

UNIVERSIDAD TÉCNICA DE AMBATO

FACULTAD DE INGENIERÍA EN SISTEMAS, ELECTRÓNICA E INDUSTRIAL

CARRERA DE TELECOMUNICACIONES

Tema:

SISTEMA DE EVALUACIÓN INTELIGENTE DE TERCEROS MOLARES BASADO EN APRENDIZAJE AUTOMÁTICO Y PROCESAMIENTO DE IMÁGENES.

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: Juan Manuel Sánchez Villa

TUTOR: Ing. Andrea Patricia Sánchez Zumba, Mg.

Ambato - Ecuador

agosto – 2024

APROBACIÓN DEL TUTOR

En calidad de tutor del trabajo de titulación con el tema: SISTEMA DE EVALUACIÓN INTELIGENTE DE TERCEROS MOLARES BASADO EN APRENDIZAJE AUTOMÁTICO Y PROCESAMIENTO DE IMÁGENES, desarrollado bajo la modalidad Proyecto de Investigación por el señor Juan Manuel Sanchez Villa, 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.



Firmado electrónicamente por:
ANDREA PATRICIA SANCHEZ ZUMBA

Ing. Andrea Patricia Sánchez Zumba, Mg.
TUTOR

AUTORÍA

El presente trabajo de titulación con el tema: SISTEMA DE EVALUACIÓN INTELIGENTE DE TERCEROS MOLARES BASADO EN APRENDIZAJE AUTOMÁTICO Y PROCESAMIENTO DE IMÁGENES, 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.



Juan Manuel Sánchez Villa

C.C. 16006663122

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.



Juan Manuel Sánchez Villa

C.C.1600663122

AUTOR

APROBACIÓN DEL TRIBUNAL DE GRADO

En calidad de par calificador del informe final del trabajo de titulación presentado por el señor Juan Manuel Sánchez Villa, estudiante de la Carrera de Telecomunicaciones, de la Facultad de Ingeniería en Sistemas, Electrónica e Industrial, bajo la Modalidad Proyecto de Investigación, titulado SISTEMA DE EVALUACIÓN INTELIGENTE DE TERCEROS MOLARES BASADO EN APRENDIZAJE AUTOMÁTICO Y PROCESAMIENTO DE IMÁGENES, 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:
JESUS ISRAEL GUAMAN MOLINA

Ing. Jesús Guamán Molina, Mg
PROFESOR CALIFICADOR

Firmado electrónicamente por:
FREDDY GEOVANNY BENALCAZAR PALACIOS

Dr. Freddy Benalcázar Palacios, Mg
PROFESOR CALIFICADOR

DEDICATORIA

Este proyecto va dedicado a cada miembro de mi familia, los pilares fundamentales de mi vida. Especialmente a mis padres, quienes me motivan e inspiran a seguir por mucho más.

A mi madre María Rosa, quien siempre estuvo ahí en constante comunicación, velo por mí, por tu incondicional amor y paciencia que siempre me has demostrado.

A mi padre Juan Manuel, quien siempre me apoyo y motivo, con su carisma y sobre todo con su amor, sin importar adversidad que se presente, nunca dejó de ser un padre amoroso.

A mi hermano Tito Rolando quien me apoyó en toda mi travesía universitaria como un padre y un increíble mentor, por tu paciencia y protección.

A mis hermanas Martha y Verónica, quienes me cuidaron desde muy pequeño, siempre preocupándose por mí hasta ahora, y por su amor incondicional.

A mis dos últimos hermanos, pero no menos importantes, Guido y John, por su trabajo e inspiración que llena de motivación y orgullo.

Papá, mamá, hermanos, quizás me aguante las lágrimas, en el momento de obtener este título, pero de solo mirarlos a sus ojos y saber todo lo que han hecho por mí, estoy eternamente agradecido, los amo y Dios le pague.

Con mucho amor y cariño, juanSaVi.

AGRADECIMIENTO

Quiero expresar mi sincero agradecimiento a todas las personas que han sido parte antes y durante de todo mi trayecto académico.

Agradezco eternamente a mi familia, quienes desde que me propuse alcanzar este logro siempre estuvieron conmigo. Hoy, juntos, lo hemos conseguido.

A Juan x2, Erick, Will, Panchito, Tavaquin, Fiallos, Duran, Wizard, Chon, Shirley e Isa, gracias por su amistad, su apoyo y todos los momentos vividos juntos. Han hecho que este trayecto académico sea único y memorable.

Al Grupo de los Trolls, gracias por su apoyo y por los momentos que hemos compartido juntos. Aprecio las salidas y las noches en vela jugando. Recuerden siempre bloquear Ekko.

A Angie y Tito, por su ayuda profesional y su amistad, me encuentro muy agradecido por el apoyo brindado durante el desarrollo de este proyecto.

A mi tutora de tesis, la ingeniera Andrea Sánchez, por dedicar su tiempo a apoyarme y guiarme. Su orientación ha sido fundamental para alcanzar este logro.

Con gratitud y aprecio, juanSaVi.

ÍNDICE GENERAL DE CONTENIDOS

APROBACIÓN DEL TUTOR ..... **II**

AUTORÍA ..... **III**

DERECHOS DE AUTOR ..... **IV**

APROBACIÓN DEL TRIBUNAL DE GRADO ..... **V**

DEDICATORIA ..... **VI**

AGRADECIMIENTO ..... **VII**

ÍNDICE GENERAL DE CONTENIDOS ..... **VIII**

ÍNDICE DE TABLAS ..... **XII**

ÍNDICE DE ANEXOS ..... **XVIII**

RESUMEN EJECUTIVO ..... **XIX**

ABSTRACT ..... **XX**

CAPÍTULO I. MARCO TEÓRICO **1**

1.1 Tema de investigación 1

Sistema de evaluación inteligente de terceros molares basado en aprendizaje automático y procesamiento de imágenes. 1

1.1.1 Planteamiento del problema 1

1.2 Antecedentes investigativos 3

1.3 Fundamentación teórica 5

1.3.1 Inteligencia Artificial 5

1.3.2 Procesamiento digital de imágenes 8

1.3.3 IA con Procesamiento de imágenes. 11

1.3.4 Adquisición de imágenes 11

1.3.5 Visión Artificial. 12

1.3.6 Reconocimiento de patrones 12

1.3.7 Plataformas basadas en la nube 13

1.3.8 Algoritmos de Visión Artificial 14

1.3.9 Arquitectura del modelo interno de Yolov8x 15

1.3.10 Plataformas de etiquetado 23

1.3.11 Odontolog-IA 26

1.3.12 Odontología 26

1.3.13 Radiografías panorámicas 27

1.3.14 Terceros Molares 28

1.3.15 Clasificación de Terceros Molares 28

1.4 Objetivos 30

1.4.1 Objetivo general 30

1.4.2 Objetivos específicos 30

CAPÍTULO II. METODOLOGÍA 31

2.1 Materiales 31

2.2 Métodos 32

2.2.1 Modalidad de la investigación 32

2.2.2 Recolección de información 32

2.2.3 Procesamiento y análisis de datos 33

CAPÍTULO III. RESULTADOS Y DISCUSIÓN 34

3.1 Desarrollo de la propuesta 34

3.1.1 Definición de los elementos para la propuesta 34

3.1.2 Tecnologías utilizadas 37

3.1.3 Arquitectura del sistema 42

3.1.4 Descripción del sistema de detección 43

3.1.5 Diseño del sistema 44

3.1.6 Entrenamiento del Sistema 59

3.1.7 Pruebas de Funcionamiento 69

3.2 Validación de resultados 79

3.2.1 Matriz de confusión de Winter: Mesioangular 80

3.2.2 Matriz de confusión de Winter: Vertical 81

3.2.3 Matriz de confusión de Winter: Distoangular 82

3.2.4 Matriz de confusión de Winter: Horizontal 83

3.2.5 Matriz de confusión de Winter: Invertido 84

3.2.6 Matriz de confusión de Pell y Gregory: Fase 1 Clase A 85

3.2.7 Matriz de confusión de Pell y Gregory: Fase 1 Clase B 86

3.2.8 Matriz de confusión de Pell y Gregory: Fase 1 Clase C 87

3.2.9 Matriz de confusión de Pell y Gregory: Fase 2 Clase A 88

3.2.10 Matriz de confusión de Pell y Gregory: Fase 2 Clase B 89

3.2.11 Matriz de confusión de Pell y Gregory: Fase 2 Clase C 90

3.2.12 Matriz de confusión de Pell y Gregory: Fase 3 Clase C 91

3.2.13 Validación de resultados 92

3.3 Presupuesto 104

CAPÍTULO IV. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES 106

4.1 Conclusiones 106

4.2 Recomendaciones..... 107

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS 108

ANEXOS 113

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1. Características del procesamiento de imágenes [16] 10

Tabla 2. Aplicaciones del procesamiento digital de imágenes [17] 11

Tabla 3. Capa de convoluciones del Backbone 18

Tabla 4. Capa de Head 19

Tabla 5. Detectores de Head 20

Tabla 6. Parámetros de red neuronal 23

Tabla 7. Características del software seleccionado 31

Tabla 8. Características del Hardware seleccionado 31

Tabla 9. Recolección de información 33

Tabla 10. Clasificación de Winter [40] 35

Tabla 11. Clasificación de Pell y Gregory [40] 36

Tabla 12. Características de los lenguajes de programación [41], [42], [43] 37

Tabla 13. Plataformas basadas en la nube [23],[24],[25] 38

Tabla 14. Arquitecturas de Visión Artificial [44],[45],[46] 39

Tabla 15. Características de las versiones de Yolov8 [47] 40

Tabla 16. Versiones de Yolov8 [47] 40

Tabla 17. Bibliotecas requeridas del sistema 45

Tabla 18. Importación de librerías 46

Tabla 19. Características de la base de datos 53

Tabla 20. Base de datos por caso clínico Molar 54

Tabla 21. Distribución de clases 55

Tabla 22. Parámetros para el entrenamiento 59

Tabla 23. Tabla de resultados de entrenamientos 64

Tabla 24. Matriz de confusión Mesioangular 80

Tabla 25. Matriz de confusión Vertical 81

Tabla 26. Matriz de confusión Distoangular 82

Tabla 27. Matriz de confusión Horizontal 83

Tabla 28. Matriz de confusión Invertido 84

Tabla 29. Matriz de confusión Fase 1 Clase A 85

Tabla 30. Matriz de confusión Fase 1 Clase B 86

Tabla 31. Matriz de confusión Fase 1 Clase C 87

Tabla 32. Matriz de confusión Fase 2 Clase A 88

Tabla 33. Matriz de confusión Fase 2 Clase B 89

Tabla 34. Matriz de confusión Fase 2 Clase C 90

Tabla 35. Matriz de confusión Fase 3 Clase C 91

Tabla 37. Presupuesto 105

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1.Machine Learning [10] 6

Figura 2. Deep Learning [11] 6

Figura 3.Funcionamiento de una neurona [12] 7

Figura 4. Red Neuronal [12] 7

Figura 5. Procesamiento de imágenes [13] 8

Figura 6. Sistema de DSP [14] 9

Figura 7. SDPI (Índice de Procesamiento en el Dominio Espacial) [15] 9

Figura 8. Arquitectura YOLOv8 [30] 15

Figura 9. Pirámide de bloques de Backbone [29] 16

Figura 10. Capa de convoluciones del Backbone [29] 17

Figura 11. Arquitectura de Head [29] 18

Figura 12. Capas de convoluciones de Head [29] 19

Figura 13. Estructura de bloque C2f [29] 21

Figura 14. Estructura de bloque Bottleneck [29] 21

Figura 15. Estructura de bloque SPPF [29] 22

Figura 16. Estructura de bloque Conv [29] 22

Figura 17. Estructura de bloque de Detect [29] 23

Figura 18. Interfaz de Labelme 24

Figura 19. Interfaz de Keylabs [31] 25

Figura 20. Interfaz de VoTT [32] 26

Figura 21. Radiografía panorámica [35] 27

Figura 22. Clasificación de Pell y Gregory [38] 29

Figura 23. Clasificación de Winter [39] 29

Figura 24. Arquitectura del sistema 42

Figura 25. Diagrama de bloques del sistema 44

Figura 26. Diagrama de flujo de la etapa de adquisición 46

Figura 27. Diagrama de flujo del procesamiento de imágenes 48

Figura 28. Registro de resultados 50

Figura 29. Arquitectura de la base de datos 52

Figura 30. Coordenadas y Clases 55

Figura 31. Localización del objeto 56

Figura 32. Etiquetado del sistema 56

Figura 33. Archivo de salida del proceso de etiquetado 57

Figura 34. Proceso de cargar la base de datos 57

Figura 35. Modelo neuronal 58

Figura 36. Compilación del modelo de la red neuronal 58

Figura 37. Entrenamiento de la IA 60

Figura 38. Inicio del entrenamiento 60

Figura 39. Entrenamiento de la IA por épocas 60

Figura 40. IA entrenada 61

Figura 41. Última época de entrenamiento 61

Figura 42. Gráficas que proporciona YOLOv8x 61

Figura 43. Gráficas enviadas al Drive 62

Figura 44. Resultados del entrenamiento con 100 épocas 62

Figura 45. Resultados del entrenamiento con 55 épocas 63

Figura 46. Precisión del modelo con 100 épocas 63

Figura 47. Precisión del modelo con 45 épocas 64

Figura 48. Imagen radiográfica original 65

Figura 49. Histograma de la imagen original 66

Figura 50. Imagen a escala de grises 66

Figura 51. Histograma de imagen a escala de grises 67

Figura 52. Base de autentificación en fire base 68

Figura 53. Credenciales de Base autentificador 68

Figura 54. Interfaz Gráfica 68

Figura 55. Registro de usuario 69

Figura 56. Usuarios registrados 70

Figura 57. Panel menú 70

Figura 58. Interfaz de Nuevo Paciente 71

Figura 59. Registro del paciente 72

Figura 60. Molar Clase 1-A detectado 72

Figura 61. Molar Vertical detectado 73

Figura 62. Datos del paciente 73

Figura 63. Imágenes de evaluación del paciente 73

Figura 64. Registro del paciente 74

Figura 65. Molar Clase 1-B detectado 74

Figura 66. Molar Clase 2-B detectado 75

Figura 67. Molar vertical detectado 75

Figura 68. Molar mesioAngular detectad 76

Figura 69. Datos del paciente 76

Figura 70. Imágenes de evaluación del paciente 76

Figura 71. Registro del paciente 77

Figura 72. Molar Clase 2-A detectado 77

Figura 73. Molar vertical detectado 78

Figura 74. Molar Horizontal detectado 78

Figura 75. Datos del paciente 78

Figura 76. Imágenes de evaluación del paciente 79

Figura 77. Matriz de confusión 103

ÍNDICE DE ANEXOS

Anexo A. CARACTERÍSTICAS DEL EQUIPO PC 113

Anexo B. ETIQUETADO DE CASOS CLINICOS MOLARES 114

Anexo C. GRÁFICAS DE ENTRENAMIENTOS. 117

Anexo D. ARCHIVOS ENTREGADOS POR YOLO 120

Anexo E. PRUEBAS DE FUNCIONAMIENTO 124

Anexo F. MATRICES DE CORRELACIÓN 127

Anexo G. INTERFAZ GRÁFICA 131

Anexo H. AVAL DEL PROFESIONAL DE ODONTOLOGIA. 132

Anexo I. CÓDIGO DEL SISTEMA. 133

RESUMEN EJECUTIVO

En este proyecto se exploran las características anatómicas de los terceros molares y la aplicación de técnicas avanzadas de aprendizaje automatizado y procesamiento de imágenes para su evaluación. Se utilizaron las clasificaciones de Pell-Gregory y Winter para estructurar la base de datos con 2592 casos clínicos en 12 categorías principales, lo que permitió entrenar modelos precisos utilizando el algoritmo YOLO en su versión YOLOV8x. La selección de herramientas y software adecuados fue fundamental para el desarrollo exitoso del modelo de Inteligencia Artificial, la plataforma Google Colab se eligió para el entrenamiento debido a su alta velocidad de procesamiento, lo cual permitió alcanzar un entrenamiento óptimo entre 45 y 55 épocas en cada categoría de los terceros molares.

