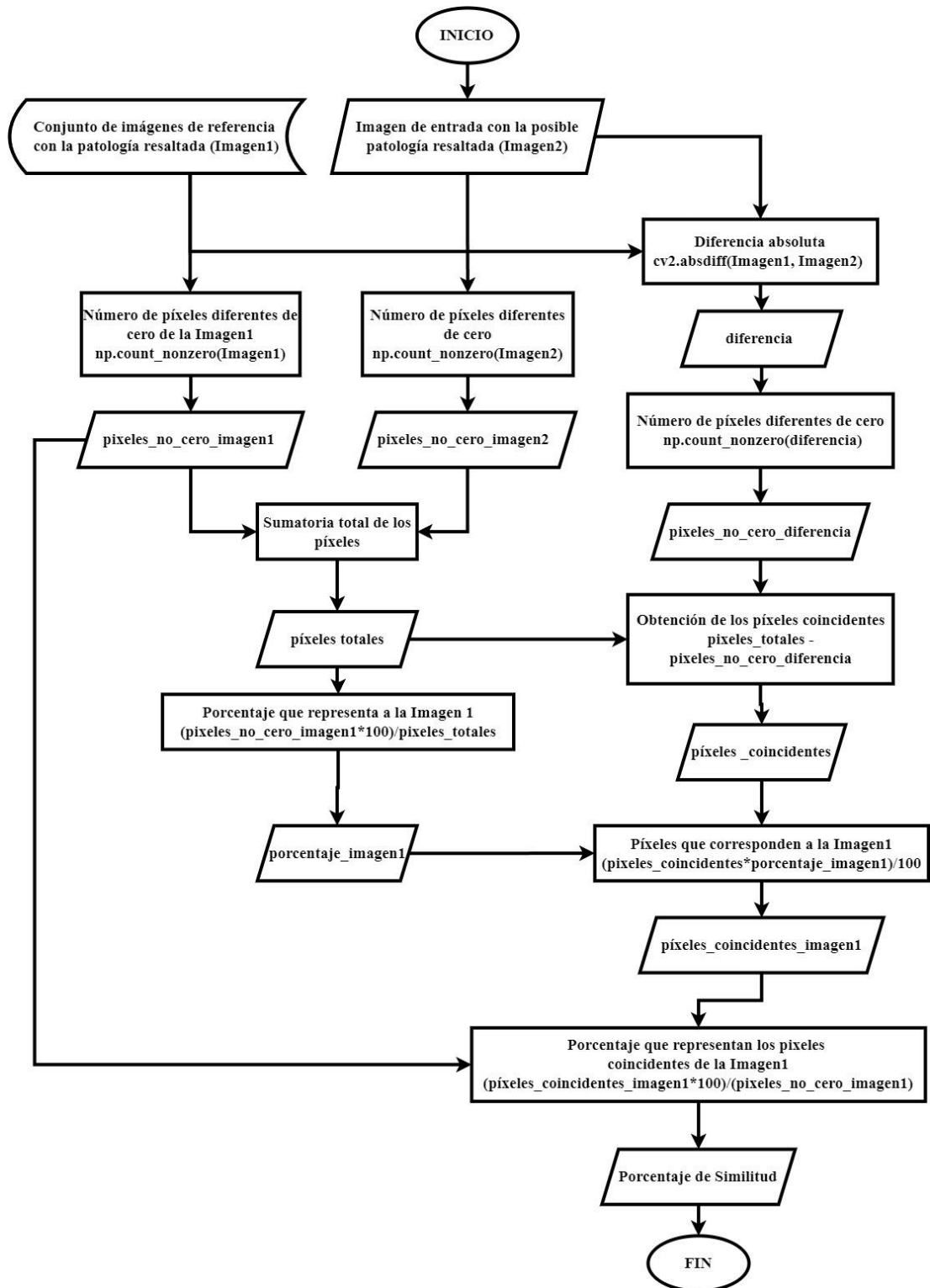


Figura 61. Método de comparación de imágenes

Con los valores obtenidos de cada comparación, obtiene el porcentaje de mayor similitud y se verifica si cumple con la similitud mínima del 65%.

b. Notificación al médico a cargo

Después de verificar si posee una similitud igual a mayor al 65% se indica con un mensaje en la interfaz gráfica si padece o no con la anomalía ósea como se muestra en la Figura 62.



Figura 62. Notificación en la interfaz de la detección de la patología de costilla cervical en el lado derecho

Posteriormente, se muestra cuatro imágenes en el siguiente orden:

- Imagen original con el área a analizar resaltada
- Imagen recortada de acuerdo con el área a analizar
- Imagen ecualizada de la imagen recortada
- Imagen con la posible patología resaltada

Las imágenes mostradas corresponden a la recomendación y observaciones realizadas por parte del médico especialista, con el fin de que se puedan observar las mejores perspectivas y una mejora en la imagen radiográfica, que resulten en un diagnóstico certero y en la corroboración de la decisión del algoritmo.

Para el caso en el que se valide la patología el contorno encontrado se pintará de rojo.
La Figura 63 muestra el resultado del caso positivo:

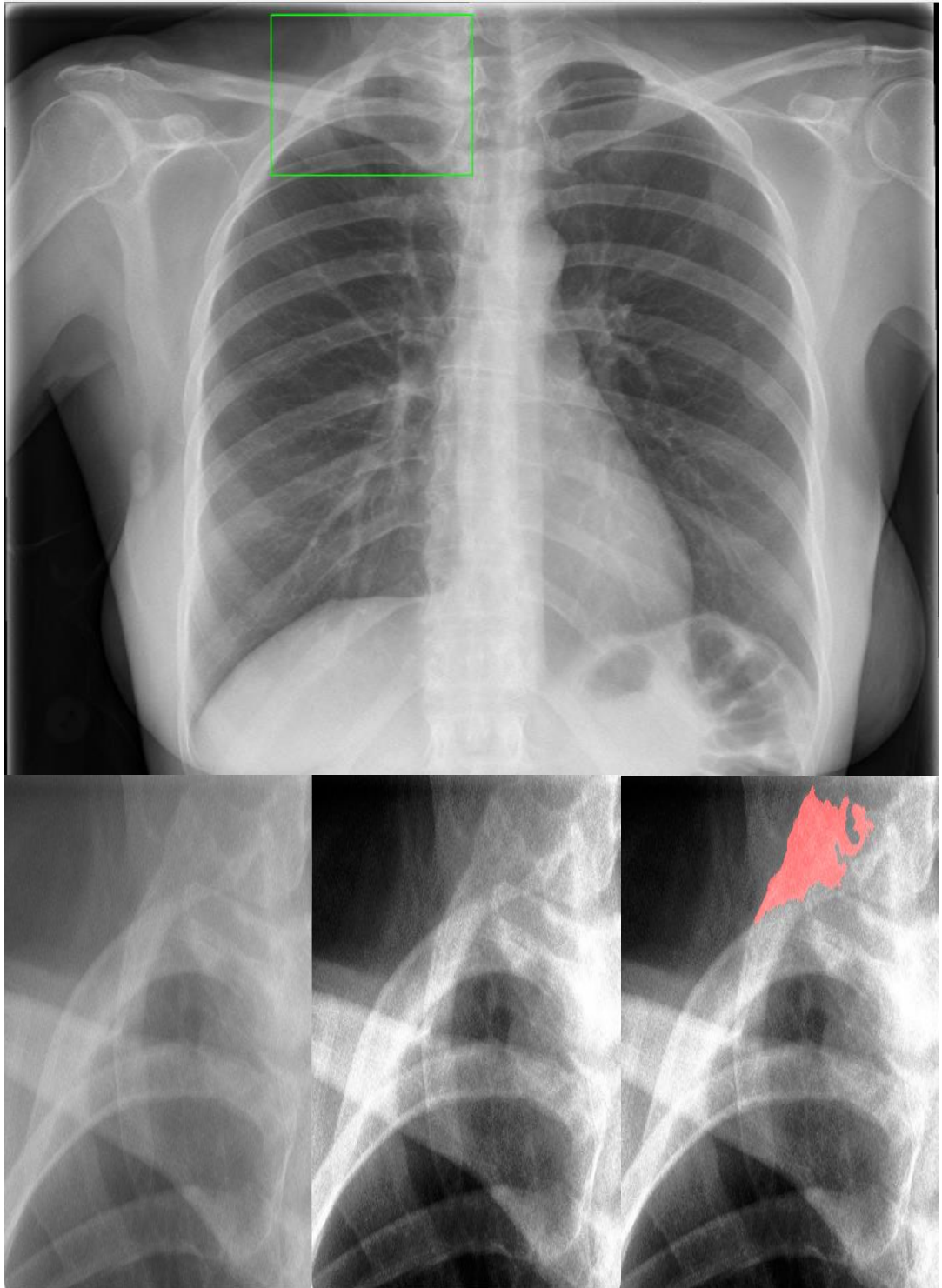


Figura 63. Imágenes finales que se muestran después de que se detectó la patología

Por otra parte, si el algoritmo no valida la patología, se muestra el contorno encontrado pintado de color verde. La Figura 64 muestra el resultado del caso negativo:

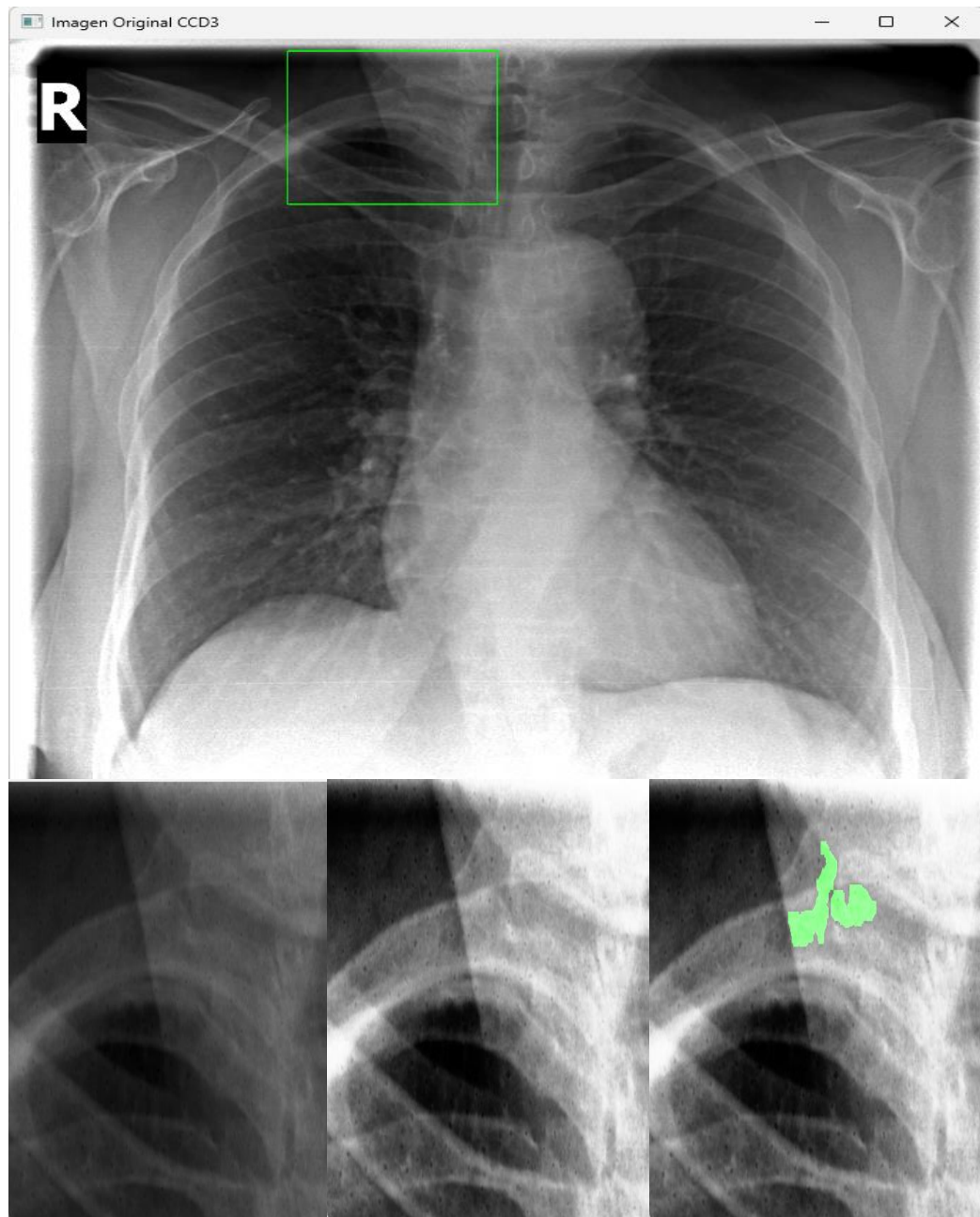


Figura 64. Imágenes finales que se muestran después de que no se detectó la patología

c. Reporte médico

Una vez indicado los resultados del algoritmo, y después de que el médico a cargo realice las corroboraciones correspondientes, se habilita la opción de generar un reporte médico como se señala en la Figura 65.

MainWindow

UNIVERSIDAD TÉCNICA DE AMBATO

Identificación de Anomalías Óseas en radiografías de tórax

C:/Users/ferma/OneDrive/Escritorio/ArchivosMario/Tesis/CostillaCervicalReal/141964589542970788897387835704138243952_5bye02.png

INGRESE LA IMAGEN RADIOGRÁFICA

Seleccione la patología ósea

- ☐ Deteccion de Costilla Cervical en el lado Izquierdo
- ☒ Detección de Costilla Cervical en el lado Derecho
- ☐ Detección de Encondroma o Infarto Óseo Derecho
- ☐ Detección de Encondroma o Infarto Óseo Izquierdo

Imagen Aceptada

Se detectó la presencia de Costilla Cervical en el lado derecho

ANALIZAR

REPORTE

Figura 65. Opción de generar reporte habilitada en la interfaz grafica

Inmediatamente después de presionar el botón “REPORTE”, se genera una ventana del modelo a completar del informe médico como se muestra en la Figura 66, en donde el campo de fecha se coloca automáticamente de acuerdo con el día en el que se generó el reporte.

MainWindow

REPORTE MÉDICO

Datos del centro médico

Nombre:

Dirección:

Datos del paciente

Nombres y Apellidos:

Edad: años

Número de cédula:

Historia Clínica

Diagnóstico

Indicaciones

Fecha: 22/06/2024

Datos del médico encargado

Nombres y Apellidos:

Cargo:

ACEPTAR

Figura 66. Reporte médico

Es importante mencionar que el modelo del reporte médico se basó de acuerdo con las recomendaciones y sugerencia otorgadas por parte del Traumatólogo, quien a modo de guía redactó un reporte de ejemplo que se observa en la Figura 67.

MainWindow

—□×

REPORTE MÉDICO



Datos del centro médico

Nombre:

Clinica "Sin nombre"

Dirección:

Ambato - Ecuador Rio de Janeiro y Fernández

Datos del paciente

Nombres y Apellidos:

Juan Carlos Pérez Gómez

Edad:

45

años

Número de cédula:

123456789

Historia Clínica

El paciente refiere dolor en el cuello y hombro derecho de varios meses de evolución.

Diagnóstico

El paciente padece de costilla cervical en el lado derecho.

Indicaciones

Iniciar tratamiento fisioterapéutico para aliviar posibles síntomas asociados, como dolor o compresión nerviosa.

Programar una tomografía computarizada (TC) y resonancia magnética (RM) para una evaluación detallada de la costilla cervical.

Fecha:

22/06/2024

Datos del médico encargado

Nombres y Apellidos:

Oswaldo Sanguil

Cargo:

Traumatólogo

ACEPTAR

Figura 67. Ejemplo del informe médico completo

Con todos los parámetros completos se presiona el botón “ACEPTAR” y automáticamente se genera un archivo .pdf del informe médico con los datos que se redactaron previamente añadido un espacio para la firma respectiva. En la Figura 68 se aprecia el documento final.

Informe Médico



Datos del Centro Médico:

Nombre: Clínica "Sin nombre"

Dirección: Ambato - Ecuador Río de Janeiro y Fernández

Datos del Paciente:

Nombres y Apellidos del paciente: Juan Carlos Pérez Gómez

Edad: 45

Número de cédula: 123456789

Historia Clínica: El paciente refiere dolor en el cuello y hombro derecho de varios meses de evolución.

Diagnóstico:

El paciente padece de costilla cervical en el lado derecho.

Indicaciones:

Iniciar tratamiento fisioterapéutico para aliviar posibles síntomas asociados, como dolor o compresión nerviosa.

Programar una tomografía computarizada (TC) y resonancia magnética (RM) para una evaluación detallada de la costilla cervical.

Fecha: 22/06/2024

Orwaldo Sanguil

Tratmatólogo

Figura 68. Informe médico final

3.9 Resultados del procesamiento

En medicina, los métodos adecuados establecidos para evaluar la eficacia, rendimiento y control de calidad de los diagnósticos de enfermedades o patologías se denominan criterios de sensibilidad y especificidad [54], mismos que se aplican en la presente investigación y se expresan de la siguiente manera:

El criterio de sensibilidad viene dado por la ecuación (14).

$$\text{Sensibilidad} = \frac{VP}{VP + FN} \quad (14)$$

El criterio de especificidad viene dado por la ecuación (15).

$$\text{Especificidad} = \frac{VN}{VN + FP} \quad (15)$$

Donde:

VP: Verdaderos Positivos

VN: Verdaderos Negativos

FP: Falsos Positivos

FN: Falsos Negativos

Por tanto, para el estudio las variables VN, VF, FP y FN se representan del siguiente modo:

VP: En imágenes con patología ósea, identificó la patología ósea.

VN: En imágenes sin la patología ósea, no identificó la patología ósea.

FP: En imágenes sin la patología ósea, identificó la patología ósea.

FN: En imágenes con la patología ósea, no identificó la patología ósea.

3.9.1 Análisis de la cantidad de radiografías a analizar

Como se cuenta con una totalidad extensa de imágenes almacenadas dentro de la base de datos (alrededor de 160868 imágenes) detallada en la Tabla 10, se optó por establecer una muestra de imágenes.

Para definir la muestra de imágenes, se consideró utilizar el muestreo aleatorio simple, considerando que todas las imágenes tienen un grado de validez e importancia semejante, definida en la Ecuación 16:

$$n = \frac{Z^2 * p * q}{E^2} \quad (16)$$

Donde:

n = tamaño de la muestra.

Z = nivel de confianza, expresado como valor del cuantil “z” de una distribución normal estándar, que sugiere tomar los valores establecido en la Tabla 18. Valores recomendados para Z :

Tabla 18. Valores recomendados para Z [55]

Nivel de confianza	Valor Z
90%	1.65
94%	1.88
95%	1.96
96%	2.05
99%	2.58

p = proporción muestral (si no se conoce, se puede asumir 0.5 para maximizar la muestra [56]).

q = (1 – p), error permitido.

E = margen de error permitido (se sugieren valores que oscilan entre el 1% y 10% [56]).

Tomando en cuenta todas estas consideraciones, establecemos los valores a calcular:

Z = 95 % de nivel de confianza, es decir, Z = 1,96

p = 0,5 %

q = (1 – p) = (1 – 0.5) = 0.5

E = 7% = 0.07

Reemplazando en la Ecuación 16 tenemos:

$$n = \frac{(1.96)^2 * 0.5 * 0.5}{(0.07)^2}$$

$$n = 196 \text{ imágenes}$$

∴ El tamaño de la muestra que se empleará para las pruebas de rendimiento del algoritmo son un mínimo de 196 imágenes radiográficas.

Es importante señalar se empleó un número mayor al tamaño de la muestra calculada, esto con el propósito de mejorar la veracidad de los resultados del rendimiento del algoritmo.

3.9.2 Evaluación de la detección de la anomalía costilla cervical

Se llevó a cabo la detección de las imágenes radiográficas pertenecientes a la patología de costilla cervical y de igual forma, el descarte de las imágenes radiográficas que no presentan la anomalía.

a. Determinación de la cantidad de radiografías postero-anterior (PA) disponibles

En la Tabla 19 se presentan el total de imágenes radiográficas postero-anterior (PA) pertenecientes a la anomalía de costilla cervical obtenidos de la base de datos.

Tabla 19. Conjunto de imágenes radiográficas postero-anteriores con la patología costilla cervical

	Nombre	Condición		Nombre	Condición		Nombre	Condición
1	_e3mjue	Costi. Iz.	28	_01-012-175	Costi. Bi.	55	_00-071-017	Costi. Dere.
2	_5byeo2	Costi. Bi.	29	_01-030-048	Costi. Bi.	56	_00-130-186	Costi. Bi.
3	_7zeatr	Costi. Dere.	30	_01-004-023	Costi. Bi.	57	_00-020-094	Costi. Dere.
4	_y1kqx2	Costi. Dere.	31	_01-157-190	Costi. Dere.	58	_00-199-074	Costi. Bi.
5	_59kl1s	Costi. Bi.	32	_01-127-067	Costi. Dere.	59	_00-135-002	Costi. Dere.
6	_m43lle	Costi. Bi.	33	_01-089-153	Costi. Bi.	60	_00-160-150	Costi. Dere.
7	_vmhp7t	Costi. Bi.	34	_01-143-135	Costi. Bi.	61	_00-148-067	Costi. Bi.
8	_0dtv85	Costi. Dere.	35	_01-021-132	Costi. Dere.	62	_00-117-021	Costi. Dere.
9	_ksky48	Costi. Dere.	36	_01-021-014	Costi. Iz.	63	_00-086-061	Costi. Bi.
10	_24z23y	Costi. Dere.	37	_01-054-017	Costi. Dere.	64	_00-037-188	Costi. Iz.
11	_38v1n0	Costi. Bi.	38	_01-126-196	Costi. Dere.	65	_00-022-183	Costi. Bi.
12	_fgq4o2	Costi. Dere.	39	_03-144-154	Costi. Bi.	66	_00-177-071	Costi. Iz.
13	_6zqkz0	Costi. Dere.	40	_03-160-194	Costi. Dere.	67	_00-185-120	Costi. Dere.
14	_hmvbl5	Costi. Iz.	41	_03-127-033	Costi. Dere.	68	_00-093-077	Costi. Dere.
15	_isz2ow	Costi. Dere.	42	_03-170-117	Costi. Iz.	69	_00-136-183	Costi. Bi.
16	_02-057-134	Costi. Bi.	43	_03-173-129	Costi. Dere.	70	_00-163-068	Costi. Bi.