Además, se desarrolló de una interfaz para la evaluación de terceros molares se logró mediante CustomTkinter, ya que el YOLOv8 tiene una amplia compatibilidad de librerías en Python en comparación con versiones anteriores y otros algoritmos de Visión Artificial disponibles que facilitó la creación de una plataforma interactiva y amigable para los profesionales de Odontología. Además, para la gestión y almacenamiento de datos clínicos, se implementó Firebase Admin, permitiendo la recopilación y organización de los resultados de cada caso clínico. Esto llevo al desarrollo de una plantilla clínica odontológica integral que incluye los parámetros esenciales necesarios para las revisiones posteriores por parte de los odontólogos.

En conjunto, este sistema avanzado mejora la precisión en el diagnóstico y evaluación de terceros molares, optimizando la práctica odontológica mediante una integración efectiva de tecnologías de Inteligencia Artificial y herramientas de desarrollo, proporcionando un enfoque eficiente y preciso en el manejo de datos clínicos.

Palabras clave: Yolo, Winter, Pell y Gregory, Fire base, Python, Labelme.

ABSTRACT

This project explores the anatomical characteristics of third molars and applies advanced techniques in automated learning and image processing for their evaluation. The Pell and Gregory, and Winter classifications were used to structure a database of 2592 instances into 12 main categories, enabling precise model training using the YOLO algorithm in its YOLOv8x version. The selection of appropriate tools and software was pivotal for the successful development of the artificial intelligence model; Google Colab was chosen for training due to its high processing speed, achieving optimal training within 45 to 55 epochs for each category of third molars.

Additionally, an interface for third molar evaluation was developed using CustomTkinter, leveraging YOLOv8's extensive compatibility with Python libraries compared to earlier versions and other available artificial vision algorithms. This facilitated the creation of an interactive and user-friendly platform for dental professionals. For clinical data management and storage, Firebase Admin was implemented, enabling the collection and organization of results from each clinical case. This led to the development of a comprehensive dental clinical template containing essential parameters necessary for subsequent reviews by dentists.

Overall, this advanced system enhances accuracy in diagnosing and evaluating third molars, optimizing dental practices through effective integration of artificial intelligence technologies and development tools, providing an efficient and precise approach to managing clinical data.

Keywords: Yolo, Winter, Pell and Gregory, Fire base, Python, Labelme.

CAPÍTULO I. MARCO TEÓRICO

1.1 Tema de investigación

Sistema de evaluación inteligente de terceros molares basado en aprendizaje automático y procesamiento de imágenes.

1.1.1 Planteamiento del problema

La influencia de la tecnología en la vida cotidiana es cada vez más notoria, como en la medicina, la industria y la seguridad, entre otros. Uno de los ejemplos más sobresalientes se manifiesta en el ámbito de la salud, donde las herramientas tecnológicas están adquiriendo una relevancia significativa como diseño de prótesis dentales y control de tratamientos.

Uno de estos casos, a nivel global, se han realizado cirugías maxilofaciales dedicadas al tratamiento de diversas afecciones que afectan la boca, la mandíbula, así como la región craneal y cervical. Entre los desafíos patológicos más extendidos a nivel mundial se encuentra la impacción dental, que se manifiesta cuando un diente no puede o no logra emerger en su posición funcional normal [1].

En el grupo de edades entre los 17 y 30 años, la mayoría de las personas han experimentado intervenciones quirúrgicas, particularmente relacionadas con la extracción de piezas dentales, tratamientos ortodónticos y razones protésicas. Un estudio en Medellín, Colombia, evaluó terceros molares en 157 historias clínicas; la mayoría siendo mujeres. Donde existían datos específicos sobre la prevalencia de impactación de los terceros molares, presentando síntomas como dolor agudo, inflamación, molestia al masticar, dolor de garganta, dolor de cabeza y mal aliento. Adicionalmente, un 40.8% busca tratamiento ortodóntico, mientras que un 13.4% acude por razones protésicas. En total se evaluaron 515 terceros molares. Los resultados indican que el tercer molar más impactado fue el 28 (25.6%), seguido por el 18 (25.4%), el 48 (24.6%) y el 38 (24.2%). El 61.9% de las personas se sometieron a la extracción de todos sus terceros molares, siendo más común encontrar terceros

molares impactados en el maxilar superior en ambos géneros. El 38.1% a pesar de presentar síntomas que indican problemas con los terceros molares, estos no tenían relación con los mismos, a pesar de usar métodos de clasificación como los de Pell, Gregory y Winter, los cuales consideran el grado de impactación, la angulación de los molares y su relación con el borde de la rama mandibular, basándose principalmente en la evaluación visual por parte del odontólogo. Estos eran producidos por problemas de encías, Trastornos de la articulación temporomandibular (ATM), caries o infecciones en otras piezas dentales, a pesar de que estos fueran diagnosticados para una intervención quirúrgica, se pudo evitar al realizar estudios más exhaustivos tomando un más de tiempo [2].

A nivel nacional, el Ministerio de Salud proporciona información esencial para mejorar la salud bucal siguiendo protocolos publicados por última vez en 2014 y que han estado siendo empleados hasta el día de hoy. A pesar de que estos aún se encontraban en proceso de actualización, la llegada de la pandemia del COVID-19 ha impedido la actualización de estos protocolos hasta la fecha. Esta falta de actualización dificulta la obtención de datos actuales que permitan comprender la prevalencia de los terceros molares retenidos, incluyendo sus posiciones, angulación y otras características en la población ecuatoriana. La ausencia de esta información obstaculiza la toma de decisiones clínicas y la planificación de estrategias de prevención junto a tratamientos en el campo de la Odontología. Además, en el último protocolo publicado, indica un máximo de 45 minutos en cada cita, la mayoría de los diagnósticos, siendo estos forzosos a una evaluación inmediata y toma de decisiones apresuradas, evitando un estudio más exhaustivo.

Por lo tanto, dentro del Ecuador, en el área de la Odontología se indica que el 55% de casos clínicos en la población son diagnósticos de problemas de encías o caries no relacionadas con los terceros molares. El otro 45% son casos que presentan síntomas de impactación de los terceros molares. La mayoría de los casos se diagnostican como Odontectomía; extracción del tercer molar por procedimiento quirúrgico causado por una toma de decisión forzosa [3].

A nivel de Tungurahua en la ciudad de Ambato, en los distintos centros de Salud existe la atención odontológica, pero en su mayoría brindan una atención básica de

tratamientos de caries y extracción de piezas dentales, en casos relacionados con los terceros molares estos llegan a tomar mucho tiempo, ya que se debe hacer uso de Equipos de Rayos X previamente al diagnóstico. Por lo tanto, muchos de los pacientes por falta de una buena atención clínica optan por acudir a entidades privadas por una atención inmediata donde por lo general no solo el paciente se realiza una Radiografía panorámica dental, sino también una Radiografía periapical. Un profesional Odontológico de la provincia manifestó que esta segunda radiografía se realiza por la falta de visión detallada de las piezas dentales de la Radiografía panorámica, causando gastos excesivos para un diagnóstico más exhaustivo [4].

La falta de una evaluación eficiente y precisa de terceros molares en pacientes, de la dependencia significativa de una evaluación manual, donde la interpretación subjetiva de imágenes radiográficas puede llevar a diagnósticos inconsistentes y a errores en la identificación de condiciones relacionadas con terceros molares. Además, debido a limitaciones de tiempo en la práctica clínica, los profesionales de la salud pueden verse presionados para realizar evaluaciones superficiales o apresuradas, lo que compromete la calidad de la atención. La falta de una experiencia uniforme entre los profesionales en la evaluación de terceros molares también contribuye a esta problemática, generando error al diagnosticar problemas de manera efectiva.

Las consecuencias de este problema son significativas, porque afecta a los profesionales de la salud y a los pacientes. Los diagnósticos erróneos o tardíos de condiciones relacionadas con terceros molares pueden resultar en procedimientos quirúrgicos innecesarios o la omisión de tratamientos adecuados, lo que tiene implicaciones directas en la calidad de la atención y la satisfacción de los pacientes. Además, esto genera la pérdida de tiempo y recursos para los profesionales, para las instituciones de atención médica y por supuesto para los mismos pacientes.

1.2 Antecedentes investigativos

En 2023, Vathsala Patil y colaboradores de Manipal College of Dental Sciences, en la investigación "Evaluación de la edad a través de la longitud de las raíces de los segundos y terceros molares permanentes mandibulares mediante aprendizaje automático y redes neuronales artificiales", en el cual se utilizó el software ImageJ

para medir la longitud de las raíces mesiales y distales. Se archivaron datos de 1000 radiografías panorámicas de pacientes de entre 12 y 25 años, y se utilizaron modelos como máquina de vectores de soporte (SVM) y bosque aleatorio (RF) para entrenar, probar y analizar las mediciones. La raíz mesial del tercer molar del lado derecho fue un buen predictor de la edad, con el SVM mostrando la mayor precisión del 86,4% para la clase 2. En general, el estudio demostró que el modelo de aprendizaje profundo funcionó mejor que los modelos de aprendizaje automático para la predicción de la edad [5].

En 2022, Eunhye Choi y colaboradores de la Universidad Nacional de Seúl, en la investigación “Inteligencia Artificial en el posicionamiento entre el tercer molar mandibular y el nervio alveolar inferior en radiografía panorámica”, en el cual se desarrolló un modelo de Inteligencia Artificial para determinar dos relaciones posicionales entre el tercer molar mandibular y el nervio alveolar inferior cuando se superponían en radiografías panorámicas. Se utilizaron 571 imágenes panorámicas para el estudio, y se entrenó un modelo de red neuronal convolucional profunda con arquitectura ResNet-50. Los resultados mostraron que el modelo de IA tuvo un mejor rendimiento en la determinación de la posición vestibulolingual (exactitud 0,76, precisión 0,83, recuperación 0,67 y puntuación F1 0,73) en comparación con la determinación de la posición de contacto real (exactitud 0,63, precisión 0,62, recuperación 0,63 y puntuación F1 0,61), superando en precisión a los especialistas en cirugía oral y maxilofacial [6].

En 2022, Mahmut Emin Celik, en la investigación “Herramienta de detección basada en aprendizaje profundo para terceros molares mandibulares impactados”, en el cual se desarrolló un sistema de detección asistido por computadora utilizando redes neuronales convolucionales profundas para identificar terceros molares impactados en radiografías panorámicas. Se utilizó un conjunto de 440 radiografías panorámicas de 300 pacientes y se probaron diferentes arquitecturas como Faster RCNN con ResNet50, AlexNet, VGG16, y YOLOv3. El modelo YOLOv3 mostró el mejor rendimiento con un mA 0.5 de 0,96 y una precisión de 0,88 [7].

En un estudio de 2021 publicado en "Scientific Reports" por Jeong-Hun Yoo y colaboradores, se empleó una red neuronal convolucional (CNN) para predecir la

dificultad de extracción de terceros molares mandibulares usando imágenes radiográficas panorámicas. Se analizaron 1053 molares de 600 imágenes, utilizando la puntuación de dificultad de Pederson (PDS). El modelo ResNet-34, entrenado con ImageNet, mostró precisiones de 78,91%, 82,03% y 90,23% para evaluar profundidad, relación ramal y angulación, respectivamente. Este enfoque confirmó la efectividad de las CNN para predecir dificultades quirúrgicas en Odontología [8].

En 2020, Myrthel Vranckx de la Universidad de Lovaina, en la investigación "Mediciones de angulación molar impulsadas por Inteligencia Artificial (IA) para predecir la erupción del tercer molar en radiografías panorámicas", en la cual se utilizó una red neuronal convolucional con ResNet-101 para segmentar automáticamente los molares inferiores en radiografías panorámicas y calcular sus orientaciones. Los resultados de este modelo mostraron una precisión en la segmentación molar y en la estimación de orientaciones de hasta un 98,1% [9].

1.3 Fundamentación teórica

Los elementos clave de esta investigación incluyen: el procesamiento y la adquisición de imágenes, la Visión Artificial, la Odontología, las radiografías panorámicas, y los terceros molares, todos fundamentales para el desarrollo del estudio.

1.3.1 Inteligencia Artificial

El objetivo es dotar a las máquinas de la capacidad para ejecutar tareas que tradicionalmente realizan los seres humanos. Esta capacitación se clasifica en diferentes tipos, incluyendo:

a. Machine learning

Es un campo clave dentro de la informática, donde se crean algoritmos que analizan datos para extraer características relevantes y generar resultados interpretativos a partir de la información ingresada al sistema. Este proceso implica la segmentación de datos, la extracción de características y la clasificación, lo que facilita la identificación y la comprensión de cómo se relacionan entre sí diferentes características. La Figura 1,

ilustra los distintos procesos involucrados, que incluyen la entrada de datos, la segmentación, la extracción de datos, la clasificación y la salida [10].

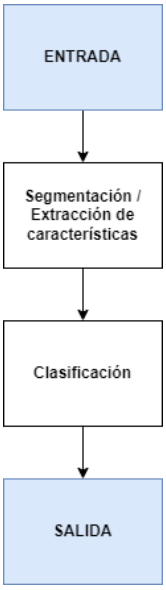


Figura 1.Machine Learning [10]

b. Deep Learning

En este modelo, no se contempla una etapa de segmentación ni de extracción de características; en su lugar, el sistema clasifica automáticamente los datos a través de un proceso de entrenamiento. Esto elimina la necesidad de intervención humana, lo que lo convierte en un sistema altamente autónomo. Según se muestra en la Figura 2, la estructura del Aprendizaje Profundo consiste en entrada, clasificación y salida [11].

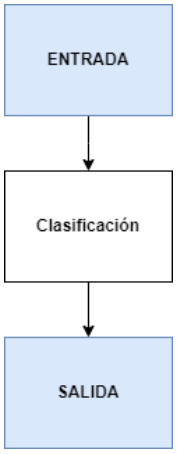


Figura 2. Deep Learning [11]

c. Neurona

En el contexto del algoritmo computacional, según lo representado en la Figura 3, este recibe datos de entrada (x) y, a través de una transformación matemática, los reinterpreta de manera diferente (y) [12].

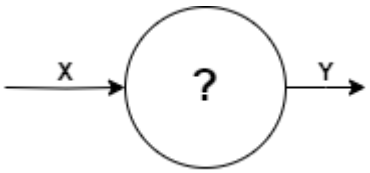


Figura 3.Funcionamiento de una neurona [12]

La Figura 4, una neurona es un elemento básico que simula el comportamiento de una neurona biológica. Cada neurona en una red neuronal artificial cumple con funciones específicas y contribuye al proceso de aprendizaje y toma de decisiones de la red.

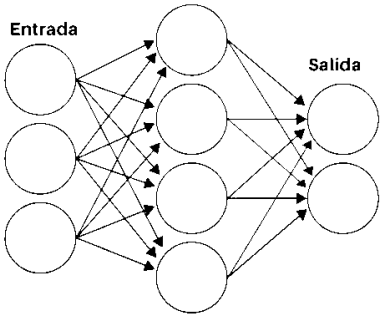


Figura 4. Red Neuronal [12]

d. Capacidad de computador para entrenamiento

La capacidad de cómputo de un ordenador para el entrenamiento en Inteligencia Artificial es vital para ejecutar modelos complejos eficientemente. Incluye procesadores (CPU) para operaciones secuenciales, GPUs para cálculos paralelos en redes neuronales, y memoria RAM para manejar grandes conjuntos de datos. El almacenamiento rápido (SSD NVMe) mejora los tiempos de carga, y la conectividad de red es esencial para el entrenamiento distribuido. TPUs optimizan operaciones específicas de IA. Las configuraciones varían desde setups básicos hasta avanzados, combinando estos componentes para acelerar el entrenamiento y procesar datos a gran escala, equilibrando rendimiento y costo [12].

e. Tipos de datos

- ***Estructurados:*** Se encuentran estructurados, ya sea en forma de una tabla de datos o representados mediante un gráfico. Siguen algún tipo de estructura o disposición específica.