	Nombre	Condición		Nombre	Condición		Nombre	Condición
17	_02-026-172	Costi. Bi.	44	_03-182-135	Costi. Bi.	71	_00-163-143	Costi. Bi.
18	_02-082-012	Costi. Dere.	45	_03-131-001	Costi. Dere.	72	_00-126-142	Costi. Bi.
19	_02-069-013	Costi. Bi.	46	_03-167-078	Costi. Dere.	73	_00-077-181	Costi. Dere.
20	_02-004-005	Costi. Bi.	47	_03-126-095	Costi. Bi.	74	_04-005-153	Costi. Dere.
21	_02-062-028	Costi. Dere.	48	_03-126-141	Costi. Dere.	75	_02-092-064	Costi. Bi.
22	_02-074-071	Costi. Bi.	49	_03-171-115	Costi. Iz.	76	_01-034-028	Costi. Iz.
23	_02-088-107	Costi. Bi.	50	_00-123-155	Costi. Bi.	77	_03-148-178	Costi. Bi.
24	_02-009-057	Costi. Dere.	51	_00-057-192	Costi. Bi.	78	_00-033-176	Costi. Bi.
25	_02-126-001	Costi. Dere.	52	_00-139-080	Costi. Dere.	79	_00-128-030	Costi. Iz.
26	_01-151-089	Costi. Bi.	53	_00-180-132	Costi. Dere.	80	_00-196-128	Costi. Bi.
27	_01-156-070	Costi. Dere.	54	_00-082-069	Costi. Bi.	81	_i06ryv	Costi. Bi.

Al clasificar el total de imágenes de acuerdo con su condición ósea se obtiene lo detallado en la Tabla 20.

Tabla 20. Radiografías clasificadas por su condición ósea

Característica	Cantidad Disponible
Radiografías pertenecientes a costilla cervical derecha (CCD)	35 imágenes
Radiografías pertenecientes a costilla cervical izquierda (CCI)	9 imágenes
Radiografías pertenecientes a costilla cervical bilateral (CCB)	37 imágenes
Radiografías totales	81 imágenes

Para determinar la cantidad de radiografías disponibles a analizar respecto a la detección de costilla cervical en el lado derecho se expresa en la Ecuación 17.

$$\begin{aligned}
 &\textbf{Radiografías lado derecho} && (17) \\
 &= \textbf{CCD} + \textbf{CCB} \\
 &- \textbf{Imágenes de referencia lado derecho}
 \end{aligned}$$

Tomando en consideración que las imágenes de referencia para el lado derecho son 22 y reemplazando los datos en base a la Tabla 20, se obtiene lo siguiente:

$$\textbf{Radiografías lado derecho} = 35 + 37 - 22$$

$$\textbf{Radiografías lado derecho} = 50$$

Es decir, existen 50 imágenes radiográficas a analizar para la detección de costilla cervical en el lado derecho formadas por la condición de costilla cervical bilateral y derecha.

Ahora, para determinar la cantidad de radiografías disponibles a analizar respecto a la detección de costilla cervical en el lado izquierdo se expresa en la Ecuación 18.

$$\begin{aligned}
 &\textbf{Radiografías lado izquierdo} && (18) \\
 &= \textbf{CCI} + \textbf{CCB} \\
 &\textbf{– Imágenes de referencia lado izquierdo}
 \end{aligned}$$

Tomando en consideración que las imágenes de referencia para el lado izquierdo son 14 y reemplazando los datos en base a la Tabla 20, se obtiene lo siguiente:

$$\textbf{Radiografías lado izquierdo} = 9 + 37 - 14$$

$$\textbf{Radiografías lado izquierdo} = 32$$

Es decir, existen 32 imágenes radiográficas a analizar para la detección de Costilla Cervical en el lado izquierdo formadas por la condición de Costilla Cervical Bilateral e Izquierda.

b. Criterio de sensibilidad y especificidad para la detección de la patología de costilla cervical en el lado derecho

En la Tabla 21 se da a conocer los resultados obtenidos clasificados en Falsos Positivos (FP), Falsos Negativos (FN), Verdaderos Positivos (VP) y Verdaderos Negativos (VN) para la anomalía de Costilla Cervical Derecha.

Tabla 21. Evaluación de resultados 1

Descripción	Cantidad
Verdaderos Positivos (VP)	46
Verdaderos Negativos (VN)	190
Falso Positivos (FP)	6
Falso Negativos (FN)	4
Total Analizados	246

Por consiguiente, reemplazando los datos en las Ecuaciones 14 y 15 obtenemos:

$$\text{Sensibilidad} = \frac{46}{46 + 4}$$

$$\text{Sensibilidad} = 0,92$$

$$\text{Especificidad} = \frac{190}{190 + 6}$$

$$\text{Especificidad} = 0.9636$$

c. Criterio de sensibilidad y especificidad para la detección de la patología de costilla cervical en el lado izquierdo

En la Tabla 22 se da a conocer los resultados obtenidos clasificados en Falsos Positivos (FP), Falsos Negativos (FN), Verdaderos Positivos (VP) y Verdaderos Negativos (VN) para la anomalía de costilla cervical izquierda

Tabla 22. Evaluación de resultados 2

Descripción	Cantidad
Verdaderos Positivos (VP)	31
Verdaderos Negativos (VN)	192
Falso Positivos (FP)	4
Falso Negativos (FN)	1
Total Analizados	228

Entonces, reemplazando los datos en las Ecuaciones 14 y 15 obtenemos:

$$\text{Sensibilidad} = \frac{31}{31 + 1}$$

$$\text{Sensibilidad} = 0,97$$

$$\text{Especificidad} = \frac{192}{192 + 4}$$

$$\text{Especificidad} = 0.98$$

3.9.3 Evaluación de la detección de la anomalía encondroma o infarto óseo

Con el propósito de medir el grado de sensibilidad del programa se realizó la detección de las imágenes radiográficas pertenecientes a la patología de encondroma e infarto óseo y de igual forma, el descarte de las imágenes radiográficas que no presentan la anomalía.

a. Determinación de la cantidad de radiografías postero-anterior disponibles

En la Tabla 23 se presentan el total de imágenes radiográficas postero-anterior (PA) pertenecientes a la anomalía de encondroma e infarto óseo obtenidos de la base de datos.

Tabla 23. Conjunto de imágenes radiográficas postero-anterior con la patología encondroma o infarto óseo

	Nombre	Condición		Nombre	Condición
1	_6zn76a	Encondroma Hum. Dere.	31	_01-112-192	Encondroma Hum. Izq.
2	_y91od4	Infarto Óseo Hum. Dere.	32	_01-069-108	Encondroma Hum. Izq.
3	_fbjstn	Encon - Infar. Hum. Dere.	33	_01-152-049	Encondroma Hum. Dere.
4	_9vik9s	Encondroma Hum. Dere.	34	_01-057-003	Encondroma Hum. Izq.
5	_koz7ia	Encondroma Hum. Izq.	35	_01-055-166	Encondroma Hum. Dere.
6	_00-069-149	Encon - Infar. Hum. Izq.	36	_01-052-159	Encon - Infar. Hum. Izq.
7	_00-037-099	Encon - Infar. Hum. Dere.	37	_01-129-143	Encondroma Hum. Dere.
8	_00-106-024	Encondroma Hum. Izq.	38	_01-129-190	Encondroma Hum. Dere.
9	_03-182-037	Encondroma Hum. Dere.	39	_02-064-086	Encondroma Hum. Dere.
10	_03-135-037	Encondroma Hum. Dere.	40	_02-068-135	Infarto Óseo Hum. Iz.
11	_03-126-094	Encondroma Hum. Dere.	41	_02-055-102	Encondroma Hum. Izq.
12	_03-194-096	Infarto Óseo Hum. Dere.	42	_02-049-018	Encondroma Hum. Izq.
13	_00-174-017	Encondroma Hum. Dere.	43	_02-035-016	Encondroma Hum. Izq.
14	_00-159-144	Encondroma Hum. Dere.	44	_02-099-178	Encondroma Hum. Izq.
15	_00-169-197	Encon - Infar. Hum. Izq.	45	_02-080-084	Encondroma Hum. Dere.
16	_00-159-005	Encondroma Hum. Izq.	46	_01-197-195	Infarto Óseo Hum. Dere.
17	_00-148-023	Encon - Infar. Hum. Dere.	47	_5fllzs	Encondroma Hum. Dere.
18	_01-016-152	Encondroma Hum. Izq.	48	_eh7s2y	Encon - Infar. Hum. Izq.
19	_00-116-065	Encondroma Hum. Dere.	49	_acdpgv	Encondroma Hum. Dere.
20	_00-138-023	Infarto Óseo Hum. Iz.	50	_dme713	Encondroma Hum. Dere.
21	_00-199-176	Encon - Infar. Hum. Izq.	51	_xqa60p	Encondroma Hum. Izq.
22	_01-002-042	Encon - Infar. Hum. Izq.	52	_ym6i39	Encon - Infar. Hum. Dere.
23	_01-008-027	Encondroma Hum. Dere.	53	_yacd3g	Encondroma Hum. Dere.
24	_01-039-118	Encondroma Hum. Izq.	54	_ln803r	Encondroma Hum. Izq.

	Nombre	Condición		Nombre	Condición
25	_01-048-048	Encondroma Hum. Dere.	55	_ivbvju	Encondroma Hum. Dere.
26	_01-047-163	Encondroma Hum. Izq.	56	_-b2qoa	Encon - Infar. Hum. Dere.
27	_01-045-183	Encondroma Hum. Dere.	57	_bskh9g	Encondroma Hum. Izq.
28	_01-046-168	Infarto Óseo Hum. Dere.	58	_7czew7	Encon - Infar. Hum. Dere.
29	_01-081-162	Encon - Infar. Hum. Izq.	59	_3uiy4j	Encondroma Hum. Dere.
30	_01-084-178	Infarto Óseo Hum. Iz.	60	_6k86qv	Infarto Óseo Hum. Iz.

En la Tabla 24 se detallan el número de radiografías referentes a las anomalías de encondroma o infarto óseo en el lado derecho disponibles para analizar.

Tabla 24. Radiografías disponibles para la condición de encondroma o infarto óseo en el lado derecho

Característica	Cantidad Disponible
Radiografías totales pertenecientes a las anomalías de encondroma o infarto óseo	60 imágenes
Radiografías pertenecientes solo a las anomalías de encondroma o infarto óseo en el lado izquierdo	27 imágenes
Radiografías empleadas para la obtención de los umbrales de detección	9 imágenes
Radiografías disponibles	24 imágenes

Por otro lado, concerniente a las anomalías de encondroma e infarto óseo en el lado izquierdo en la Tabla 25 se detallan el número de radiografías disponibles para analizar.

Tabla 25. Radiografías disponibles a evaluación para la condición de encondroma o infarto óseo en el lado izquierdo

Característica	Cantidad Disponible
Radiografías totales pertenecientes a las anomalías de encondroma e infarto óseo	60 imágenes
Radiografías pertenecientes solo a las anomalías de encondroma e infarto óseo en el lado derecho	33 imágenes
Radiografías empleadas para la obtención de los umbrales de detección	8 imágenes
Radiografías disponibles	19 imágenes

b. Criterio de sensibilidad y especificidad para las patologías de encondroma e infarto óseo en el lado derecho

En la Tabla 26 se dan a conocer los resultados obtenidos clasificados en Falsos Positivos (FP), Falsos Negativos (FN), Verdaderos Positivos (VP) y Verdaderos Negativos (VN) de la detección de las patologías de encondroma o infarto óseo en el lado derecho.

Tabla 26. Evaluación de resultados 3

Descripción	Cantidad
Verdaderos Positivos (VP)	24
Verdaderos Negativos (VN)	195
Falso Positivos (FP)	1
Falso Negativos (FN)	0
Total Analizados	246

Por consiguiente, reemplazando los datos en las Ecuaciones 14 y 15 obtenemos:

$$Sensibilidad = \frac{24}{24 + 0}$$

$$Sensibilidad = 1$$

$$Especificidad = \frac{195}{195 + 1}$$

$$Especificidad = 0.9948$$

c. Criterio de sensibilidad y especificidad para las patologías de encondroma e infarto óseo en el lado izquierdo

En la Tabla 26 se da a conocer los resultados obtenidos clasificados en Falsos Positivos (FP), Falsos Negativos (FN), Verdaderos Positivos (VP) y Verdaderos Negativos (VN) de la detección de las patologías de encondroma o infarto óseo en el lado izquierdo.

Tabla 27. Evaluación de resultados 3

Descripción	Cantidad
Verdaderos Positivos (VP)	19
Verdaderos Negativos (VN)	195
Falso Positivos (FP)	1
Falso Negativos (FN)	0
Total Analizados	246

Por consiguiente, reemplazando los datos en las Ecuaciones 14 y 15 obtenemos:

$$Sensibilidad = \frac{24}{24 + 0}$$

$$Sensibilidad = 1$$

$$Especificidad = \frac{195}{195 + 1}$$

$$Especificidad = 0.9948$$

3.10 Costos

En el presente apartado se exponen el valor monetario de los recursos económicos y de mano de obra que se requirieron durante el desarrollo del estudio.

3.10.1 Costo de insumos del proyecto

En la Tabla 28 se exponen los costos que se utilizó en la realización del estudio.

Tabla 28. Costos de insumos del proyecto

MATERIAL	CANTIDAD	VALOR UNITARIO	VALOR TOTAL
Disco Duro externo de 1TB	1	\$79.00	\$79.00
Computadora Portátil	1	\$750.00	\$750.00
Internet	4 meses	\$30	\$120.00
Transporte	4 meses	\$10	\$40.00
Material de oficina	1	\$20	\$20.00
Alimentación	4 meses	\$20	\$80.00
Impresiones	15	\$2	\$30.00
		Total	\$1119.00

En resumen, en materiales e insumos se gastó un total de 1119.00\$.

3.10.2 Costo del desarrollo técnico

Para obtener este valor en primer lugar en la Tabla 29 se establece el número de horas laborales empleadas en la realización del algoritmo.

Tabla 29. Total de horas laborales utilizadas en el desarrollo del algoritmo

Descripción	Cantidad
Tiempo de desarrollo del algoritmo	28 días
Horas Laborables	8 horas
Horas Totales	224 horas

Según los datos otorgados por el Ministerio de Trabajo, en el Anexo 1: Salarios mínimos sectoriales y tarifas 2024, un especialista en Telecomunicaciones está remunerado con un valor mínimo mensual de 494.51\$ [57], con esta información y tomando en cuenta que un mes estándar tiene 30 días, de los cuales 20 días son laborales y cada día tiene 8 horas laborales, en la Tabla 30 se establece el valor por hora.

Tabla 30. Salario por hora de un especialista en Telecomunicaciones

Descripción	Cantidad
Valor mensual (USD)	494.51
Valor diario (USD)	24.7255
Valor por hora (USD)	3.10

El costo del desarrollo técnico viene dado por la Ecuación 19.

$$\text{Costo desarrollo técnico} = \text{Valor por hora} * \text{Horas Totales} \quad (19)$$

Con los valores obtenidos en las Tablas Tabla 29 y Tabla 30 se obtiene:

$$\text{Costo desarrollo técnico} = 3,10\$ * 224 \text{ horas}$$

$$\text{Costo desarrollo técnico} = 694.4\$$$

3.10.3 Costo total

El costo total de la investigación se expresa en la Ecuación 20.

$$\textbf{\textit{Costo total}} = \textbf{\textit{Costo desarrollo técnico}} + \textbf{\textit{Costo de insumos}} \quad (20)$$

Reemplazando los valores correspondientes se tiene:

$$\textit{Costo total} = 1119.0\$ + 694.4\$$$

$$\textit{Costo total} = 1813.4\$$$

Por tanto, la totalidad del estudio está valorizado en 1813.4\$.

CAPÍTULO IV. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

1.1 Conclusiones

- En función de la investigación realizada se encontraron un total de 8 filtros morfológicos que se emplean en imágenes médicas en los que se destacan el filtro de apertura para la eliminación de ruido, cerradura para el relleno de agujeros y preservación de contornos en estructuras óseas y gradiente morfológico para la detección de bordes y contornos que en este caso se centra en la detección del contorno con la patología ósea en estudio o de interés.
- En vista de que no se obtuvo una base de datos de imágenes radiológicas que cuenten con la presencia de patologías óseas en centros médicos de la zona, se optó por realizar una búsqueda en la web, donde a pesar de que existe un gran número de base de datos que contienen radiografías de tórax, de las 4 encontradas solo 1 tiene en sus reportes patologías óseas, pues las demás se centran en patologías pulmonares y cardíacas; a esta base de datos se tuvo que clasificar de acuerdo a las anomalías óseas en estudio, de donde 81 imágenes pertenecen a costilla cervical y 60 a encondroma o infarto óseo.
- El algoritmo propuesto se basa en 5 etapas que son; ingreso de la imagen original, procesamiento, selección de características, detección de la posible patología y validación de la patología; para que el algoritmo funcione fue necesario tener imágenes de referencia para cada patología debido a las diferentes posiciones del tórax y la variación de densidad ósea de las anomalías; a estas radiografías se aplicaron las etapas 1 y 2 del algoritmo, que mediante prueba y error se obtuvo los rangos de grises para imágenes de 8 bits que permiten detectar las anomalías óseas establecidas y obtener sus contornos.
- El algoritmo propuesto comienza con el ingreso de la imagen a analizar y aceptación de acuerdo a la resolución y formatos (.png y .dcm) establecidos; después en la etapa 2 se recorta la zona de interés donde se presenta la patología y mediante los filtros morfológicos de apertura y cerradura se filtra la imagen eliminando elementos no importantes para el estudio como piel y ruido; en la

etapa 3, con los umbrales de detección obtenidos previamente se binariza la imagen obteniendo estructuras donde existe la posible patología y aplicando nuevamente el filtro de apertura se elimina estructuras óseas pequeñas y con el de cerradura se rellena los agujeros y se detalla los bordes de estructuras óseas grandes y además con el gradiente morfológico se obtienen los contornos resultantes, en la etapa 4 a ser el contorno de la posible patología el que más sobresale se lo obtiene mediante la selección del contorno con la mayor área; en la etapa 5 se desarrolló un método de comparación basado en la resta en valor absoluta de píxeles y porcentajes, que permite establecer un valor de comparación de forma y tamaño de las imágenes de igual color, con este procedimiento se compara la imagen de la posible patología con cada una de las imágenes de referencia, determinándose si existe o no la condición ósea, lo que se reporta al médico para la generación del informe correspondiente.

- Para la detección de las patologías en estudio, el factor primordial para que el algoritmo funcione correctamente ha sido la obtención de los umbrales de detección, debido a la aplicación del filtrado morfológico y basados en comparaciones de las densidades óseas de la patología que se hace visible respecto del resto de estructuras que contiene la imagen.

1.2 Recomendaciones

- Si se tiene la posibilidad, recopilar imágenes radiográficas de centros u hospitales de la localidad con el fin de tener una base de datos que presente patologías propias de la zona.
- Ampliar el análisis patológico a más anomalías óseas como osteocondroma, displasia fibrosa, etc.
- Establecer una base de datos con las historias clínicas del paciente para realizar un seguimiento al tratamiento respectivo en caso de que padezca alguna de estas anomalías óseas.

- Se recomienda emplear un método de procesamiento digital distinto al realizado en este estudio para que se pueda realizar un análisis comparativo entre los métodos aplicados.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [1] Y. H. Víctor y Y. F. Rigondeaux, “Algoritmos para el procesamiento de imágenes con artefactos de endurecimiento de haz en tomografía computarizada,” *Revista Cubana de Ciencias Informáticas*, vol. 15, n° 2, pp. 96-117, 2021.
- [2] OMS/OPS, “Día de la Radiografía: dos tercios de la población mundial no tiene acceso al diagnóstico por imagen,” 2012. [En línea]. Disponible en: <https://www.paho.org/es/noticias/8-11-2012-dia-radiografia-dos-tercios-poblacion-mundial-no-tiene-acceso-al-diagnostico-por>. [Último acceso: 3 Marzo 2024].
- [3] R. Medina y J. Bellera, “Bases del Procesamiento de Imágenes Médicas,” Universidad de Los Andes de Venezuela, Mérida, 2001.
- [4] J. Reyes, L. Landaeta y R. Gásperi, “Calidad de imagen de las radiografías de tórax, emergencia hospital central Antonio M. Pineda, Barquisimeto, Venezuela,” *Revista Venezolana de Salud Pública*, vol. 3, n° 2, pp. 20-34, 2015.
- [5] M. Gálvez y C. M. M., “Error en el informe radiológico: La paradoja del elefante en la habitación y otros tropiezos,” *Revista Chilena de Radiología*, vol. 23, n° 2, pp. 80-89, 2017.
- [6] J. López, L. Barrera, F. Hidalgo, M. Párraga, N. Zambrano y V. Christian, “Análisis de costo-beneficio de las radiografías simples innecesarias realizadas en los pacientes atendidos en el hospital general del IESS de Manta, Ecuador,” *REDIELUZ*, vol. 11, n° 1, pp. 68-75, 2021.
- [7] IESS, “Más de 5.000 pacientes son atendidos en radiología del Hospital Portoviejo,” 2019. [En línea]. Disponible en: https://www.iess.gob.ec/noticias/-/asset_publisher/4DHq/content/mas-de-5-000-pacientes-son-atendidos-en-radiologia-del-hospital-portoviejo/10174. [Último acceso: 30 Mayo 2024].
- [8] ACESS, “Inobservancia de la normativa sanitaria genera clausura de establecimientos de salud en El Oro,” 2020. [En línea]. Disponible en: <http://www.acess.gob.ec/inobservancia-de-la-normativa-sanitaria-genera-clausura-de-establecimientos-de-salud-en-el-oro/>. [Último acceso: 30 Mayo 2024].