- ***No Estructurados:*** No presentan una organización clara o un orden evidente, abarcando diferentes tipos de contenido como audio, texto, imágenes y videos.

1.3.2 Procesamiento digital de imágenes

El procesamiento digital de imágenes es una disciplina que tiene aplicaciones en una amplia gama de áreas, tales como la industria, la ganadería, la agricultura, la medicina y la biometría. Su principal objetivo es la utilización de técnicas especializadas para la identificación precisa de patrones específicos. Para lograr esto, se emplean herramientas avanzadas de análisis, entre las que se incluyen la transformada de Fourier, la transformada Z y el teorema de convolución. Estas herramientas son fundamentales para el desarrollo de filtros y el tratamiento eficaz de señales, permitiendo así mejorar la precisión y la efectividad en la identificación de patrones en imágenes digitales como se muestra en la Figura 5 [13].



Figura 5. Procesamiento de imágenes [13]

La Figura 6 ilustra el sistema básico de Procesamiento Digital de Señales (DSP), la señal analógica se filtra para eliminar ruido con un filtro de entrada, se convierte a digital con un ADC para procesarla digitalmente con técnicas DSP, se reconvierte a

analógica con un DAC, y finalmente se filtra de nuevo para suavizarla con un filtro de salida[14].

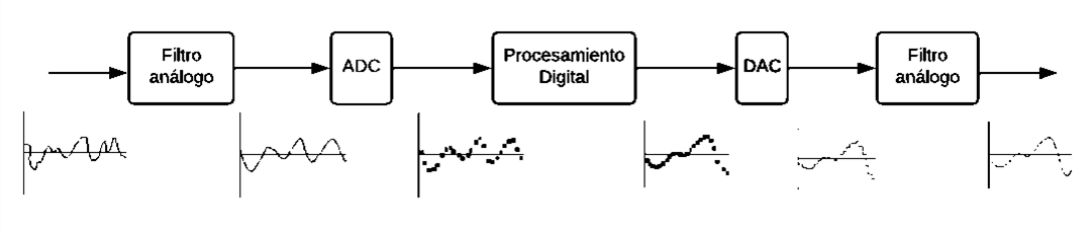


Figura 6. Sistema de DSP [14]

a. Procesamiento digital de imágenes

El procesamiento de imágenes se refiere al conjunto de técnicas y métodos utilizados para manipular imágenes digitales con el objetivo de mejorarlas o extraer información específica. Incluye diversas operaciones como filtrado para eliminar ruido o realzar características, segmentación para identificar regiones de interés, transformaciones geométricas para modificar la geometría de la imagen, y análisis de patrones para reconocimiento y clasificación.

Se aplica ampliamente en campos como la visión por computadora, medicina, seguridad, entre otros, facilitando desde el mejoramiento de calidad hasta tareas complejas como el reconocimiento facial y la interpretación de imágenes médicas. Como se puede apreciar en la Figura 7 [15].

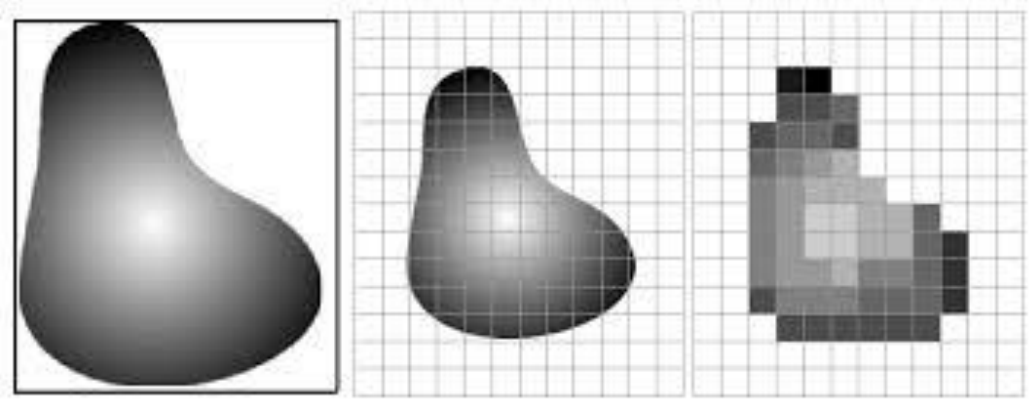


Figura 7. SDPI (Índice de Procesamiento en el Dominio Espacial) [15]

b. Características del procesamiento digital de imágenes

Con el avance tecnológico, el procesamiento de imágenes ha evolucionado notablemente. Se han refinado algoritmos para mejorar el contraste, reducir el ruido y segmentar imágenes con mayor precisión.

Tabla 1. Características del procesamiento de imágenes [16]

Características	**Descripción**
Calidad Visual	Incluye operaciones como aumento de contraste, reducción de ruido y mejora de nitidez.
Segmentación de Imágenes	Divide una imagen en regiones o segmentos significativos para análisis posterior.
Extracción de Características	Identifica y extrae atributos clave como bordes, formas o texturas de la imagen.
Transformaciones Espaciales	Modifica la geometría de la imagen mediante rotaciones, escalados u otras transformaciones.
Filtrado de Imágenes	Elimina ruido o realza detalles mediante filtros como suavizado o realce de bordes.

Además, las capacidades de extracción de características y transformaciones espaciales han progresado, al igual que los filtros de imagen, ofreciendo una calidad y claridad mejoradas. Estos avances han ampliado significativamente las aplicaciones del procesamiento de imágenes en medicina, seguridad y diversas áreas científicas[16].

La Tabla 1., muestra características que son esenciales en aplicaciones de procesamiento de imágenes para diversas áreas como la visión por computadora, la medicina, la seguridad, entre otras.

c. Aplicaciones del procesamiento digital de imágenes

El procesamiento digital de imágenes ha revolucionado numerosos campos, proporcionando herramientas poderosas para mejorar la calidad visual, analizar datos visuales complejos y automatizar tareas que van desde la vigilancia hasta la medicina. La Tabla 2, La tabla muestra diversas aplicaciones del procesamiento de imágenes en campos como visión por computadora, medicina, automatización industrial, seguridad y vigilancia, cartografía y geografía, y arte y entretenimiento [17].

Tabla 2. Aplicaciones del procesamiento digital de imágenes [17]

Aplicación	Descripción
Visión por Computadora	Es fundamental en sistemas de reconocimiento facial, reconocimiento óptico de caracteres (OCR), seguimiento de objetos, realidad aumentada y realidad virtual.
Medicina	Ayuda en el diagnóstico médico mediante el análisis de imágenes médicas como radiografías, resonancias magnéticas y tomografías computarizadas. Permite la detección temprana de enfermedades, planificación de tratamientos y seguimiento de la progresión de enfermedades.
Automatización Industrial	Contribuye a la inspección de calidad de productos en líneas de producción, control de calidad en fabricación, y robots guiados por visión para tareas precisas.
Seguridad y Vigilancia	Se utiliza en sistemas de vigilancia y análisis de imágenes para la detección de intrusos, reconocimiento de patrones sospechosos y análisis forense de imágenes.
Cartografía y Geografía	Permite la interpretación de imágenes satelitales y aéreas para la creación de mapas, monitoreo ambiental y gestión de recursos naturales.
Arte y Entretenimiento	Se utiliza en la creación de efectos visuales en cine y videojuegos, así como en la restauración y preservación de obras de arte y patrimonio cultural.

1.3.3 IA con Procesamiento de imágenes.

El procesamiento de imágenes mediante Inteligencia Artificial ha transformado radicalmente cómo las máquinas interpretan y manipulan contenido visual. Desde el reconocimiento de objetos y personas hasta la mejora de la calidad de imágenes y la generación creativa mediante redes generativas, estas tecnologías han encontrado aplicaciones en campos tan diversos como la medicina, la seguridad, el entretenimiento y la automatización industrial, proporcionando mejoras significativas en precisión y eficiencia en el análisis y la manipulación de imágenes digitales [18].

1.3.4 Adquisición de imágenes

La adquisición de imágenes es el primer paso crucial en el procesamiento de imágenes digitales, donde se capturan datos visuales utilizando dispositivos como cámaras

digitales, escáneres o sensores especializados. Este proceso implica la conversión de la información óptica en datos digitales, los cuales pueden ser luego procesados por algoritmos de Inteligencia Artificial. La calidad y precisión de la adquisición de imágenes influyen directamente en la efectividad de las técnicas posteriores de análisis y procesamiento, impactando áreas tan diversas como la medicina, la vigilancia, la investigación científica y la automatización industrial [19].

1.3.5 Visión Artificial.

La Visión Artificial se centra en el desarrollo de algoritmos y técnicas que permiten a las máquinas procesar, interpretar y entender imágenes y vídeos de manera similar a los humanos. Esto implica la aplicación de métodos de procesamiento de imágenes para extraer características visuales, como bordes, formas y colores, y el uso de modelos de aprendizaje automático para reconocer objetos, detectar patrones y tomar decisiones basadas en la información visual. Esta capacidad tiene aplicaciones significativas en la automatización industrial, la robótica, la realidad aumentada, la interacción persona-máquina y la asistencia médica, entre otros campos, mejorando la capacidad de las máquinas para interactuar y comprender el mundo visualmente [20].

1.3.6 Reconocimiento de patrones

El reconocimiento de patrones es un área fundamental dentro del procesamiento de imágenes y la Inteligencia Artificial, enfocada en identificar regularidades o características distintivas en conjuntos de datos complejos, como imágenes, señales o datos sensoriales. Utiliza técnicas avanzadas de aprendizaje automático y estadística para analizar y clasificar patrones, permitiendo a los sistemas automáticos extraer información significativa y tomar decisiones basadas en datos. Este campo es crucial en aplicaciones como el reconocimiento facial, la clasificación de imágenes médicas, la detección de fraudes, la predicción del comportamiento del consumidor y la optimización de procesos industriales, contribuyendo a avances significativos en la automatización y la toma de decisiones inteligentes [21].

1.3.7 Plataformas basadas en la nube

Las plataformas basadas en la nube proporcionan servicios de computación, almacenamiento y networking a través de internet. Permiten a empresas y desarrolladores acceder a recursos informáticos flexibles y escalables sin necesidad de mantener servidores físicos locales. Esto reduce costos, permite escalar rápidamente y facilita la implementación global de aplicaciones con baja latencia, además de ofrecer servicios adicionales como bases de datos gestionadas y herramientas de Inteligencia Artificial, impulsando la innovación y la eficiencia empresarial [22].

a. Microsoft Azure Notebook

Es un servicio en la nube que permite crear y compartir cuadernos interactivos con código, texto explicativo y visualizaciones. Utiliza Jupyter Notebooks y es ideal para proyectos de análisis de datos, aprendizaje automático e investigación científica. Proporciona acceso a recursos de computación escalables y gestionados, eliminando la necesidad de configurar infraestructuras locales, lo que lo hace útil para desarrolladores, científicos de datos y educadores [23].

b. Kaggle Kernels

Kaggle Kernels es una plataforma en línea que permite a los usuarios escribir, ejecutar y compartir código en un entorno colaborativo basado en Jupyter Notebooks. Es parte de Kaggle, una comunidad y plataforma de competiciones de ciencia de datos. Los Kernels de Kaggle ofrecen acceso gratuito a recursos computacionales potentes, lo que facilita el análisis de datos, la experimentación con algoritmos de aprendizaje automático y la participación en desafíos de análisis de datos [23].

c. Google Colab

Google Colab es un entorno de notebook basado en la nube que permite escribir y ejecutar código en Python desde el navegador. Ofrece acceso gratuito a GPUs y TPUs para acelerar proyectos de ciencia de datos y aprendizaje automático, siendo popular

entre desarrolladores, científicos de datos y educadores por su facilidad de uso y recursos computacionales poderosos [24].

1.3.8 Algoritmos de Visión Artificial

Los algoritmos de Visión Artificial son herramientas informáticas que permiten a las máquinas interpretar y procesar información visual, como imágenes y vídeos, de manera similar a los humanos. Utilizan técnicas de procesamiento de imágenes y aprendizaje automático para reconocer patrones y realizar tareas como la identificación de objetos y la mejora de imágenes. Son fundamentales en aplicaciones que van desde la seguridad y la medicina hasta la automatización industrial y la realidad aumentada [25].

a. YOLO

YOLO (You Only Look Once) es un popular algoritmo de detección de objetos en tiempo real desarrollado por Joseph Redmon y colaboradores. A diferencia de otros enfoques que requieren múltiples pasadas sobre la imagen para detectar objetos, YOLO realiza la detección en una sola pasada, lo que lo hace extremadamente rápido y eficiente. Utiliza una única red neuronal convolucional para predecir simultáneamente las coordenadas del cuadro delimitador y las probabilidades de clasificación para múltiples objetos en una imagen [26].

b. SSD (Single Shot Multibox Detector)

SSD (Single Shot Multibox Detector) es otro algoritmo de detección de objetos en tiempo real que, al igual que YOLO, está diseñado para ser rápido y eficiente. Utiliza una única red neuronal convolucional para predecir simultáneamente múltiples cuadros delimitadores y clasificaciones de objetos en una sola pasada sobre la imagen. SSD es conocido por su capacidad para manejar objetos de diferentes tamaños en una imagen de manera efectiva, lo que lo hace adecuado para aplicaciones donde la precisión y la velocidad son críticas, como en la vigilancia y la conducción autónoma [27].

c. Faster R-CNN (Region-based Convolutional Neural Network)

Faster R-CNN (Region-based Convolutional Neural Network) es un método avanzado para la detección de objetos que ha marcado un hito en la precisión y eficiencia de los modelos de Visión Artificial. Introducido por Shaoqing Ren, Kaiming He, Ross Girshick y Jian Sun en 2015, Faster R-CNN mejora la velocidad y precisión de los modelos anteriores al introducir dos innovaciones clave: el uso de una red neuronal convolucional para generar regiones de interés (Region Proposal Network, RPN) y una red neuronal para realizar la clasificación y refinamiento de los cuadros delimitadores propuestos [28].

1.3.9 Arquitectura del modelo interno de Yolov8x.

El modelo YOLOv8x, parte de la serie YOLO (You Only Look Once), introduce varios avances con respecto a sus predecesores, con el objetivo de mejorar la precisión y la eficiencia en las tareas de detección de objetos. La arquitectura de YOLOv8x incluye varios componentes presentes en la siguiente Figura 8 [29].

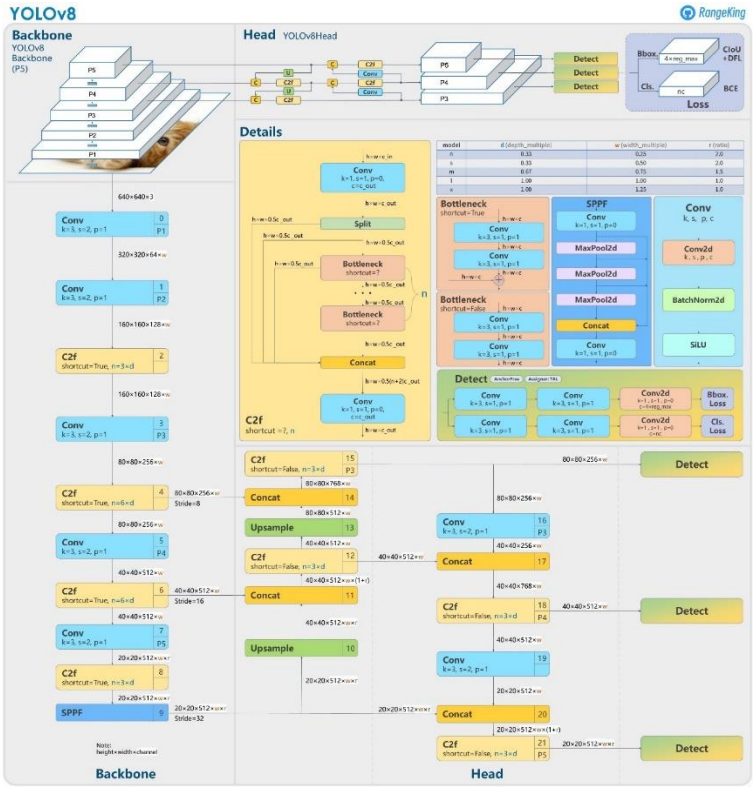


Figura 8. Arquitectura YOLOv8 [30]

En la Figura 8 se pueden observar los distintos bloques que conforman la arquitectura de YOLOv8. A continuación, se procede a detallar cada uno de los bloques y sus respectivas capas del algoritmo de redes neuronales utilizado en el proyecto.