- [9] Ministerio de Salud Pública, “Renovado laboratorio y centro de rayos x en el Hospital Enríquez Garcés permite operatividad de atención al 100%,” 2023. [En línea]. Disponible en: <https://www.salud.gob.ec/renovado-laboratorio-y-centro-de-rayos-x-en-el-hospital-enriquez-garces-permite-operatividad-de-atencion-al-100/>. [Último acceso: 30 Mayo 2024].
- [10] A. Rani y P. Singh, “Bone Fissure Detection in Digital X-ray images by using Image Processing,” *International Journal Of Advance Research And Innovative Ideas In Education*, vol. 7, n° 6, pp. 129-135, 2021.
- [11] S. Pacheco, “Desarrollo de un software de mejora del contraste para radiografías de tórax realizadas en equipos portátiles,” *Universidad Nacional de Educación a Distancia*, Madrid, 2021.
- [12] A. Oyeranmi, R. Babatunde y R. Mutui y. E. Aigbokhan, “Detection of Fracture Bones in X-ray Images Categorization,” *Journal of Advances in Mathematics and Computer Science*, vol. 35, n° 4, pp. 1-11, 2020.
- [13] M. Sharma, “A study of X-Ray image using morphological,” *International Journal of Innovative Science and Research Technology*, vol. 3, n° 6, pp. 618-621, 2018.
- [14] H. Estrada, M. Sotelo y A. Llanos, “Propuestas para resaltar fracturas en imágenes radiológicas por procesamiento digital de imágenes en Labview,” *ACONTACS*, vol. 1, pp. 66-70, 2018.
- [15] K. L. Bontrager, *Posiciones radiológicas y correlación anatómica*, Madrid: PANAMERICANA, 2004, pp. 335-352.
- [16] W. Pezzotti, “Interpretación de la radiografía de tórax: algo más que blanco y negro,” *Nursing*, vol. 31, n° 5, pp. 30-37, 2014.
- [17] D. Berzosa, D. Hernández y D. Moreno, *Guía práctica de radiología de tórax para atención primaria*, Madrid: Adalia farma, 2005.
- [18] D. Morales, P. Montoya y K. M. Alvarado, “Lectura de radiografía convencional de tórax,” *Revista Médica Sinergia*, vol. 6, n° 4, pp. e665, 2021.

- [19] C. Rojas, I. Sierra, S. Escobar, A. Moreno y R. Cujar, “Anatomía básica en la radiografía de tórax,” *Revista Médica Sanitas*, vol. 20, nº 2, pp. 116-123, 2017.
- [20] I. Palacios, L. Martínez, L. Dinu, E. Garcés, M. Homs, C. Subero y Soria/ES, “Estructuras óseas en la radiografía de tórax: las grandes olvidadas,” *SERAM*, 2014.
- [21] A. Santamaría y D. P. Arias, “Variantes de la normalidad en Radiología,” Universidad de Valladolid, Valladolid, 2017.
- [22] E. Acastello y P. Garrido, “Actualización de la clasificación de las malformaciones congénitas de la pared torácica,” *Revista Médica Las Condes*, vol. 20, nº 6, pp. 758-767, 2009.
- [23] Y. Royo, “Malformaciones congénitas de la pared torácica,” Sociedad Iberoamericana de Cirugía Torácica, Buenos Aires, 2011.
- [24] J. Cuauro, “Displasia fibrosa ósea monostótica de pared costal como patología idiopática. reporte de un caso clínico,” *Revista Venezolana de Oncología*, vol. 32, nº 1, pp. 26-33, 2019.
- [25] P. Lafforgue, “Infartos óseos,” *EMC - Aparato Locomotor*, vol. 40, nº 3, pp. 1-7, 2007.
- [26] A. O. Ferrero, N. Álvarez, L. M. Orella, J. S. Bañuelos, A. López y M. P. Lorente, “Claves diagnósticas en el estudio por imagen de los tumores óseos cartilaginosos,” *SERAM 2012*, Granada, 2012.
- [27] A. J. Garbayo, E. Villafranca, A. De Blass, A. Tejero, E. Eslava, A. Manterola, P. Romero y M. Martínez, “Enfermedad metastásica ósea. Diagnóstico y tratamiento,” *Anales del Sistema Sanitario de Navarra*, vol. 27, nº 3, pp. 137-153, 2004.
- [28] Instituto Nacional del Cáncer, “Tratamiento del sarcoma de Ewing,” 29 Febrero 2024. [En línea]. Disponible en: <https://www.cancer.gov/espanol/tipos/hueso/paciente/tratamiento-ewing-pdq>. [Último acceso: 30 Mayo 2024].

- [29] J. A. Gutiérrez-Ureña, J. A. González-Valdez, X. A. Ramírez-Urenda, J. Orozco-Pérez, S. A. Trujillo-Ponce, O. Aguirre-Jáuregui y R. Erro-Aboytia, “Tumores óseos malignos de parrilla costal en la edad pediátrica, experiencia en el tratamiento,” *Revista Médica MD*, vol. 4, n° 2, pp. 91-96, 2013.
- [30] G. M. Carriquiry y J. Trostchansky, “Manejo actualizado de las fracturas costales,” *Revista argentina de cirugía*, vol. 112, n° 4, pp. 380-387, 2020.
- [31] M. Mares, “Morfología Matemática: Un enfoque al procesamiento digital de imágenes,” Benemérita Universidad Autonoma De Puebla, Puebla, 2014.
- [32] G. Carrera, “Procesamiento digital de imágenes utilizando filtros morfológicos,” Escuela Politécnica Nacional, Quito, 1995.
- [33] T. Olivares y P. A. Cuenca, “La Morfología matemática en el tratamiento digital de imágenes,” *Revista de la Facultad de Educación de Albacete*, n° 11, pp. 241-256, 1996.
- [34] F. G. Ortiz, “Procesamiento morfológico de imágenes en color. Aplicación a la reconstrucción geodésica,” Universidad de Alicante, Alicante, 2002.
- [35] A. Ledda, “Mathematical Morphology in image processing,” Universidad de Gante, Gante 2006.
- [36] L. Á. Ruiz, “Aplicación de filtros morfológicos en imágenes,” Universidad Politécnica de Valencia, Valencia, 2020.
- [37] A. McAndrew, *An Introduction to Digital Image Processing with MATLAB*, Melbourne: Universidad Tecnológica de Victoria, 2004.
- [38] S. Thapar y S. Garg, “Study and implementation of various morphology based image contrast enhancement techniques,” *International Journal of Computing & Business Research*, 2012.
- [39] C. A. Hussain, P. Shalini y K. Bhargavi, «Application of bottom hat algorithm for fissure detection,» *IJCRT*, vol. 9, n° 2, pp. 5047-5059, 2021.

- [40] MathWorks, “Tipos de operaciones morfológicas,” 2024. [En línea]. Disponible en: <https://la.mathworks.com/help/images/morphological-dilation-and-erosion.html>. [Último acceso: 3 Marzo 2024].
- [41] P. Bibiloni, M. González-Hidalgo, S. Massanet, A. Mir y D. Ruiz-Aguilera, «Transformaciones Black Top-Hat y Hit-or-Miss borrosas y sus aplicaciones,» Universidad de las Islas Baleares, Palma, 2017.
- [42] N. Ramírez-Lluch y J. M. Acevedo-Echevarría, “Deformidad de la caja torácica,” *Revista chilena de cirugía*, vol. 70, nº 4, pp. 373-381, 2018.
- [43] J. C. Araujo-Cuauro, “Encondroma solitario costal patología con comportamiento extraño y evolución incierta,” *Revista Venezolana de Oncología*, vol. 32, nº 2, pp. 106-112, 2020.
- [44] F. Garín, M. Notejane y J. Kenny, “Costilla cervical en pediatría. Presentación de un caso clínico y revisión de la literatura,” *Archivos de Pediatría del Uruguay*, vol. 90, nº 3, pp. 63-71, 2019.
- [45] M. C. Pozo del Sol y M. Martínez-Fortún, “Infarto óseo. Presentación de un paciente,” *Acta Médica del Centro*, vol. 9, nº 3, pp. 48-52, 2015.
- [46] J. Villalta, “Sarcoma de Ewing,” *Revista médica de Costa Rica y Centroamérica LXXI*, vol. 72, nº 617, pp. 695-704, 2015.
- [47] Python Org, “BeginnersGuide/Overview,” 22 Noviembre 2022. [En línea]. Disponible en: <https://wiki.python.org/moin/BeginnersGuide/Overview>. [Último acceso: 18 Junio 2024].
- [48] Oracle, “Java,” [En línea]. Disponible en: https://www.java.com/es/download/help/whatis_java.html. [Último acceso: 18 Junio 2024].
- [49] UVA, “El lenguaje C++,” 2020. [En línea]. Disponible en: https://www2.eii.uva.es/fund_inf/cpp/temas/1_introduccion/introduccion.html. [Último acceso: 18 Junio 2024].

- [50] A. Robledano, “Qué es C++: características y aplicaciones,” 22 Julio 2019. [En línea]. Disponible en: <https://openwebinars.net/blog/que-es-cpp/>. [Último acceso: 18 Junio 2024].
- [51] OpenCV, “About,” 2024. [En línea]. Disponible en: <https://opencv.org/about/>. [Último acceso: 18 Junio 2024].
- [52] Pillow, “Overview,” 2024. [En línea]. Disponible en: <https://pillow.readthedocs.io/en/stable/handbook/overview.html>. [Último acceso: 18 Junio 2024].
- [53] Scikit Image, “About,” 2024. [En línea]. Disponible en: <https://scikit-image.org/docs/stable/about/index.html>. [Último acceso: 18 Junio 2024].
- [54] Lumivero, “Análisis detallado de sensibilidad y especificidad,” 2024. [En línea]. Disponible en: <https://www.xlstat.com/es/soluciones/funciones/analisis-detallado-de-sensibilidad-y-especificidad>. [Último acceso: 12 Mayo 2024].
- [55] L. A. Lind, G. W. Marchal y S. Wathen, Estadística aplicada a los negocios y economía, New York: McGraw-Hill, 2012.
- [56] D. Wackerly, W. Mendenhall III. y R. L. Scheaffer, Estadística matemática con aplicaciones, La Florida: Cengage Learning, 2009.
- [57] Ministerio del Trabajo, “Salarios mínimos sectoriales y tarifas 2024,” Ministerio del Trabajo, Quito, 2024.

ANEXOS

Anexo A. Validación por el médico especialista (Traumatólogo)

En la Figura A1 se expone el certificado de validación otorgado por el médico Traumatólogo.

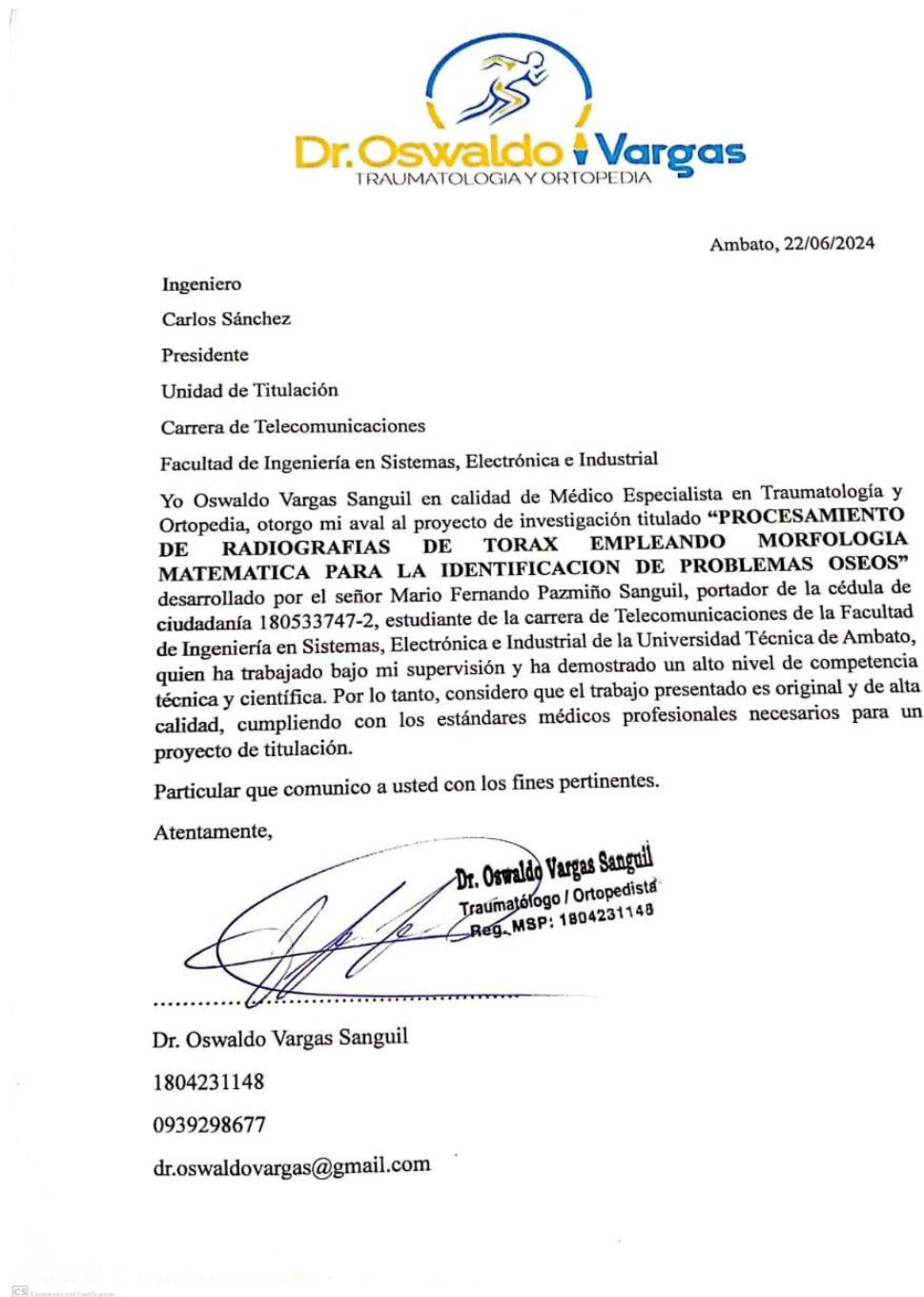


Figura A1. Certificado de validación

En la Figura A2 se observa la reunión realizada con el médico Traumatólogo acerca del estudio.



Figura A1. Reunión con el médico especialista

Anexo B. Pruebas de funcionamiento

En la Figura B1 se muestra el resultado del algoritmo al ingreso de una imagen radiográfica con el padecimiento de Costilla Cervical Izquierda.

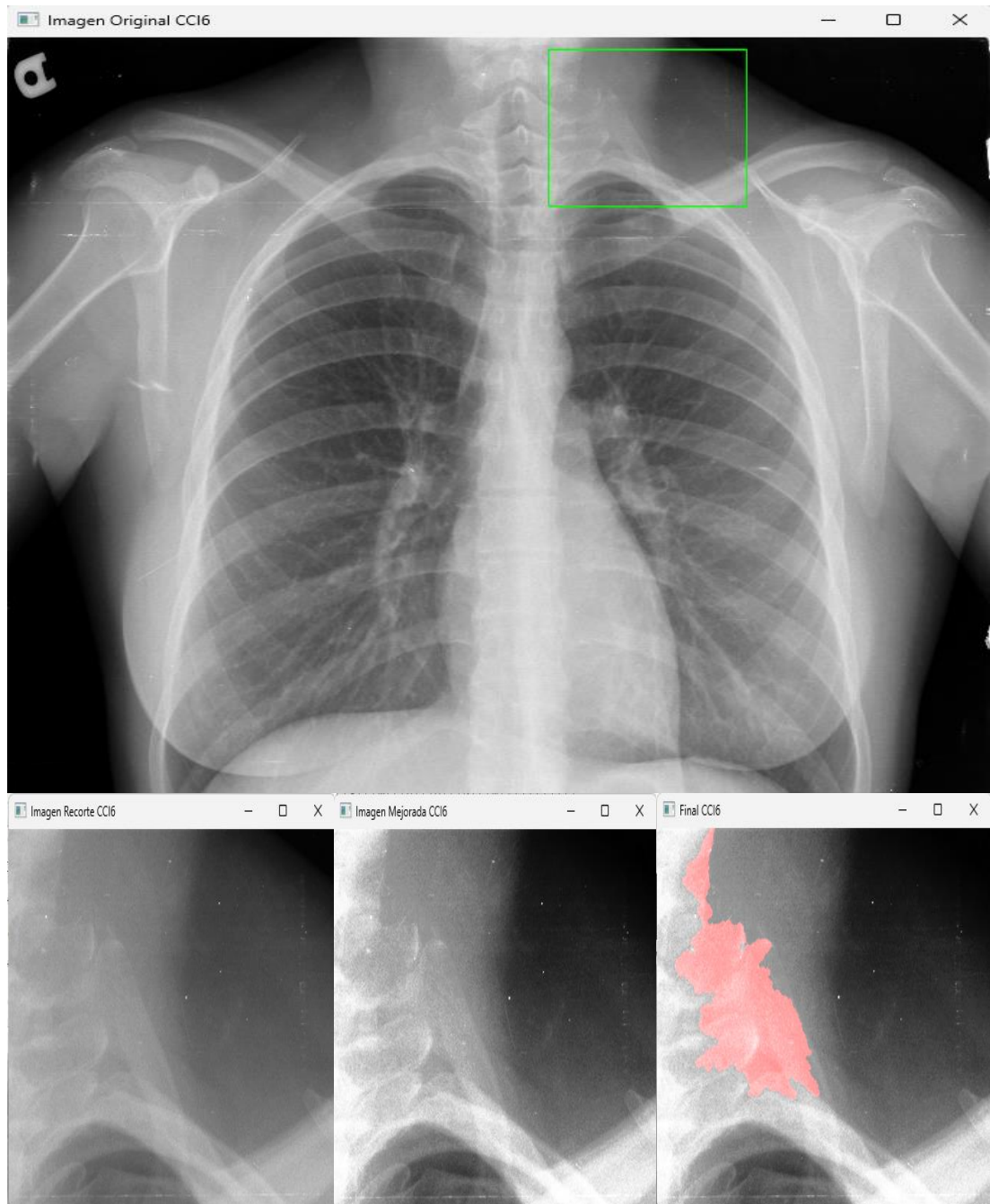


Figura B1. Resultado Final de una radiografía con patología de costilla cervical izquierda

En la Figura B2 se muestra el resultado del algoritmo al ingreso de una imagen radiográfica con el padecimiento de encondroma o infarto óseo en el lado derecho.

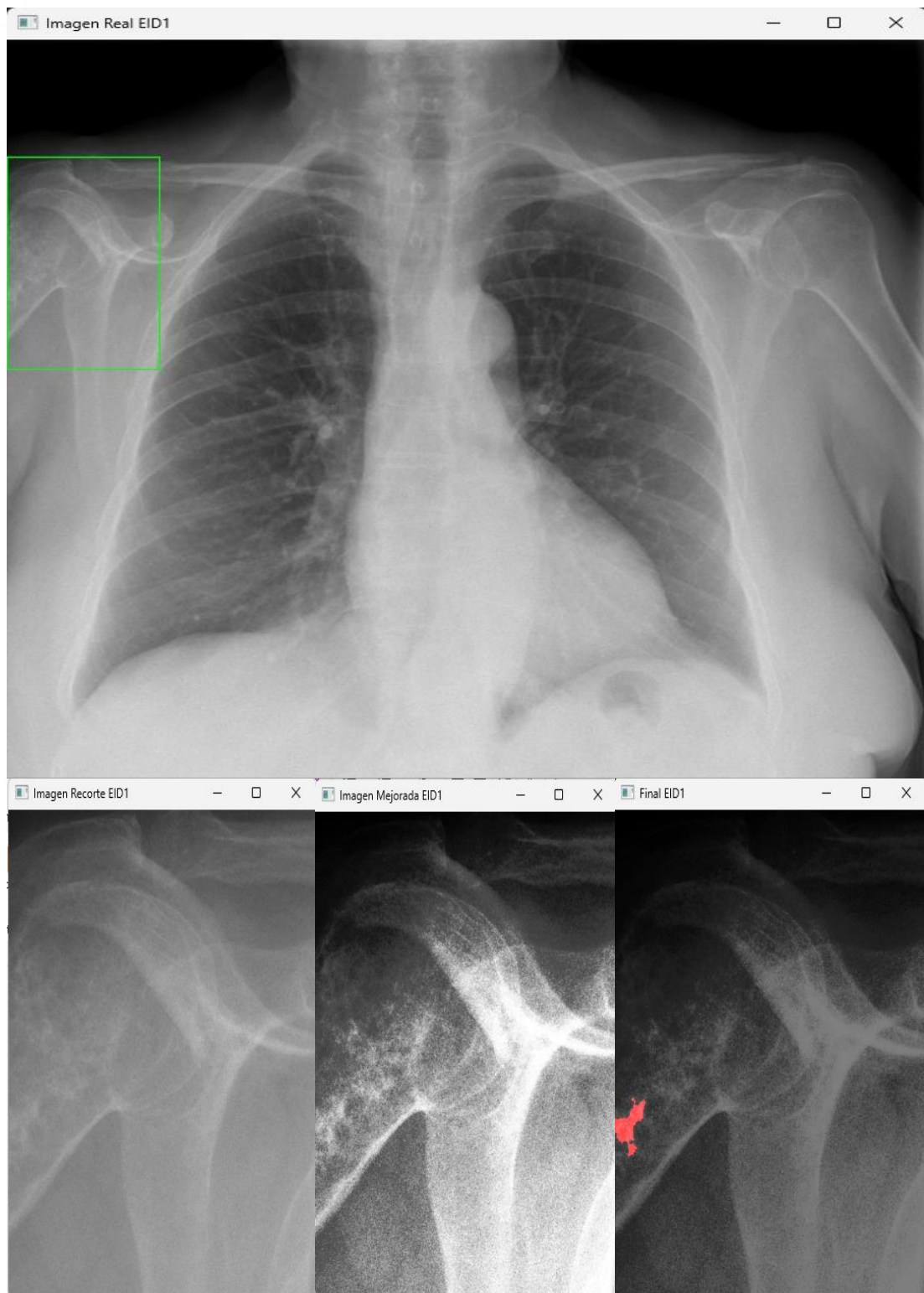


Figura B2. Resultado Final de una radiografía con patología de encondroma o infarto óseo en el lado derecho

En la Figura B3 se muestra el resultado del algoritmo al ingreso de una imagen radiográfica con el padecimiento de encondroma o infarto óseo en el lado izquierdo.