- ***Backbone***

El Backbone se encarga de extraer características a partir de la imagen de entrada a través de una serie de convoluciones y bloques de procesamiento. El Backbone de YOLOv8 está compuesto por varios niveles de características que se representan como P1, P2, P3, P4 y P5, con resoluciones decrecientes, como se observa en la Figura 9 [29].

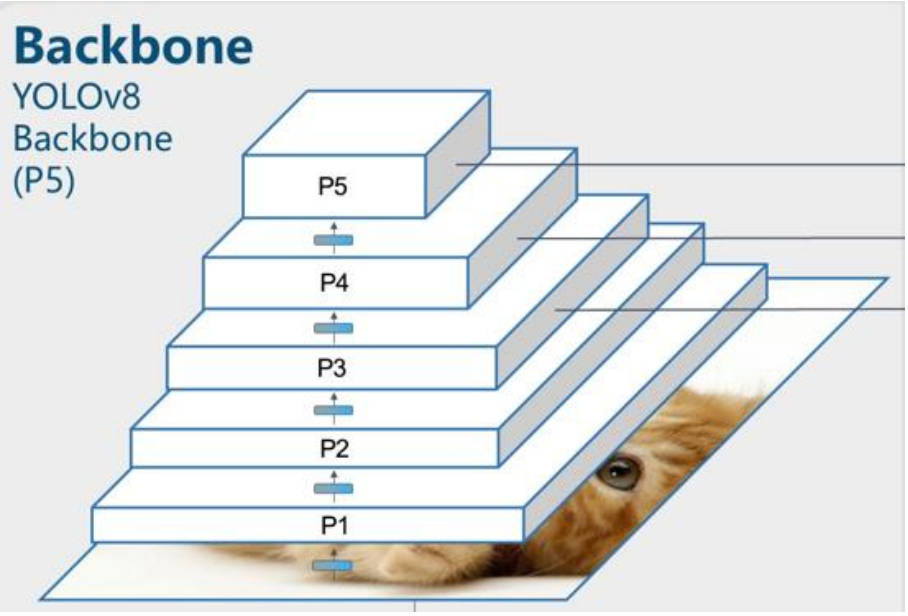


Figura 9. Pirámide de bloques de Backbone [29]

La imagen de entrada tiene un tamaño de 640x640 píxeles con 3 canales (RGB). Será procesada en varios escalones, cada uno compuesto por una capa de convolución denominada "Conv" y otras conformadas también por una capa llamada "C2f". Finalmente, se alcanza la capa denominada "SPPF", como se observa en la Figura 10.

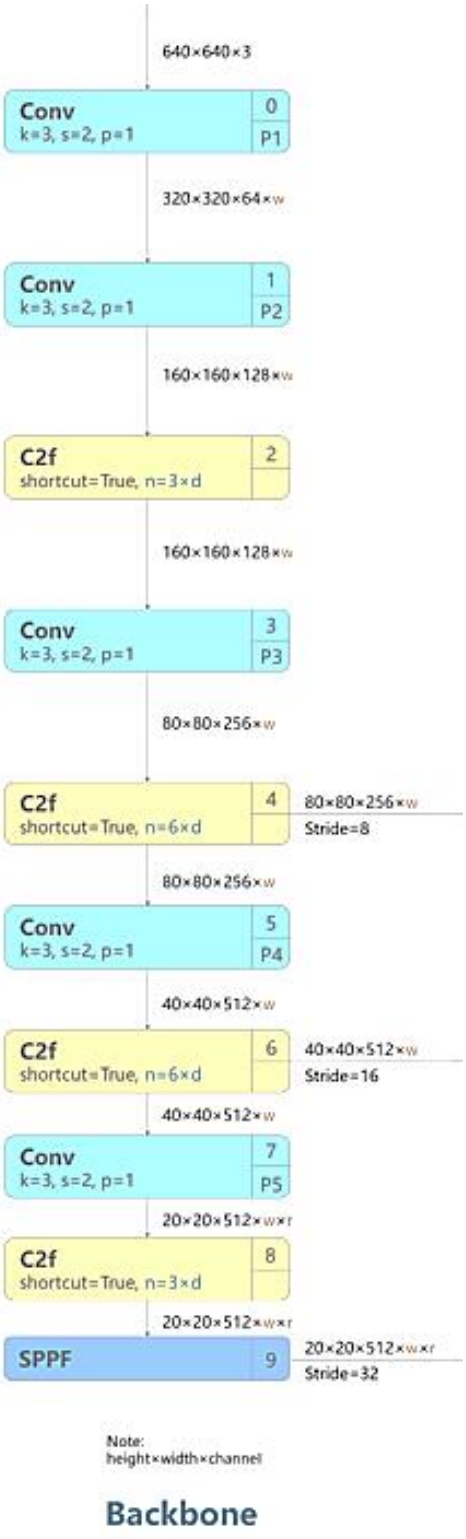


Figura 10. Capa de convoluciones del Backbone [29]

Cada capa reduce la resolución espacial mientras aumentan la profundidad de las características, como se muestra en la siguiente Tabla 3.

Tabla 3. Capa de convoluciones del Backbone

Nivel	Operación	Descripción
P1	Conv (k=3, s=2, p=1)	Convolución con kernel 3x3, stride 2, padding 1. Reduce resolución de 640x640 a 320x320.
P2	Conv (k=3, s=2, p=1)	Convolución con kernel 3x3, stride 2, padding 1. Reduce resolución de 320x320 a 160x160.
P3	C2f (shortcut=True, n=3, c=64)	Bloque C2f con 3 capas internas, conexiones residuales, 64 canales de salida.
	Conv (k=3, s=2, p=1)	Convolución con kernel 3x3, stride 2, padding 1. Reduce resolución de 160x160 a 80x80.
P4	C2f (shortcut=True, n=6, c=128)	Bloque C2f con 6 capas internas, conexiones residuales, 128 canales de salida.
	Conv (k=3, s=2, p=1)	Convolución con kernel 3x3, stride 2, padding 1. Reduce resolución de 80x80 a 40x40.
P5	C2f (shortcut=True, n=9, c=256)	Bloque C2f con 9 capas internas, conexiones residuales, 256 canales de salida.
	Conv (k=3, s=2, p=1)	Convolución con kernel 3x3, stride 2, padding 1. Reduce resolución de 40x40 a 20x20.
	SPPF (k=5, s=1, p=2)	Bloque SPPF con kernel 5x5 para max pooling, stride 1, padding 2. Consolidación de información espacial.

- ***Head***

El Head se encarga de la detección a partir de las características extraídas por el Backbone. Utiliza una serie de bloques que incluyen convoluciones, concatenaciones y operaciones de upsampling para refinar y combinar las características en diferentes resoluciones, como se muestra en la Figura 11.

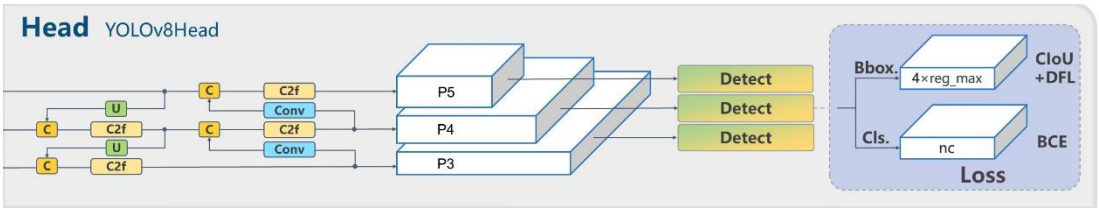


Figura 11. Arquitectura de Head [29]

Como se mencionó anteriormente, cada uno de estos bloques realizan operaciones de upsampling y concatenación, lo que mejora la precisión de detección. En la Figura 12, se observa de manera detallada.

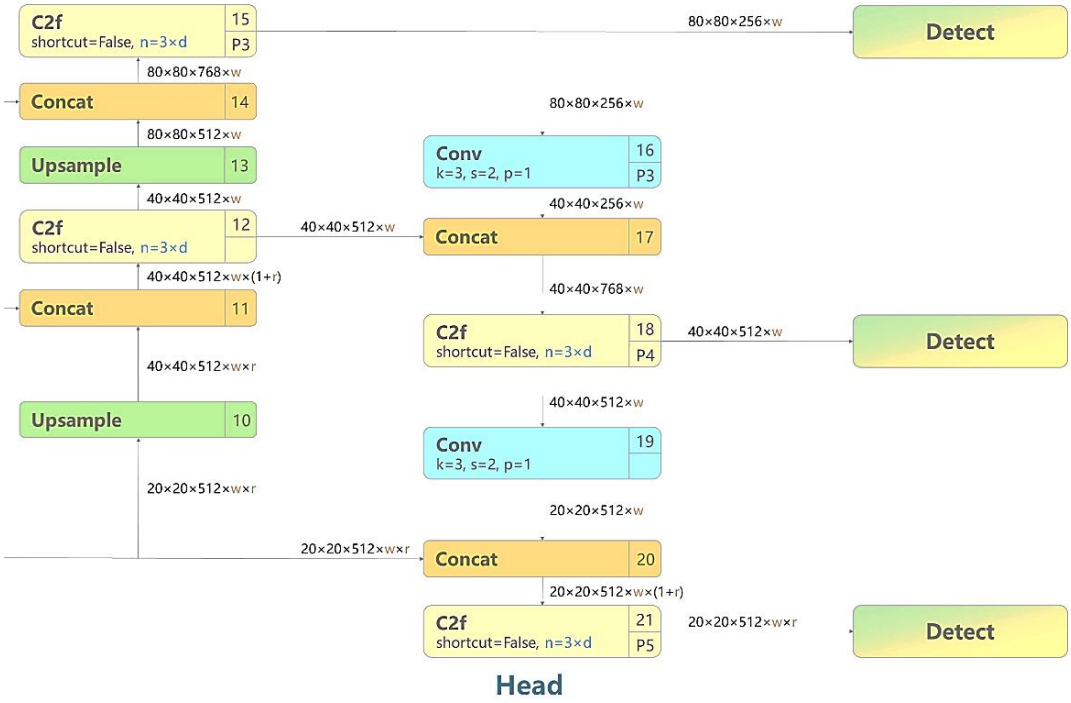


Figura 12. Capas de convoluciones de Head [29]

Esta parte es muy importante ya que cada capa reduce la resolución espacial mientras aumentan la profundidad de las características antes de la capa de detección, como se muestra en la siguiente Tabla 4.

Tabla 4. Capa de Head

Nivel	**Operación**	**Descripción**
P5	C2f (shortcut=False, n=3, c=512)	Bloque C2f con 3 capas internas, sin conexiones residuales, 512 canales de salida.
	Upsample	Aumenta la resolución de 40x40 a 80x80.
P4	Concat	Concatenación de características provenientes de P4 y P5 (upsampled).
	C2f (shortcut=False, n=3, c=256)	Bloque C2f con 3 capas internas, sin conexiones residuales, 256 canales de salida.
	Upsample	Aumenta la resolución de 80x80 a 160x160.
P3	Concat	Concatenación de características provenientes de P3 y P4 (upsampled).
	C2f (shortcut=False, n=3, c=128)	Bloque C2f con 3 capas internas, sin conexiones residuales, 128 canales de salida.

Las predicciones de los detectores en las escalas P3, P4 y P5 se combinan para obtener las detecciones finales, como se muestra en la siguiente Tabla 5.

Tabla 5. Detectores de Head

Nivel	Operación	Descripción
P3	Conv (k=3, s=1, p=1)	Convolución con kernel 3x3, stride 1, padding 1. Afinación de características.
	Conv (k=1, s=1, p=0)	Convolución con kernel 1x1, stride 1, sin padding. Reducción de canales para detección.
	Output	Predicciones de bounding boxes, clases y confidencias para escala P3 (160x160).
P4	Conv (k=3, s=1, p=1)	Convolución con kernel 3x3, stride 1, padding 1. Afinación de características.
	Conv (k=1, s=1, p=0)	Convolución con kernel 1x1, stride 1, sin padding. Reducción de canales para detección.
	Output	Predicciones de bounding boxes, clases y confidencias para escala P4 (80x80).
P5	Conv (k=3, s=1, p=1)	Convolución con kernel 3x3, stride 1, padding 1. Afinación de características.
	Conv (k=1, s=1, p=0)	Convolución con kernel 1x1, stride 1, sin padding. Reducción de canales para detección.
	Output	Predicciones de bounding boxes, clases y confidencias para escala P5 (40x40).

Las predicciones de los detectores en las escalas P3, P4 y P5 se combinan para obtener las detecciones finales. Cada salida incluye:

- Bounding Boxes: Coordenadas de las cajas delimitadoras de los objetos detectados.
- Class Predictions: Probabilidades de que cada caja contenga un objeto de una clase específica.
- Objectness Score: Confianza de que la caja contiene un objeto.

- ***Bloques Internos de la estructura de YOLOv8()***

C2f: Bloque que incluye convoluciones con conexiones residuales, permite una mejor propagación del gradiente y evita el problema de la desaparición del gradiente en redes profundas como se observa en la Figura 13.

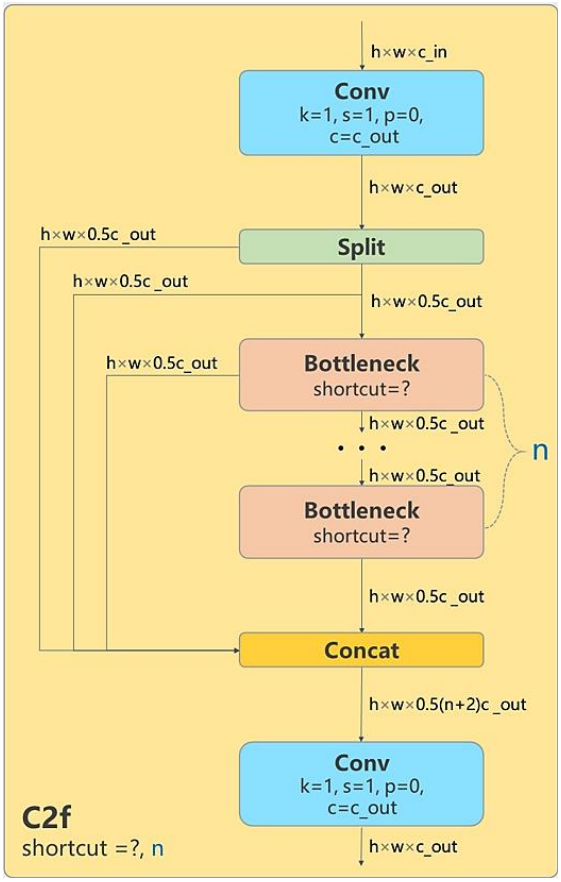


Figura 13. Estructura de bloque C2f [29]

Bottleneck: Consiste en una convolución seguida de una convolución con conexión residual (shortcut), lo que ayuda a preservar la información y facilita el entrenamiento profundo como se detalla en la Figura 14.

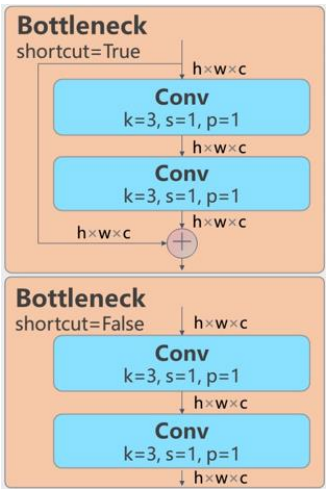


Figura 14. Estructura de bloque Bottleneck [29]

SPPF (Spatial Pyramid Pooling - Fast): Bloque de pooling espacial que aplica max pooling a diferentes escalas y concatena los resultados, consolidando la información espacial y manteniendo el tamaño de la característica. Su estructura es presentada en la Figura 15.