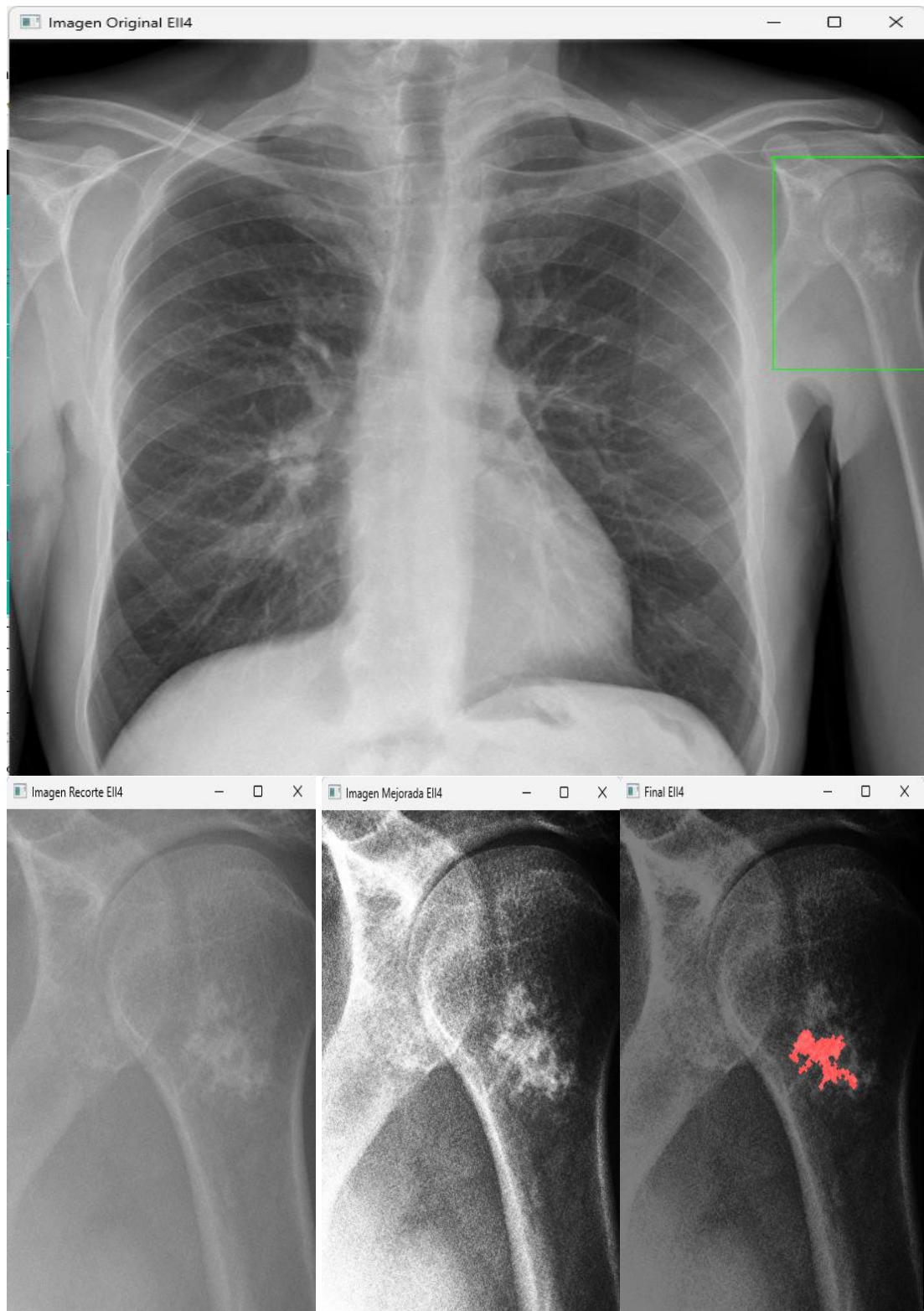


Figura B3. Resultado Final de una radiografía con patología de encondroma o infarto óseo en el lado izquierdo

Anexo C. Programación y estructura del algoritmo

En la Figura C1 se muestra la programación realizada por el algoritmo de costilla cervical en las etapas 1, 2, 3 y 4

```
import cv2
import numpy as np
import os

def calcular_mediana(imagen_gris):
    # Obtener los valores de píxeles de la imagen en escala de grises
    valores_pixeles = imagen_gris.flatten()
    # Calcular la mediana de los valores de píxeles
    mediana = np.median(valores_pixeles)
    return mediana

def calcular_promedio(imagen_gris):
    promedio = np.mean(imagen_gris)
    return promedio

imagen = cv2.imread(self.l_directorio.text()) # Reemplaza con la ruta de tu imagen
imagenGrises = cv2.imread(self.l_directorio.text())

if imagen is None:
    print("No se pudo cargar la imagen.")
else:
    #Dimensiones de la imagen
    alto, ancho, canales = imagen.shape
    if (alto < 1284 or ancho < 1364):
        self.l_avisos.setText("La Imagen no cumple con la resolución mínima, ingrese una nueva imagen porfavor")
        self.o_cervical.setEnabled(False)
        self.o_cervicaldere.setEnabled(False)
        self.o_encondromiz.setEnabled(False)
        self.o_encondromdere.setEnabled(False)
        self.b_analizar.setEnabled(False)
    else:
        self.l_avisos.setText('Imagen Aceptada')
        self.o_cervical.setEnabled(True)
        self.o_cervicaldere.setEnabled(True)
        self.o_encondromiz.setEnabled(True)
        self.o_encondromdere.setEnabled(True)
        self.b_analizar.setEnabled(True)

    imagen = cv2.resize(imagen, (2140,1760))
    imagenGrises = cv2.resize(imagenGrises, (2140,1760))
    alto, ancho, canales = imagen.shape

    alto2 = int(alto/70)
    alto1 = int(alto/5)
    ancho1 = int(ancho/7)
    ancho2 = int(ancho/20)

    # Coordenadas de recorte (x1, y1, x2, y2)
```

```

coordenadas_recorte = (11*ancho2, alto2, 15*ancho2, alto1)

# Rectángulo que representa la región seleccionada
cv2.rectangle(imagenGris, (coordenadas_recorte[0], coordenadas_recorte[1]),
(coordenadas_recorte[2], coordenadas_recorte[3]), (0, 255, 0), 2)

# Recortar la región de interés
region_recortada = imagen[coordenadas_recorte[1]:coordenadas_recorte[3],
coordenadas_recorte[0]:coordenadas_recorte[2]]

#Imprimir las dimensiones
print("Dimensiones de la imagen:")
print("Alto:", alto)
print("Ancho:", ancho)
print("Canales:", canales)
cv2.imwrite('Recortes/RecortePrincipal/Recorte1.png',region_recortada)

# Cargar la imagen en escala de grises
imagen_alvo = cv2.imread("Recortes/RecortePrincipal/Recorte1.png",
cv2.IMREAD_GRAYSCALE)
#-----Ecualizacion-----
# Ecualizamos la imagen
img_mejor = cv2.equalizeHist(imagen_alvo)
#-----Normalizacion-----
#Normalizamos la imagen para obtener solo el Hueso
mean, std_dev = cv2.meanStdDev(img_mejor)
normalized_image = (img_mejor - mean) / std_dev
#Obtenemos el promedio de píxeles
promedio_pixeles = calcular_promedio(normalized_image)
print("El promedio es: ", promedio_pixeles)
#-----Filtrado Morfología Matematica en escala de Grises-----
shape=cv2.MORPH_CROSSs
shape2=cv2.MORPH_CROSS
shape3=cv2.MORPH_RECT
ksize=(3,3)
ksize2=(5,5)
ksize3=(7,7)
kernel1=cv2.getStructuringElement(shape,ksize
kernel2=cv2.getStructuringElement(shape2,ksize2
kernel3 = cv2.getStructuringElement(shape3,ksize3)
closing_ImgNormalizada =
cv2.morphologyEx(normalized_image,cv2.MORPH_CLOSE,kernel2)
opening_ImgNormalizada = cv2.morphologyEx(closing_ImgNormalizada,
cv2.MORPH_OPEN, kernel1)
#-----Segmentación-----
# Aplicar la binarización basado en el promedio de pixeles
binary_imageProm = cv2.threshold(opening_ImgNormalizada, promedio_pixeles, 255,
cv2.THRESH_BINARY)
img_con_mascara = cv2.bitwise_and(img_mejor, binary_imageMed.astype(np.uint8))
#-----Binarizacion-----
umbral_bajo = 129
umbral_alto = 160
imbn = cv2.inRange(img_con_mascara,umbral_bajo,umbral_alto)
#-----Filtrado Morfología Matematica en escala de Grises-----
closing_ib1 = cv2.morphologyEx(imbn,cv2.MORPH_CLOSE,kernel2)
opening_ib1 = cv2.morphologyEx(closing_ib1,cv2.MORPH_OPEN,kernel3)
gradiente_imgMask = cv2.morphologyEx(opening_ib1, cv2.MORPH_GRADIENT,
kernel1)
# Encuentra los contornos en la imagen binaria

```

```

contours,_ = cv2.findContours(opening_ib1, cv2.RETR_EXTERNAL,
cv2.CHAIN_APPROX_SIMPLE)
try:
    # Encuentra el contorno más grande basado en el área
    largest_contour = max(contours, key=cv2.contourArea)
    # Crea una imagen en blanco del mismo tamaño que la imagen original
    result_image1 = np.zeros_like(opening_ib1)
    result_image = cv2.merge([result_image1, result_image1, result_image1])
    cv2.imwrite('Recortes/Umbral1.png',result_image)
except ValueError:
    print("No se encontraron contornos. La lista de contornos está vacía.")

```

Figura C1. Programación para detectar y resaltar la posible patología de costilla cervical

En la Figura C2 se muestra la programación realizada por el algoritmo de encondroma e infarto óseo en las etapas 1, 2, 3 y 4.

```

import cv2
import numpy as np
import os

def calcular_mediana(imagen_gris):
    # Obtener los valores de píxeles de la imagen en escala de grises
    valores_pixeles = imagen_gris.flatten()
    # Calcular la mediana de los valores de píxeles
    mediana = np.median(valores_pixeles)
    return mediana

def calcular_promedio(imagen_gris):
    promedio = np.mean(imagen_gris)
    return promedio

imagen = cv2.imread(self.l_directorio.text()) # Reemplaza con la ruta de tu imagen
imagenGrises = cv2.imread(self.l_directorio.text())
if imagen is None:
    print("No se pudo cargar la imagen.")
else:
    #Dimensiones de la imagen
    alto, ancho, canales = imagen.shape

    if (alto < 1336 or ancho < 1608):
        self.l_avisos.setText("La Imagen no cumple con la resolución mínima, ingrese una nueva imagen porfavor")

        self.o_cervical.setEnabled(False)
        self.o_cervicaldere.setEnabled(False)
        self.o_encondromiz.setEnabled(False)
        self.o_encondromdere.setEnabled(False)
        self.b_analizar.setEnabled(False)
    else:
        self.l_avisos.setText('Imagen Aceptada')
        self.o_cervical.setEnabled(True)
        self.o_cervicaldere.setEnabled(True)
        self.o_encondromiz.setEnabled(True)

```

```

self.o_encondromdere.setEnabled(True)
self.b_analizar.setEnabled(True)
imagen = cv2.resize(imagen, (2140,1760))
imagenGris = cv2.resize(imagenGris, (2140,1760))
alto, ancho, canales = imagen.shape

alto2 = int(alto/7)
alto1 = int(alto/10)
ancho1 = int(ancho/70)
ancho2 = int(ancho/6)
# Coordenadas de recorte (x1, y1, x2, y2)
coordenadas_recorte = (0, alto2, ancho2, 4*alto1)

# Rectángulo que representa la región seleccionada
cv2.rectangle(imagenGris, (coordenadas_recorte[0], coordenadas_recorte[1]),
(coordenadas_recorte[2], coordenadas_recorte[3]), (0, 255, 0), 2)
# Recortar la región de interés
region_recortada = imagen[coordenadas_recorte[1]:coordenadas_recorte[3],
coordenadas_recorte[0]:coordenadas_recorte[2]]

#Imprimir las dimensiones
print("Dimensiones de la imagen:")
print("Alto:", alto)
print("Ancho:", ancho)
print("Canales:", canales)
cv2.imwrite('Recortes/RecortePrincipal/Recorte1.png',region_recortada)

# Cargar la imagen en escala de grises

imagen_alvo = cv2.imread("Recortes/RecortePrincipal/Recorte1.png",
cv2.IMREAD_GRAYSCALE)

print('Procesando 1.....')
# Ecualizamos la imagen
img_mejor = cv2.equalizeHist(imagen_alvo)

#Normalizamos la imagen para obtener solo el Hueso
mean, std_dev = cv2.meanStdDev(img_mejor)
normalized_image = (img_mejor - mean) / std_dev

mediana_pixeles = calcular_mediana(normalized_image)
print("La mediana es: ",mediana_pixeles)

promedio_pixeles = calcular_promedio(normalized_image)
print("El promedio es: ", promedio_pixeles)

#Morfologia Matematica
shape=cv2.MORPH_CROSS
shape2=cv2.MORPH_ELLIPSE
shape3=cv2.MORPH_CROSS

ksize=(3,3)
ksize2=(5,5)
ksize3=(7,7)

kernel1=cv2.getStructuringElement(shape,ksize)#ancla en centro por defecto
kernel2=cv2.getStructuringElement(shape2,ksize2)#ancla en centro por defecto
kernel3 = cv2.getStructuringElement(shape3,ksize3)

```

```

opening_ImgNormalizada =
cv2.morphologyEx(normalized_image,cv2.MORPH_OPEN,kernel3)

# Aplicar la binarización utilizando el umbral basado en el promedio de píxeles
_, binary_imageProm = cv2.threshold(opening_ImgNormalizada, promedio_pixeles, 255,
cv2.THRESH_BINARY)

#closing_ImgNormalizada2 =
cv2.morphologyEx(binary_imageProm,cv2.MORPH_CLOSE,kernel3)
#opening_ImgNormalizada2 =
cv2.morphologyEx(closing_ImgNormalizada,cv2.MORPH_OPEN,kernel2)

img_con_mascara = cv2.bitwise_and(img_mejor,binary_imageProm.astype(np.uint8))

hitmiss = cv2.morphologyEx(img_con_mascara, cv2.MORPH_HITMISS, kernel2)

imbn = cv2.inRange(hitmiss,1,255)
gradiente_imbn = cv2.morphologyEx(imbn,cv2.MORPH_GRADIENT,kernel1)

# Encuentra los contornos en la imagen binaria
contours, _ = cv2.findContours(imbn, cv2.RETR_EXTERNAL,
cv2.CHAIN_APPROX_SIMPLE)

#Obtener la mitad de la imagen
mitad_ancho = imagen_alvo.shape[1] // 2

#Filtar los contornos para mantener solo aquellos en la mitad izquierda
contornos_filtrados = []
for contorno in contours:
    for punto in contorno:
        if punto[0][0] < mitad_ancho:
            contornos_filtrados.append(contorno)
            break

# Ordenar los contornos por área de mayor a menor
contornos_filtrados = sorted(contornos_filtrados, key=cv2.contourArea, reverse=True)

# Seleccionar uno de los contornos mas grandes
contornos_mas_grandes = contornos_filtrados[1:2]

# Crear una imagen en blanco del mismo tamaño que la imagen original
result_image1 = np.zeros_like(imagen_alvo)
result_image = cv2.merge([result_image1, result_image1, result_image1])

# Dibujar los dos contornos más grandes en la imagen en blanco
cv2.drawContours(result_image, contornos_mas_grandes, -1, (0,0,255),
thickness=cv2.FILLED)
rgb_image = cv2.cvtColor(img_mejor, cv2.COLOR_GRAY2RGB)

output_image = cv2.addWeighted(rgb_image, 0.5, result_image, 1, 0)

# Mostrar la imagen original y la imagen binarizada
cv2.imshow('Final Umbral 1', output_image)
cv2.imwrite('C:/Users/ferma/OneDrive/Escritorio/ArchivosMario/Tesis/PythonFinal/Recortes/
Umbral1.png',result_image)

```

Figura C2. Programación para detectar y resaltar la posible patología de encondroma o infarto óseo

En la Figura C3 se muestra la programación establecida para la comparación de imágenes.

```
import cv2
import numpy as np
import os

diretorio_outputs = 'CostillaCervicalReal/Outputs2/' # Substitua pelo caminho do diretório que
deseja listar
arquivos_png2 = listar_arquivos_png(diretorio_outputs)
# Imprima a lista de arquivos .jpg
print(arquivos_png2)
# Carpeta que contiene las imágenes
carpeta_recortes = "Recortes"
# Obtener la lista de carpetas dentro de " CostillaCervicalReal/Outputs2"
carpetas = [f.name for f in os.scandir(diretorio_outputs) if f.is_dir()]
print(f'Carpetas: {carpetas}')
resultado_diferencias = []
comparaciones_porcentaje = {}
for carpeta in carpetas:
    # Recorrer todas las imágenes en la carpeta
    carpeta2 = carpeta + '.png'
    print(carpeta2)
    for filename in os.listdir(carpeta_recortes):
        if filename.endswith((".jpg", ".jpeg", ".png")):
            if carpeta2 == filename:
                print('OK')
                ruta_carpeta = os.path.join(diretorio_outputs, carpeta)
                archivos_carpeta_png2 = listar_arquivos_png(ruta_carpeta)
                print(archivos_carpeta_png2)
                for archivo in archivos_carpeta_png2:
                    print('paso final')
                    imagen = cv2.imread(archivo)
                    # Leer la imagen
                    ruta_imagen = os.path.join(carpeta_recortes, filename)
                    imagen2 = cv2.imread(ruta_imagen)
                    nome_archivo_imagen = archivo.split("\\")[1]
                    print(f'comparacion: {nome_archivo_imagen} con {filename}')
                    original = cv2.cvtColor(imagen, cv2.COLOR_BGR2GRAY)
                    contrast = cv2.cvtColor(imagen2, cv2.COLOR_BGR2GRAY)
                    # Resta las imágenes
                    diferencia = cv2.absdiff(original, contrast)
                    #Porcentaje de resta
                    pixeles_no_cero_imagen1 = np.count_nonzero(imagen)
                    print('Píxeles Img1: ', pixeles_no_cero_imagen1)
                    pixeles_no_cero_imagen2 = np.count_nonzero(imagen2)
                    print('Píxeles Img2: ', pixeles_no_cero_imagen2)
                    pixeles_totales = pixeles_no_cero_imagen1+pixeles_no_cero_imagen2
                    print('Píxeles totales: ', pixeles_totales)
                    porcentaje_imagen1 = (pixeles_no_cero_imagen1*100)/pixeles_totales
                    print('Porcentaje Img1: ', porcentaje_imagen1)
                    pixeles_no_cero_diferencia = np.count_nonzero(diferencia)
                    print('Píxeles que sobraron de la resta: ', pixeles_no_cero_diferencia)
                    pixeles_sobrantes = pixeles_totales - pixeles_no_cero_diferencia
                    print('Píxeles Comidos: ', pixeles_sobrantes)
                    pixeles_diferencia_img1= (pixeles_sobrantes*porcentaje_imagen1)/100
                    print('Píxeles comidos de la imagen 1: ', pixeles_diferencia_img1)
```

```

        porcentaje_comido_img1 =
            (pixeles_diferencia_img1*100)/(pixeles_no_cero_imagen1)
        print('Porcentaje comido de la imagen 1: ', porcentaje_comido_img1)
    comparaciones_porcentaje[nome_arquivo_imagem, filename] = porcentaje_comido_img1
    comparacoes_ordenadasPorcentaje = sorted(comparaciones_porcentaje.items(), key=lambda x: x[1],
reverse=True)
    for i, (arquivo, comparacao) in enumerate(comparacoes_ordenadasPorcentaje):
        print(f"Ranking {i+1}: {arquivo}, Comparação: {comparacao}")
        resultado_diferencias.append(comparacao)
    coincidencia_max = max(resultado_diferencias)
    img_top = []
    for i in range(1):
        arquivo, comparacao = comparacoes_ordenadasPorcentaje[i]
        nome_arquivo_imagem = arquivo[1]
        img_top.append(nome_arquivo_imagem)
    print(img_top)
    if coincidencia_max >= 65:
        self.l_resultados.setText(f'Posible Costilla Cervical, coincidencia
        {coincidencia_max}')
    else:
        self.l_resultados.setText(f'Sin padecimiento de Costilla Cervical Izquierda, coincidencia
        {coincidencia_max}')

```

Figura C3. Programación que efectúa la comparación de imágenes