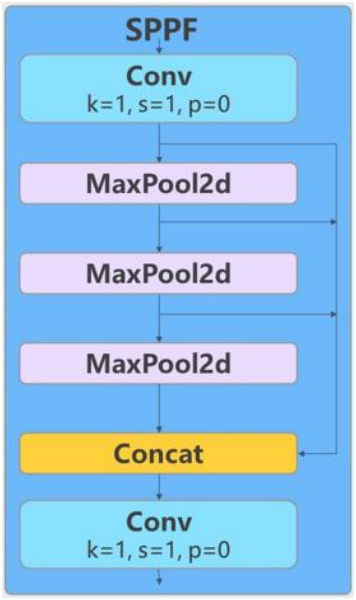


Figura 15. Estructura de bloque SPPF [29]

Conv: Es fundamental en las redes neuronales convolucionales (CNNs) y se utiliza para aplicar operaciones de convolución que extraen características de la imagen de entrada. La estructura se presenta en la Figura 16.

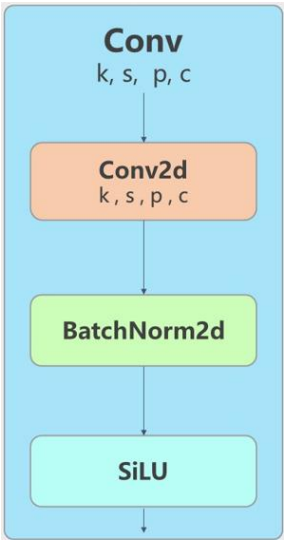


Figura 16. Estructura de bloque Conv [29]

Detect: Es responsable de generar las predicciones de detección de objetos en diferentes escalas de la imagen. Este bloque procesa las características extraídas por el backbone y head para producir las coordenadas de las cajas delimitadoras (bounding boxes), las clases de los objetos detectados y las puntuaciones de confianza. Su estructura se muestra en la Figura 17.

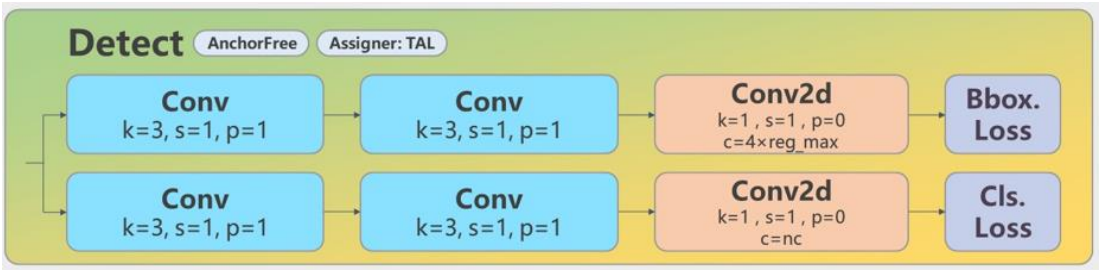


Figura 17. Estructura de bloque de Detect [29]

Upsample: Aumenta la resolución de las características para fusionarlas con otras de resoluciones más altas, permitiendo combinar información de diferentes escalas.

Concat: Combina características de diferentes capas, permitiendo que la red use información de múltiples niveles de abstracción para mejorar la precisión de detección. En la siguiente Tabla 6, se encuentran descritos los parámetros utilizados en cada bloque de todas las capas:

Tabla 6. Parámetros de red neuronal

Parámetro	Significado	Descripción
K	Kernel Size	Tamaño del kernel (ventana) utilizado en la operación de convolución.
S	Stride	Número de píxeles que la ventana del kernel se desplaza en cada paso de la convolución.
P	Padding	Número de píxeles añadidos alrededor de la imagen para mantener la información en los bordes.
C	Channels	Número de canales en la salida de la capa (representa la profundidad de las características).

1.3.10 Plataformas de etiquetado

En el campo de la segmentación, hay una amplia gama de herramientas disponibles para realizar el etiquetado. Actualmente, existen diversas opciones, pero a continuación se resaltarán aquellas que son más reconocidas y utilizadas en la práctica.

a. Labelme

LabelMe es una herramienta de etiquetado de imágenes de código abierto desarrollada por el MIT(Massachusetts Institute of Technology), que permite a los usuarios realizar anotaciones detalladas en imágenes de manera colaborativa y eficiente. Utiliza una interfaz web intuitiva que facilita el marcado de objetos, regiones y características específicas en las imágenes, lo que es fundamental para la creación de conjuntos de datos etiquetados necesarios para entrenar y evaluar algoritmos de visión por computadora y aprendizaje automático. LabelMe ha sido ampliamente adoptado en la comunidad académica y de investigación, contribuyendo significativamente al avance de tecnologías como el reconocimiento de objetos y la segmentación semántica de imágenes [30].



Figura 18. Interfaz de Labelme

LabelMe genera etiquetas para imágenes mediante anotaciones de polígonos, rectángulos, puntos y líneas. Los polígonos delinean objetos de cualquier forma, los rectángulos marcan objetos con forma rectangular, los puntos etiquetan características específicas y las líneas destacan bordes y contornos. Estas etiquetas detalladas son esenciales para entrenar modelos de Visión Artificial en tareas como detección de objetos y segmentación de imágenes [30].

b. Keylabs

Keylabs es una plataforma avanzada para el etiquetado de datos visuales, especializada en la anotación de imágenes y vídeos para proyectos de Visión Artificial. Ofrece una

amplia gama de herramientas para realizar tareas de etiquetado, como segmentación semántica, detección de objetos, seguimiento de instancias, y anotaciones en 3D. Diseñada para mejorar la precisión y eficiencia del etiquetado, Keylabs utiliza Inteligencia Artificial para automatizar partes del proceso, lo que reduce el tiempo necesario para crear conjuntos de datos anotados y minimiza errores humanos.

Además, Keylabs soporta colaboración en tiempo real, permitiendo a varios usuarios trabajar simultáneamente en la misma tarea de etiquetado. La plataforma está equipada con funciones avanzadas como la integración de flujos de trabajo, gestión de proyectos, y control de calidad para asegurar que las anotaciones cumplan con los estándares requeridos para entrenar modelos de aprendizaje automático [31].

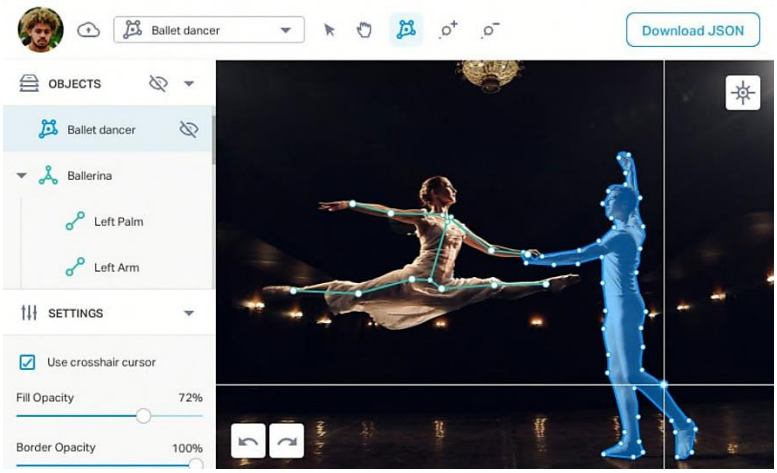


Figura 19. Interfaz de Keylabs [31]

c. CVAT

CVAT (Computer Vision Annotation Tool) es una herramienta de código abierto de Intel para la anotación de datos visuales en proyectos de Visión Artificial. Ofrece una interfaz web para etiquetar imágenes y vídeos mediante cajas delimitadoras, polilíneas, polígonos y puntos clave. Optimizada para el trabajo colaborativo, permite la gestión de proyectos y tareas de anotación en equipo. CVAT soporta anotaciones en 2D y 3D, y se integra con otros sistemas a través de su API REST, siendo ampliamente utilizada en aplicaciones que requieren precisión en el etiquetado, como la conducción autónoma y la robótica [32].



Figura 20. Interfaz de VoTT [32]

1.3.11 Odontolog-IA

La implementación de la Inteligencia Artificial en la Odontología ha evolucionado significativamente en los últimos años, integrándose de manera más eficiente en el proceso clínico. Los sistemas de Inteligencia Artificial ahora son capaces de analizar radiografías panorámicas, cefalométricas y modelos digitales de los pacientes, asistiendo a los especialistas en la identificación de problemas dentales y esqueléticos. Estos sistemas también permiten prever y comunicar de manera más efectiva los resultados del tratamiento, ya que los softwares pueden simular el aspecto de los dientes y la sonrisa al finalizar el tratamiento. Además, la Inteligencia Artificial sigue el progreso del tratamiento a lo largo del tiempo mediante el análisis continuo de imágenes y modelos digitales, facilitando la evaluación de la posición de los dientes y permitiendo ajustar el plan de tratamiento según sea necesario. Esta capacidad de monitoreo y ajuste en tiempo real mejora la precisión y eficacia de los tratamientos odontológicos [33].

1.3.12 Odontología

La Odontología, una rama esencial de la medicina, se dedica a la salud bucodental mediante la prevención, diagnóstico y tratamiento de condiciones que afectan los dientes y las encías. Dentro de sus subdisciplinas, la cefalometría, las radiografías

panorámicas y las radiografías oclusales son herramientas fundamentales. La cefalometría, que implica el uso de radiografías laterales de la cabeza, es vital en ortodoncia y cirugía maxilofacial, ya que permite realizar análisis estandarizados de la estructura facial. Las radiografías panorámicas proporcionan una visión completa de la boca, siendo cruciales para un diagnóstico integral y una planificación adecuada del tratamiento. Las radiografías oclusales, que muestran la mordida y el piso de la boca, son esenciales para diagnósticos específicos. Estas técnicas se complementan entre sí, ofreciendo una herramienta integral para un tratamiento dental efectivo, y se basan en principios físicos y biológicos para lograr una visualización precisa de la anatomía interna [34].

1.3.13 Radiografías panorámicas

Las radiografías panorámicas son esenciales en Odontología moderna, ofreciendo una visión completa de la cavidad oral, incluyendo mandíbula, dientes y estructuras circundantes en una sola imagen. Son cruciales para detectar caries no visibles en exámenes rutinarios, evaluar los terceros molares y proporcionar información sobre tejidos blandos, permitiendo la identificación de patologías difíciles de observar.

Al integrar distintos aspectos de la salud oral en una sola imagen, esta técnica radiográfica se convierte en un elemento integral para la planificación y ejecución de un plan de tratamiento dental comprensivo como se muestra en la Figura 21 [35].



Figura 21. Radiografía panorámica [35]

1.3.14 Terceros Molares

Los terceros molares, conocidos como muelas del juicio, son un aspecto crucial en la Odontología debido a su tendencia a causar diversos problemas como impacciones o desplazamiento de otros dientes. Para evaluar y abordar estos desafíos, los dentistas utilizan clasificaciones como la de Pell y Gregory, que ayuda a determinar la posición de los terceros molares en relación con la mandíbula y el segundo molar.

La orientación de Winter es otra herramienta diagnóstica clave, proporcionando información sobre el ángulo de erupción de estos dientes. Estas evaluaciones son fundamentales para tomar decisiones informadas sobre la necesidad de extracción y la estrategia quirúrgica más apropiada, con el objetivo de minimizar riesgos y garantizar los mejores resultados para la salud bucal del paciente [36].

1.3.15 Clasificación de Terceros Molares

La disposición anatómica de los terceros molares mandibulares es altamente variable y difícil de predecir, lo que resalta la importancia de un diagnóstico preciso para el tratamiento quirúrgico adecuado, la prevención de complicaciones y el manejo posterior a la cirugía. Un estudio radiográfico es fundamental, ya que ayuda a identificar el punto de menor resistencia en el hueso alveolar, lo que facilita superar el anclaje radicular durante las intervenciones quirúrgicas [37].

a. Pell y Gregory

Según Pell y Gregory, los terceros molares pueden clasificarse en niveles A, B o C según su profundidad con respecto al plano oclusal, y en clases I, II o III según el espacio disponible, en relación con la rama ascendente mandibular y el segundo molar adyacente. La posición espacial se ha categorizado según Winter en cuatro grupos basados en la inclinación con respecto al eje longitudinal del tercer molar, como se observa en la Figura 22 [38].

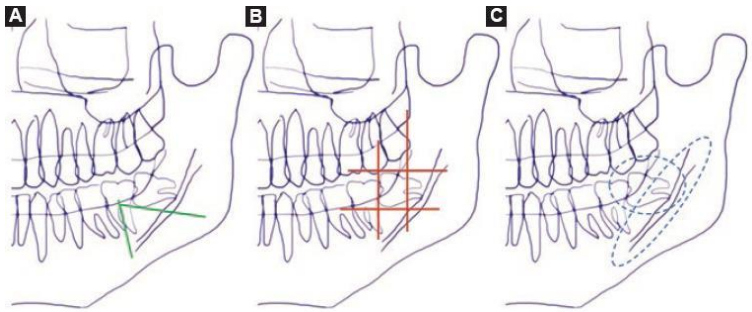


Figura 22. Clasificación de Pell y Gregory [38]

Niveles A, B, C: Clasificación según la profundidad respecto al plano oclusal.

Clases I, II, III: Clasificación según el espacio disponible en relación con la rama ascendente mandibular y el segundo molar.

b. Winter

Winter basó su clasificación en la evaluación de la posición del tercer molar en relación con el eje longitudinal del segundo molar. En el caso mesio-angular, su eje mayor forma un ángulo agudo hacia abajo en relación con el segundo molar. La posición horizontal, el eje mayor del tercer molar es perpendicular al del segundo molar. También, posición vertical, el eje mayor del tercer molar es paralelo al del segundo molar. La posición disto-angular, la corona del tercer molar se dirige hacia la rama ascendente y forma un ángulo abierto hacia arriba y hacia atrás con el segundo molar. Por último, en la posición invertida, la corona se dirige hacia el borde inferior del maxilar y las raíces hacia el cóndilo. Como se pude observar en la Figura 23 [39].

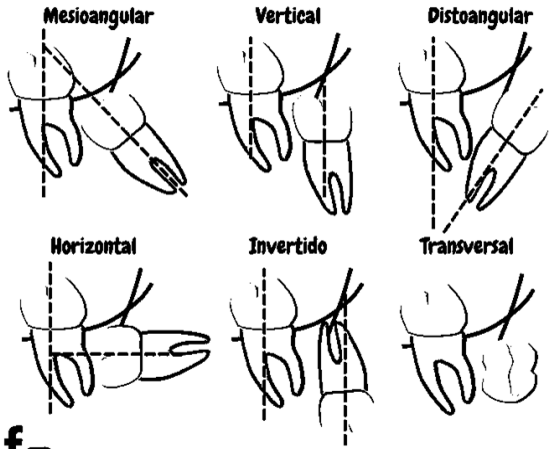


Figura 23. Clasificación de Winter [39]

Mesio-angular: Ángulo agudo hacia abajo respecto al segundo molar. Común y asociado a impactación.

Horizontal: Eje mayor perpendicular al del segundo molar.

Vertical: Eje mayor paralelo al del segundo molar. Favorable para erupción, aunque pueden surgir problemas de espacio.

Invertida: Corona dirigida hacia el borde inferior del maxilar. Raíces apuntan hacia el cóndilo. Rara y generalmente implica una impactación severa.

Transversal: Eje mayor perpendicular a la mandíbula, con la corona apuntando hacia la lengua o la mejilla. Frecuentemente asociado a complicaciones y requiere intervención quirúrgica.

1.4 Objetivos

1.4.1 Objetivo general

Desarrollar un Sistema de Evaluación Inteligente de Terceros Molares basado en Aprendizaje Automático y Procesamiento de Imágenes.

1.4.2 Objetivos específicos

- Analizar las características anatómicas de los terceros molares, las técnicas de aprendizaje automatizado y procesamiento de imágenes.
- Seleccionar software y herramientas para el entrenamiento de un modelo de Inteligencia Artificial con procesamiento de imágenes.
- Desarrollar una interfaz para la evaluación inteligente de terceros molares.

CAPÍTULO II. METODOLOGÍA

2.1 Materiales

En el marco del proyecto, se desarrolló un sistema avanzado de evaluación de terceros molares mediante el análisis de radiografías panorámicas, utilizando Inteligencia Artificial y el lenguaje de programación Python. Para la detección de imágenes, se empleó la arquitectura YOLO (You Only Look Once), conocida por su precisión y rapidez en la identificación de objetos. Además, se utilizó la herramienta Labelme para el etiquetado manual y detallado de las radiografías panorámicas dentales, asegurando así una correcta anotación de las imágenes.

El proceso de entrenamiento del sistema se llevó a cabo con un conjunto de datos propio compuesto por 2592 imágenes, recolectadas y preprocesadas específicamente para este fin. Para el procesamiento eficiente de estos datos voluminosos, se utilizó una PC TUF Gaming 750, equipada con componentes de alto rendimiento que permiten el manejo y análisis de grandes cantidades de datos de manera efectiva. En la Tabla 7 y Tabla 8 se describen el hardware y el software utilizados en el sistema.

Tabla 7. Características del software seleccionado

Material	Características	Descripción
YOLOv8x	Arquitectura de Visión Artificial	Utiliza una red neuronal profunda con mejoras significativas en la identificación de características y la eficacia del modelo.
Python	Lenguaje de programación	Es un lenguaje de programación de alto nivel, interpretado, versátil y multiparadigma.
FireBase	Base de datos de tipo NoSQL	Plataforma en la nube de Google que facilita la creación de aplicaciones web y móviles de alta calidad.

Tabla 8. Características del Hardware seleccionado

Material	Características	Descripción
PC-asus tuf fx 527	Procesador Intel Core i7, 16 GB de RAM y un almacenamiento de 512 GB SSD. Incorpora una tarjeta gráfica NVIDIA GeForce GTX 1650	El Equipo se utilizó para el desarrollo de la programación y la creación de la Interfaz del sistema.

2.2 Métodos

2.2.1 Modalidad de la investigación

El proyecto consistió en una investigación aplicada, en la que se utilizaron conocimientos existentes, complementándolos con el apoyo de las nuevas tecnologías para incrementar su eficacia en la resolución de problemas relacionados con los diagnósticos de los terceros molares.

Este estudio se clasificó como investigación bibliográfica, basándose en la recolección de datos de fuentes como libros, artículos científicos, publicaciones en línea y tesis que abordarán el tema del desarrollo de software.

La investigación fue de campo, ya que se recopiló la información y se buscó desarrollar el software para el mejoramiento de diagnósticos, es decir, con el procesamiento de imágenes, aumentar el número de diagnósticos correctos al evaluar los terceros molares de manera automatizada.

2.2.2 Recolección de información

Para recabar información crucial para el avance del proyecto, se recurrió a fuentes fiables y variadas. Se investigaron minuciosamente repositorios académicos nacionales que ofrecían acceso a una vasta cantidad de investigaciones previas y estudios relevantes. Además, se consultaron libros especializados y revistas científicas de alto impacto para asegurar la inclusión de los conocimientos más actualizados y pertinentes en el campo.

La orientación y directrices proporcionadas por el docente tutor fueron también fundamentales, aportando una perspectiva experta que guió el enfoque del proyecto y garantizar su alineación con los objetivos académicos y de investigación. Complementariamente, se llevaron a cabo encuestas detalladas para obtener datos directamente de los involucrados, lo que permitió enriquecer la base de datos con información práctica y actualizada. Como se observa en la Tabla 9.

Tabla 9. Recolección de información

Criterio	Descripción
¿Para qué?	Determinar diagnósticos más rápidos y precisos, reduciendo la subjetividad y los posibles errores humanos en la interpretación de imágenes dentales.
¿De qué personas u objetos?	De los casos clínicos relacionados con los terceros molares.
¿Cómo?	A través del procesamiento de imágenes, la segmentación de los terceros molares y algoritmos preentrenados.
¿Con qué?	Informes y reportes manuales.
¿Cuándo?	En el periodo Septiembre 2023 a Febrero 2024
¿Dónde?	En la ciudad de Ambato

2.2.3 Procesamiento y análisis de datos

En el proyecto de investigación, el tratamiento y análisis de datos se realizó siguiendo los pasos detallados a continuación:

- Recolección de la información.
- Revisión de la información obtenida.
- Análisis de la fundamentación teórica de la información sobre las variables de investigación.
- Deducción de la información más relevante y útil para el proyecto de investigación.

CAPÍTULO III. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

3.1 Desarrollo de la propuesta

El proyecto comenzó con la identificación de los elementos presentes en casos clínicos en el área de la Odontología, centrándose específicamente en radiografías panorámicas dentales que involucran terceros molares. A continuación, se establecen los programas necesarios para el sistema. Para entrenar el sistema de detección de terceros molares, se optó por el modelo Yolov8. El proceso de etiquetado de datos se llevó a cabo utilizando la herramienta LabelMe, en donde se etiquetaron los conjuntos de datos pertinentes. Finalmente, el entrenamiento se realizó en la plataforma Google Colab, utilizando Yolov8 Ultralytics.

3.1.1 Definición de los elementos para la propuesta

Se ha realizado un análisis exhaustivo sobre los terceros molares retenidos en la población de Ecuador. El Ministerio de Salud desempeña un papel crucial proporcionando información y protocolos actualizados para mejorar la salud bucal. Sin embargo, la falta de actualización de estos protocolos, especialmente debido a la pandemia del COVID-19, dificulta comprender la situación actual de la población ecuatoriana que presenta retención de los terceros molares. Esta falta de información obstaculiza la toma de decisiones clínicas y la planificación de estrategias de prevención y tratamiento en Odontología.

En lugares como Tungurahua-Ecuador, donde la atención odontológica pública es limitada, muchos pacientes recurren a entidades privadas para recibir atención inmediata. Esto puede resultar en ocasiones diagnósticos inconsistentes y errores en la identificación de condiciones relacionadas con los terceros molares [4]. Para evitar los problemas mencionados, se utilizará YOLOv8x para entrenar un sistema de evaluación de terceros molares. Este sistema asistirá al profesional de Odontología en la generación de diagnósticos más precisos y eficientes en cada caso clínico que involucre terceros molares.

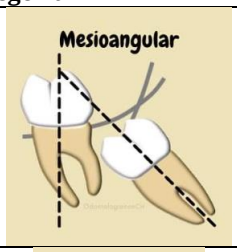
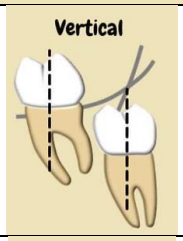
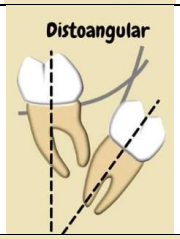
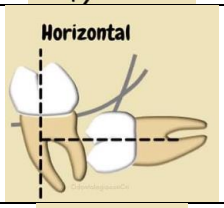
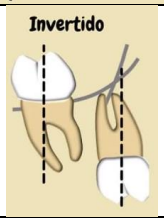
a. Elementos para detectar en Radiografías panorámicas dentales.

Para el desarrollo de este proyecto se escogió dos clasificaciones fundamentales en la evaluación de los terceros molares las cuales son: Clasificación de Winter, Clasificación de Pell y Gregory.

- ***Clasificación de Winter***

Winter propuso una clasificación basada en la posición del tercer molar en relación con el eje longitudinal del segundo molar. En la Tabla 10, se describen las características de los elementos a detectar [40].

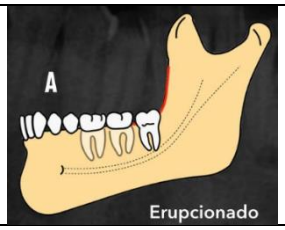
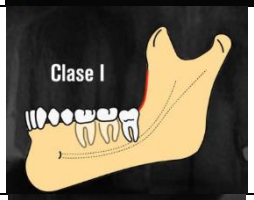
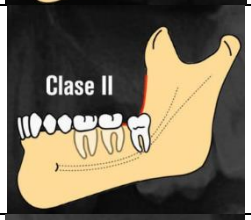
Tabla 10. Clasificación de Winter [40]

Categoría	**Descripción**
	Ejes forman un ángulo de 45° anterosuperior
	Ejes son paralelos
	Ejes forman un ángulo de 45° anteroinferior
	Ejes son perpendiculares
	La corona ocupa el lugar de la raíz con un giro de 180°

- ***Clasificación de Pell y Gregory***

La clasificación de Pell y Gregory evalúa la impactación de los terceros molares inferiores según su profundidad en relación con el plano oclusal del segundo molar (posiciones A, B o C) y el tamaño mesiodistal del diente retenido en relación con la distancia entre el segundo molar y la parte anterior de la rama mandibular (Clases I, II o III). Esto se observa en la Tabla 11.

Tabla 11. Clasificación de Pell y Gregory [40]

Posición / Clase	**Descripción**
Posición A 	El tercer molar inferior está por debajo del plano oclusal del segundo molar inferior.
Posición B 	El tercer molar inferior está a nivel del plano oclusal del segundo molar inferior.
Posición C 	El tercer molar inferior está por encima del plano oclusal del segundo molar inferior.
Clase I 	El diámetro mesiodistal del diente retenido es menor que la distancia desde el segundo molar inferior hasta la parte anterior de la rama de la mandíbula.
Clase II 	El diámetro mesiodistal del diente retenido es igual a la distancia desde el segundo molar inferior hasta la parte anterior de la rama de la mandíbula.
Clase III 	El diámetro mesiodistal del diente retenido es mayor que la distancia desde el segundo molar inferior hasta la parte anterior de la rama de la mandíbula.

3.1.2 Tecnologías utilizadas

El análisis abarca la combinación estratégica de herramientas que proporcionan una base sólida para el éxito del proyecto, mejorando la funcionalidad y la eficiencia económica del sistema propuesto. Además, implica la búsqueda de la arquitectura más adecuada para el sistema.

a. Selección del software de programación

Se realizó una evaluación comparativa de los lenguajes de programación más usados para aplicaciones de Inteligencia Artificial

, con el objetivo de seleccionar el más adecuado. Este análisis exhaustivo garantiza una elección informada y eficaz en la implementación de la programación necesaria para integrar la inteligencia artificial en el sistema. La Tabla 12 presenta esta comparación.

Tabla 12. Características de los lenguajes de programación [41], [42], [43]

Características	**Matlab**	**Python**	**Lisp**
Sintaxis	La estructura de sintaxis matricial facilita las operaciones matemáticas.	La sintaxis es directa y precisa, lo que la hace fácil de comprender y aprender.	La sintaxis se fundamenta en el uso de paréntesis, lo cual puede resultar más complicado.
Biblioteca/Frameworks	Una amplia gama de herramientas disponibles para el procesamiento de señales, redes neuronales y aprendizaje automático.	Existen numerosas bibliotecas disponibles, tales como TensorFlow, PyTorch y scikit-learn.	Hay menos bibliotecas específicamente diseñadas para Inteligencia Artificial, aunque es posible integrarse con algunas de ellas.
Desarrollo rápido	Ideal para la rápida creación de prototipos gracias a su amplia variedad de herramientas disponibles.	Óptimo para el desarrollo ágil, con una sintaxis que resulta fácil de comprender.	El tiempo de desarrollo puede extenderse debido a la sintaxis y las herramientas especializadas.
Aplicaciones Comunes	El software se utiliza para el procesamiento de señales, la visión por computadora y la simulación.	Se utiliza en aplicaciones como visión por computadora.	Se utiliza en el procesamiento de lenguaje natural y en sistemas expertos.
Integración de sistemas	Es posible la integración con sistemas embebidos	Es frecuentemente empleado en sistemas y	No es tan frecuente encontrarlo en sistemas embebidos y

	y hardware especializado.	aplicaciones empresariales.	aplicaciones empresariales.

Después de comparar las opciones, se decidió utilizar Python para el desarrollo del proyecto debido a su amplia variedad de bibliotecas, así como una comunidad activa y su facilidad de uso. Estos aspectos convierten a Python en una herramienta potente, accesible y gratuita para proyectos relacionados con la Inteligencia Artificial.

b. Selección de la plataforma basada en la nube

Para este proyecto, se necesita una plataforma en la nube para entrenar el modelo de Inteligencia Artificial destinado a la detección de terceros molares en radiografías panorámicas. Esta plataforma utiliza recursos y servicios informáticos disponibles en internet, en lugar de depender de servidores locales, proporcionando acceso a aplicaciones, almacenamiento y otros servicios con flexibilidad y acceso remoto a través de la conectividad en línea.

Tabla 13. Plataformas basadas en la nube [23],[24],[25]

Característica	**Microsoft Azure Notebooks**	**Kaggle Kernels**	**Google Colab**
Entorno de Desarrollo	Jupyter en la nube	Jupyter en la nube	Jupyter en la nube
Acceso Gratuito a GPU	Sí	Sí	Sí
Integración con la Nube	Integración con servicios en la nube de Azure	Integración con servicios de Kaggle	Integración con Google Cloud Platform
Colaboración en Tiempo Real	Sí	Sí	Sí
Acceso a Recursos Escalables	Sí	Sí	Sí (a través de Google Cloud)
Almacenamiento y Carga de Datos	Integrado con Azure Storage	Integrado con Kaggle Datasets	Integrado con Google Drive
Herramientas Adicionales	Servicios adicionales de Azure	Funciones específicas de Kaggle	Acceso a servicios de Google Cloud
Integración con Herramientas ML	Integración con servicios de Azure ML	Funcionalidades específicas de Kaggle ML	Integración con TensorFlow, PyTorch, etc.

Tras considerar todos los aspectos, se optó por seleccionar Google Colab debido a su acceso gratuito a recursos de GPU, esenciales para el entrenamiento de Inteligencia Artificial. Además, proporciona una integración fluida con Google Drive, donde reside la base de datos, un entorno basado en Jupyter Notebooks, bibliotecas populares de Python preinstaladas, facilidad para la colaboración en tiempo real y acceso rápido a conjuntos de datos públicos.

c. Selección de la arquitectura de Visión Artificial

En el ámbito de la Visión Artificial, se emplean estructuras complejas de redes neuronales convolucionales y modelos de aprendizaje profundo diseñados para optimizar el procesamiento de imágenes y mejorar la percepción visual. Estas arquitecturas son cruciales para aplicaciones que abarcan desde la detección precisa de objetos hasta el reconocimiento facial y la clasificación avanzada de imágenes. La Tabla 14 muestra una comparación de las arquitecturas comúnmente utilizadas.

Tabla 14. Arquitecturas de Visión Artificial [44],[45],[46]

Criterio	**YOLO**	**Faster R-CNN**	**SSD**
Método de detección	Detección en una pasada	Proposición de regiones	Detección en una pasada
Precisión	Precisa	Muy precisa	Buena
Velocidad de detección	Rápida	Más lenta que YOLO	Rápida
Tamaño de modelo	Moderadamente grande	Grande	Moderadamente grande
Uso en tiempo real	Sí, eficiente	No tan eficiente	No tan eficiente

Tras revisar y contrastar diversas alternativas, se optó por seleccionar las versiones más actualizadas de YOLO.

Su arquitectura sólida y eficaz ofrece ventajas significativas para el contexto específico donde se necesita un rendimiento óptimo. Se busca obtener una detección precisa con una velocidad adecuada en cada consulta.

d. Selección de la versión de Yolo

Para seleccionar el modelo, es importante considerar las características que se detallan en la Tabla 15:

Tabla 15. Características de las versiones de Yolov8 [47]

Parámetro	Descripción
Size en píxeles	Procesa imágenes de diversos tamaños, como 320x320, 416x416, y 640x640 píxeles.
MAP val 50-95	Alto promedio de precisión en diferentes umbrales de IoU(Intersection over Union) entre 0.50 y 0.95.
Speed CPU ONNX ms	Alta velocidad de inferencia en CPUs, medida en milisegundos (ms).
Params M (Millones)	Varía en cantidad de parámetros desde decenas hasta cientos de millones, según la versión del modelo.
FLOPs (Operaciones de punto flotante por segundo)	Eficiente en operaciones de punto flotante por segundo, permitiendo rápida inferencia sin comprometer la precisión.

Decidimos usar YOLOv8X por su excelente velocidad y precisión, comparándola con otras variantes disponibles y considerando tanto la velocidad de la CPU como el MAP (mean average precision), que indica la eficacia del sistema.

Esta elección se fundamenta en la capacidad de YOLOv8X para proporcionar resultados precisos y eficaces en la detección de objetos, lo cual contribuye al éxito global del sistema. Como se muestra en la Tabla 16.

Tabla 16. Versiones de Yolov8 [47]

Modelo	Size (pixels)	mAP50-95	Speed CPU ONNX (ms)	Params (M)	FLOPs (B)
YOLOv8n	640	37.3	80.4	3.2	8.7
YOLOv8s	640	44.9	128.4	11.2	28.6
YOLOv8m	640	50.2	234.7	25.9	78.9
YOLOv8l	640	52.9	375.2	43.7	165.2
YOLOv8x	640	54.8	525.1	71.6	257.8

e. Descripción de los modelos de IA utilizados por Yolov8x

- ***Redes Convolucionales Profundas (CNN).*** YOLOv8X son la base de su capacidad para realizar detecciones rápidas y precisas de objetos en imágenes, y representan lo último en tecnología de visión por computadora para aplicaciones exigentes.

- ***Aprendizaje Profundo.*** Se lleva a cabo durante la fase de entrenamiento del modelo. Durante este proceso, el modelo es alimentado con un gran conjunto de datos de imágenes etiquetadas, junto con sus correspondientes anotaciones que indican la ubicación de los objetos de interés en las imágenes.

- ***Attention Mechanisms.*** Representan un avance significativo en la capacidad de los modelos de detección de objetos para manejar imágenes complejas y diversas. Al enfocarse en las partes más relevantes de la imagen, estos mecanismos mejoran tanto la precisión como la eficiencia del modelo, haciendo de YOLOv8X una herramienta poderosa y versátil para aplicaciones de visión por computadora.

- ***Modelo de Backbone.*** Es una componente crítica que determina en gran medida el rendimiento del sistema en términos de precisión y velocidad. Al usar arquitecturas de redes profundas y eficientes, el backbone extrae características significativas de las imágenes, que luego se utilizan para la detección precisa de objetos.

  Las arquitecturas modernas como ResNet, Darknet, EfficientNet y CSPNet, cuando se integran como backbone, potencian las capacidades de YOLOv8X para aplicaciones avanzadas de visión por computadora.

- ***Modelo de Decodificador.*** YOLOv8X juega un papel crucial en la transformación de las características extraídas por el backbone en predicciones utilizables para la detección de objetos. A través de una serie de operaciones convolucionales y mecanismos de optimización, el decodificador predice las cajas delimitadoras, las puntuaciones de confianza y las clases de los objetos con alta precisión.

  Al integrar técnicas avanzadas como el uso de cajas ancla, múltiples escalas y supresión de no-máximos, el decodificador de YOLOv8X asegura detecciones rápidas y precisas, adecuadas para aplicaciones de visión por computadora en tiempo real.

3.1.3 Arquitectura del sistema

La Figura 24, presenta un desglose de la arquitectura del sistema:

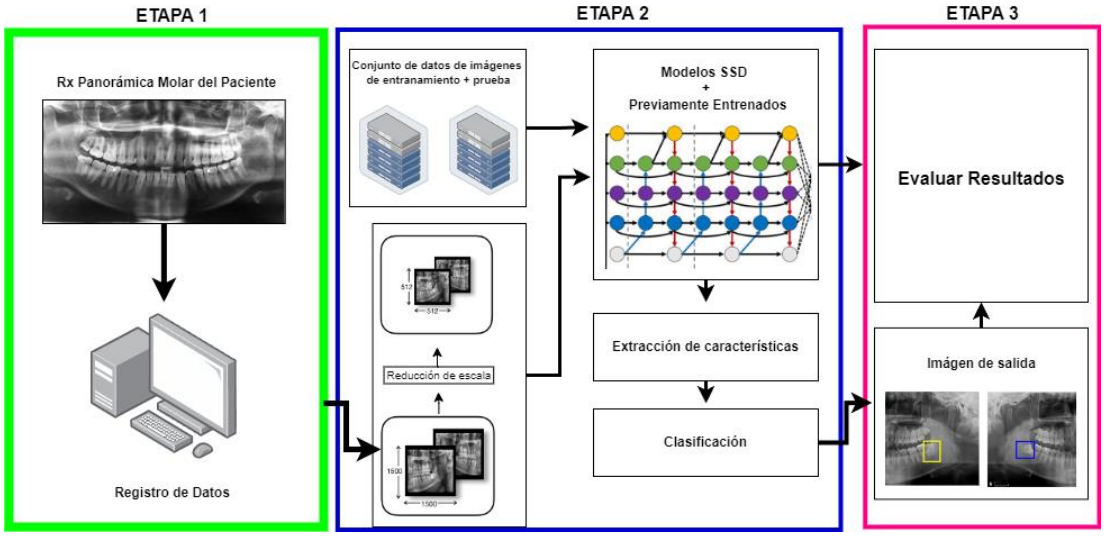


Figura 24. Arquitectura del sistema

- ***Etapa 1: Adquisición y procesamiento de datos***

En la primera etapa del sistema, el profesional en el área de Odontología realiza el ingreso manual de la radiografía panorámica molar del paciente, y el registro de datos personales del mismo. Una vez dentro del sistema, inicia el proceso de análisis, paso crucial, ya que la calidad de los datos de entrada afecta directamente la precisión y efectividad del análisis subsiguiente.

- ***Etapa 2: Entrenamiento***

La segunda etapa se enfoca en el procesamiento de las imágenes obtenidas y su análisis mediante modelos de aprendizaje automático. Esta fase incluye varios subprocesos:

Conjunto de Datos de Imágenes de Entrenamiento y Prueba: Se utilizan bases de datos de imágenes previamente recopiladas y etiquetadas para entrenar y probar los modelos de detección.

Reducción de Escala: Las imágenes panorámicas son redimensionadas a una escala adecuada para ser procesadas eficientemente por los modelos de detección.

Modelos SSD + Previamente Entrenados: Se emplean modelos de detección de objetos, específicamente Single Shot Multibox Detector (SSD), que han sido previamente entrenados con imágenes de terceros molares. Estos modelos son capaces de identificar y localizar características relevantes en las imágenes.

Extracción de Características: El modelo SSD extrae características importantes de las imágenes, tales como bordes, formas y texturas que son indicativas de la presencia de terceros molares.

Clasificación: Con base en las características extraídas, el sistema clasifica las regiones de interés en la imagen, determinando la presencia y posición de los terceros molares.

- ***Etapa 3: Evaluación de Resultados***

En la tercera y última etapa, se realiza una evaluación exhaustiva de los resultados obtenidos del análisis de las imágenes. Este proceso incluye:

Evaluar Resultados: Se analiza el desempeño del sistema de detección y se revisan los resultados para asegurar su precisión y fiabilidad. Se busca confirmar que los terceros molares han sido correctamente identificados y localizados en la imagen.

Imagen de Salida: Las imágenes procesadas son presentadas con las áreas relevantes destacadas, usualmente mediante recuadros de color rojo, que indican la ubicación de los terceros molares detectados. Esta visualización facilita la interpretación por parte de los profesionales odontológicos, permitiéndoles tomar decisiones informadas sobre el tratamiento del paciente.

3.1.4 Descripción del sistema de detección

Se presenta la propuesta del sistema de evaluación inteligente de terceros molares en la Figura 25, el cual se compone por diversas etapas detalladas por medio de un diagrama de bloques.

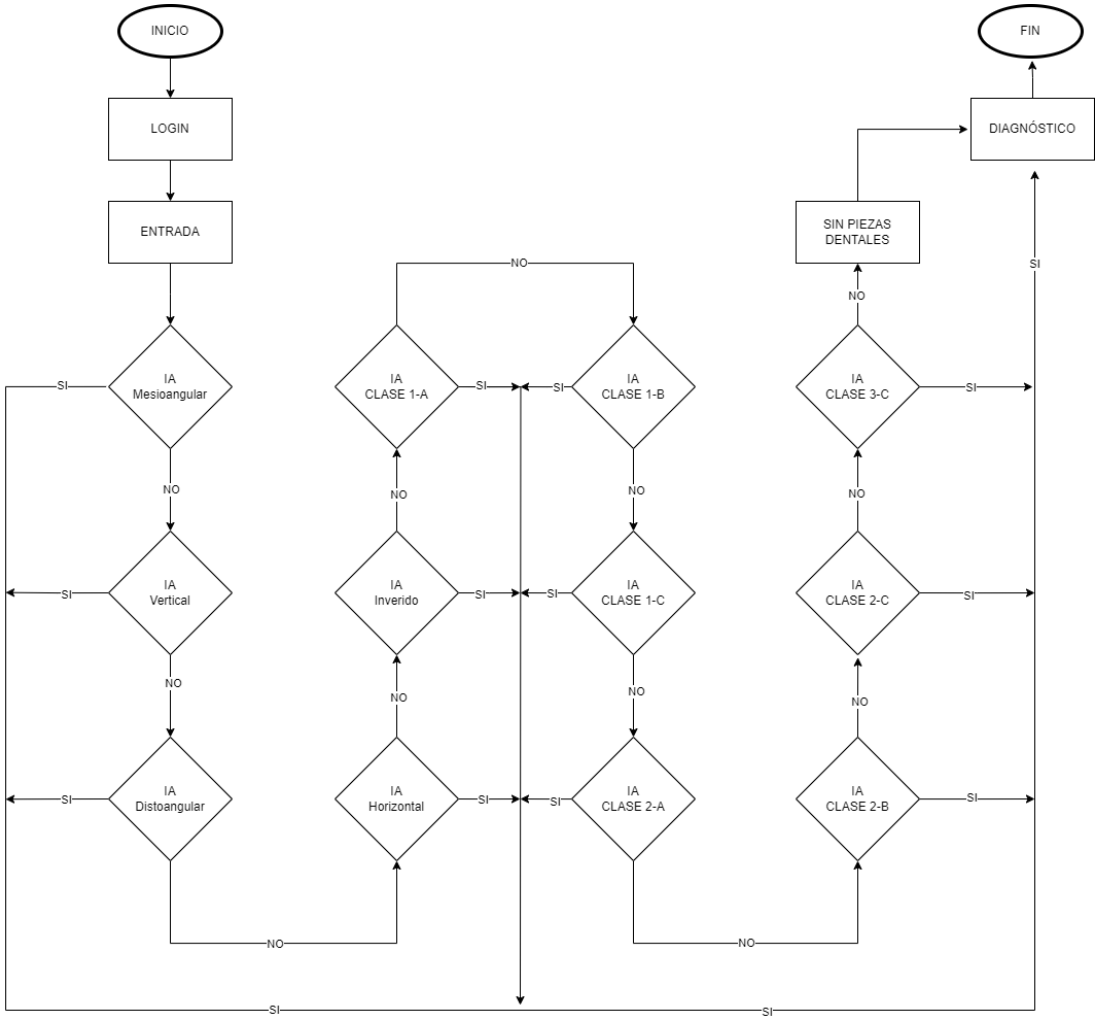


Figura 25. Diagrama de bloques del sistema

3.1.5 Diseño del sistema

La ejecución del modelo entrenado se realizó empleando el lenguaje de programación Python junto con el entorno de desarrollo Visual Studio Code. A continuación, se presenta un análisis de las acciones realizadas en el código para la programación del sistema.

a. Bibliotecas requeridas para el desarrollo del sistema

Durante la creación de este sistema, se utilizaron varias bibliotecas para mejorar la funcionalidad y el rendimiento del software. La Tabla 17 proporciona una descripción detallada de las bibliotecas seleccionadas, incluyendo pyrebase, tkinter, customtkinter, datetime, subprocess, filedialog, os, ultralytics, numpy, cv2, firebase_admim.

La selección y combinación estratégica de estas bibliotecas se basa en su capacidad conjunta para crear un entorno robusto y adaptable que mejora las capacidades del sistema en múltiples áreas clave, incluyendo el procesamiento de datos, la interacción con los usuarios y la integración de tecnologías de Inteligencia Artificial avanzadas. Estos se presentan en la Tabla 17.

Tabla 17. Bibliotecas requeridas del sistema

Biblioteca	**Característica Principal**
pyrebase	Pyrebase es una biblioteca Python que simplifica la integración de aplicaciones Python con Firebase, lo que permite interactuar con la base de datos.
tkinter	Tkinter es la biblioteca estándar de Python para interfaces gráficas de usuario (GUI), proporcionando herramientas para crear ventanas y widgets.
customtkinter	Esta parece ser una biblioteca personalizada basada en tkinter, que posiblemente extiende las funcionalidades de tkinter con componentes personalizados.
datetime	datetime proporciona clases para manipular fechas y horas en Python de una manera sencilla y eficiente.
subprocess	subprocess permite crear procesos, conectarlos a las tuberías de E/S, y obtener los códigos de retorno de los procesos hijos.
filedialog	filedialog es parte de tkinter y proporciona una interfaz para que los usuarios seleccionen archivos o directorios a través de una GUI.
os	La biblioteca os proporciona funciones para interactuar con el sistema operativo, como acceder al sistema de archivos y manipular rutas.
ultralytics	Ultralytics es una biblioteca que incluye herramientas para tareas de visión por computadora, como detección de objetos y análisis de imágenes.
numpy	NumPy es una biblioteca fundamental para la computación científica en Python, que proporciona soporte para matrices y operaciones matemáticas.
cv2	cv2 es un módulo de OpenCV (Open Source Computer Vision Library), que proporciona herramientas para el procesamiento de imágenes y visión por computadora.
firebase_admin	firebase_admin es parte de la biblioteca Firebase de Google para Python, que proporciona acceso programático a servicios de Firebase, como Firebase Realtime Database y Firebase Storage.

- ***Importación de bibliotecas en el desarrollo de la programación.***

La Tabla 18 muestra los comandos de manera general que fueron utilizados en el desarrollo del proyecto.

Tabla 18. Importación de librerías

```
import pyrebase
import tkinter as tk
import tkinter
import customtkinter
from customtkinter import CTk, CTkFrame, CTkEntry, CTkLabel,CTkButton,CTkCheckBox
from datetime import datetime
import subprocess
from tkinter import filedialog
import os
from ultralytics import YOLO
import numpy as np
import cv2
import firebase_admin
from firebase_admin import credentials, storage
```

b. Adquisición de la imagen

El procesamiento de la imagen por parte del sistema sigue una secuencia de pasos, como se ilustra en el diagrama de flujo de la Figura 26.

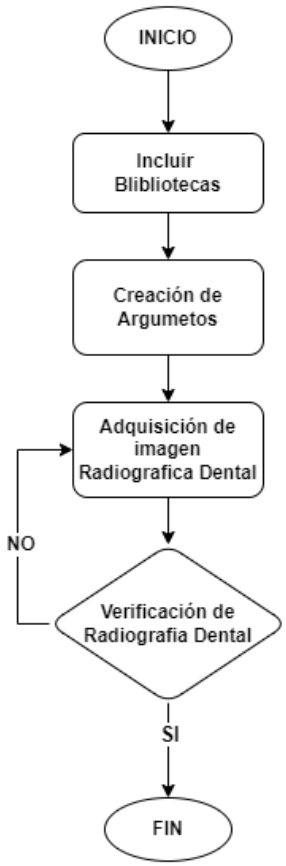


Figura 26. Diagrama de flujo de la etapa de adquisición

El profesional ingresa la imagen digital de la radiografía panorámica, que luego se procesa e introduce en el sistema de evaluación de terceros molares.

- ***Bibliotecas requeridas para el desarrollo de la etapa descrita.***

Se utiliza la biblioteca de tkinter para la creación de interfaces gráficas, junto a filedialog para abrir cuadros de diálogo de selección de archivos.

```
import tkinter as tk
from tkinter import filedialog
```

- ***Creación de argumentos.***

El almacenamiento de la ruta de la imagen se lleva a cabo por una variable global, junto a la función de abrir un cuadro de dialogo para la selección de archivo de imagen en sus múltiples formatos.

```
global image_pathge
image_pathge=filedialog.askopenfilename(filetypes=[("Imagefiles","*.png;
*.jpg;*.jpeg")])
```

- ***Verificación de imagen subida exitosa.***

Utilizando la sentencia if en la variable “image_pathge” donde se notificará si la imagen fue subida correctamente.

```
if image_pathge:
resultado_label2.configure(text="Radiografica subida correctamente")
```

c. Procesamiento

Una vez que la imagen de la radiografía panorámica se ha subido correctamente, el sistema procede a ingresarla en el modelo de redes neuronales. Este modelo sigue una serie de pasos detallados en la Figura 27.

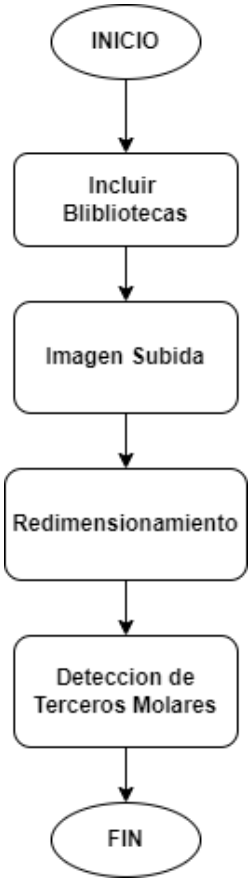


Figura 27. Diagrama de flujo del procesamiento de imágenes

- ***Bibliotecas requeridas para el desarrollo de la etapa descrita.***

Se establecen las librerías y bibliotecas para un procesamiento eficiente de la imagen antes de su ingreso al modelo de redes neuronales.

```
import os
import cv2
import numpy as np
from ultralytics import YOLO
```

- ***Carga de los modelos de YOLO***

Antes de la detección, se inicia cargando los modelos YOLO del archivo "besth.pt, bestmesio2, besve2, …,", lo que facilita su uso en la detección de objetos durante el proceso siguiente.

```
model = ["bestve2.pt", "bestmesio2.pt", "besth3.pt", …….,]
```

- ***Redimensionamiento de imagen en la presentación de resultados.***

A continuación, se procede a redimensionar la imagen a las dimensiones 1024x768 utilizando un algoritmo de interpolación que calcula nuevos valores de píxeles basados en los píxeles originales.

Este proceso es crucial para garantizar que la imagen mantenga una alta calidad visual y detalle, esencial para un análisis preciso. Con la librería OpenCV, este proceso se realiza automáticamente mediante un solo comando que emplea interpolación bilineal, un método eficiente y comúnmente utilizado en procesamiento de imágenes.

```
image_resized = cv2.resize(image, (1024, 768))
```

El resultado es una imagen de mayor tamaño, lo que mejora significativamente la visualización, especialmente para la presentación de los terceros molares, permitiendo a los profesionales de la salud dental examinar con mayor claridad y detalle posibles patologías o malformaciones.

- ***Detección de Terceros molares.***

En el análisis de la imagen, es fundamental enfocarse en la detección de terceros molares. Para este propósito, se utiliza la variable "image_resized", que representa la imagen redimensionada utilizando las bibliotecas de OpenCV.

El objetivo es identificar las regiones de interés en la imagen y guardarlas en la variable "results".

```
results = model(image_resized, conf=confidence_threshold)
```

d. Registro de resultados.

En esta sección del código, se aborda el manejo de los resultados después de evaluar la radiografía panorámica como lo indica la Figura 28.



Figura 28. Registro de resultados

- ***Bibliotecas requeridas para el desarrollo de la etapa descrita.***

Se deben establecer las librerías y bibliotecas para el registro correcto de los resultados y datos del paciente para un mejor historial clínico.

```
import pyrebase
import firebase_admin
from firebase_admin import credentials, storage
```

- ***Verificación de detecciones.***

En esta parte se verifica si hay detecciones de objetos en la imagen procesada por cada modelo de detección de objetos. Para cada modelo, se comprueba si el número de resultados (objetos detectados) es mayor que cero.

```
has_detection = any(len(result) > 0 for result in results)
            if has_detection:
                detections.append(model_name + ": Se detectó al menos un objeto.")
                file.write(model_name + ": Se detectó al menos un objeto.\n")
                for i, result in enumerate(results):
```

- ***Registro de datos del paciente.***

Se define la función “registrar_paciente()”, que se encarga de obtener los datos ingresados por el usuario en el formulario de la interfaz gráfica, tales como el nombre, apellidos, edad, correo electrónico y género. Luego, se crea un diccionario llamado paciente que almacena estos datos junto con la fecha y hora de registro.

```
def registrar_paciente():
    nombre = nombre_entry.get()
    apellidos = apellidos_entry.get()
    edad = edad_entry.get()
    correo = correo_entry.get()
    genero = ""
    if genero_masculino_var.get():
        genero = "Masculino"
    if genero_femenino_var.get():
        genero = "Femenino"
    fecha_registro = datetime.now().strftime("%Y-%m-%d %H:%M:%S")
```

- ***Registro de datos de Molares.***

Después de detectar objetos en la imagen, se suben la imagen y el archivo de resultados a Firebase Storage. Esto se logra mediante las funciones “upload_image()” y “upload_file()”.

```
upload_image(save_path, f"{model_name}_detection_{i}.jpg")
upload_file(txt_file_path, "resultados.txt")
```

De esta manera, se asegura que tanto la imagen como los resultados estén disponibles en la nube para su posterior acceso y análisis.

e. Dataset

Se dio prioridad a la selección de conjuntos de datos que ofrecieran una diversidad considerable de imágenes para el entrenamiento en reconocimiento de los casos de terceros molares. Este enfoque fue elegido con el objetivo de mejorar la capacidad del modelo para reconocer y generalizar la presencia de los distintos casos de terceros molares presentes en radiografías panorámicas. Las bases de datos seleccionadas se estructuraron de manera específica para respaldar las etapas críticas del proceso de entrenamiento, tal como se ilustra en la Figura 29.

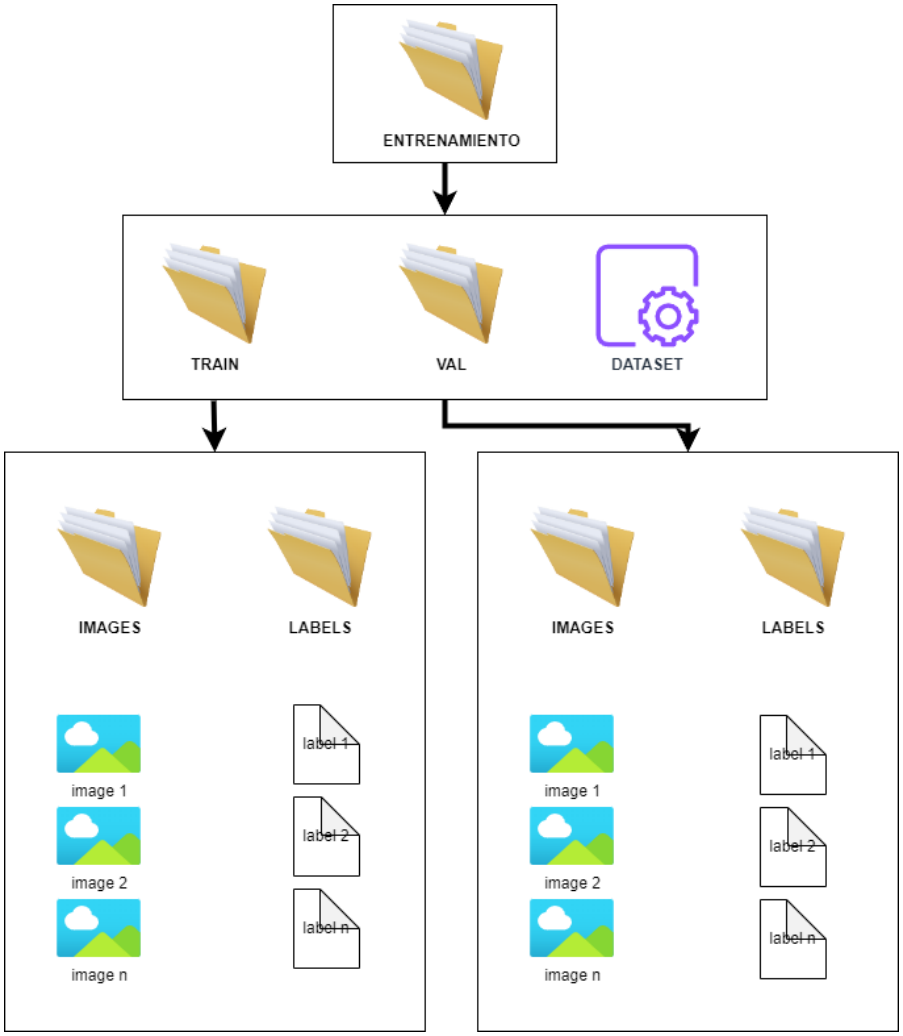


Figura 29. Arquitectura de la base de datos

La imagen muestra la estructura de un dataset para el entrenamiento de Inteligencia Artificial. El directorio principal, denominado "ENTRENAMIENTO", contiene subdirectorios y archivos necesarios para el proceso de entrenamiento y validación. Dentro de este directorio principal, hay dos subdirectorios: "TRAIN" y "VAL", cada uno de los cuales se utiliza para el entrenamiento y la validación del modelo, respectivamente.

El subdirectorio "TRAIN" contiene dos carpetas: "IMAGES", que alberga las imágenes utilizadas para el entrenamiento, y "LABELS", que contiene los archivos de etiquetas correspondientes a cada imagen de entrenamiento. De manera similar, el subdirectorio "VAL" también contiene dos carpetas: "IMAGES", para las imágenes utilizadas en la validación, y "LABELS", para los archivos de etiquetas correspondientes a cada imagen de validación.

Las imágenes y etiquetas están organizadas de tal manera que cada imagen tiene una etiqueta correspondiente en los archivos de etiquetas. Esta estructura es típica en datasets de aprendizaje supervisado, donde las imágenes y sus respectivas etiquetas se utilizan para entrenar y validar modelos de Inteligencia Artificial.

Para el etiquetado de cada clase, se contó con la asistencia de un profesional en el área de Odontología. Su experiencia garantizó un etiquetado correcto y una identificación precisa de los molares. Gracias a su ayuda, la clasificación de cada clase se realizó de manera más eficiente, reduciendo significativamente el tiempo dedicado a esta tarea.

- ***Características de la base de datos para el entrenamiento***

Durante el entrenamiento de la red neuronal convolucional, se ha empleado un conjunto de datos específico con características bien definidas. Este conjunto se conoce como "Metodología de clasificadores binarios de detección de objetos basada en aprendizaje profundo para identificar objetos pequeños manejados de manera similar". Las características de este conjunto de datos se presentan en la Tabla 19.

Tabla 19. Características de la base de datos

Características	**Detalle**
Número de imágenes	Se compone de un total de 2592 imágenes destinadas al reconocimiento de terceros molares. (Imágenes para entrenamiento y validación del sistema en producción).
Dimensionalidad	Las imágenes se presentan en un formato unidimensional, lo que significa que cada imagen en la base de datos está representada en una sola dimensión.
Parámetros	La base de datos aborda 12 parámetros, de los cuales se usarán los clasificadores de Pell Y Gregory y Winter.

La base de datos del proyecto se ha organizado clasificando los casos clínicos en diferentes bases de datos, para permitir un etiquetado más preciso se optó por un etiquetado individual ya que en una radiografía panorámica se puede identificar varias clases. Se separaron 2000 imágenes para el entrenamiento de cada IA, con su respectiva clasificación de molar. Además, se destinaron 592 imágenes para realizar las pruebas de funcionamiento, esto siguiendo las recomendaciones Ultralytics

Yolo[44]. En la Tabla 20 se muestra la base de datos por caso clínico de molar y el número de datos que contiene cada una de ellas.

Tabla 20. Base de datos por caso clínico Molar

Tipo de Base de datos	**Número de Datos**
Winter	
Mesioangular	217
Vertical	203
Distoangular	145
Horizontal	153
Invertido	97
Pell y Gregory	
Clase 1 fase A	205
Clase 1 fase B	175
Clase 1 fase C	168
Clase 2 fase A	185
Clase 2 fase B	172
Clase 2 fase C	195
Clase 3 fase C	85

Al clasificar las bases de datos de cada caso clínico molar, se logra un etiquetado más preciso, lo que mejora significativamente el entrenamiento de las inteligencias artificiales.

f. Etiquetado de imágenes

Se optó por utilizar la herramienta Labelme para llevar a cabo el etiquetado, cargando en ella el conjunto de datos según su caso clínico de terceros molares. El proceso de anotación consiste en identificar objetos individuales y delinear sus regiones, lo cual es esencial para tareas como la detección de objetos y la segmentación semántica como se observa en la Figura 30.

YOLO extrae las coordenadas espaciales de las cajas delimitadoras, que representan la posición del cuadro en la imagen junto con su ancho y alto relativos. Además, cada objeto detectado se clasifica en una categoría específica, como "vertical" o "mesioangular", entre otras.

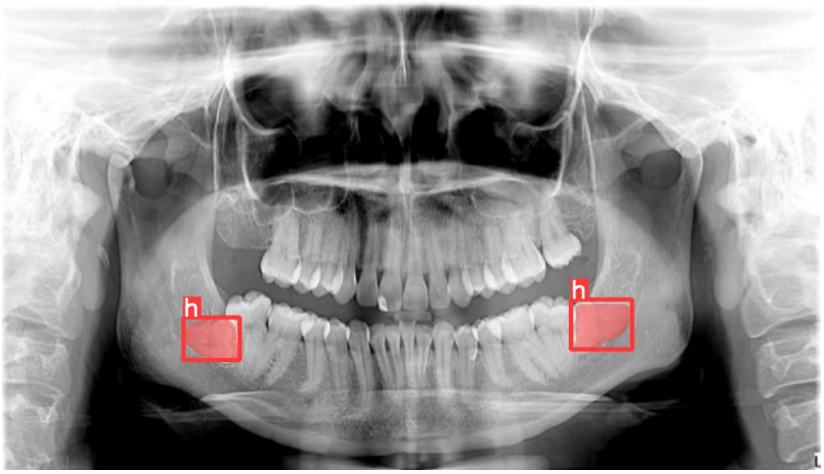


Figura 30. Coordenadas y Clases

La distribución de las clases se presenta de manera más clara en la Tabla 21.

Tabla 21. Distribución de clases

Clases	**Parámetro**
C0	Distoangular
C1	Horizontal
C2	Invertido
C3	Mesioangular
C4	Vertical
C5	Clase 1 fase A
C6	Clase 1 fase B
C7	Clase 1 fase C
C8	Clase 2 fase A
C9	Clase 2 fase B
C10	Clase 2 fase C
Cl1	Clase 3 fase C

En una sola radiografía panorámica dental, es posible identificar hasta seis tipos de etiquetas, basándose en las clasificaciones de Pell-Gregory y de Winter. Para lograr una identificación más precisa, se optó por realizar etiquetados individuales según el caso clínico presente, Además, se contó con la ayuda de un profesional de Odontología para realizar los etiquetados de las diferentes muestras recolectadas.

Cada base de datos de un caso clínico molar fue supervisada por este profesional durante el proceso de etiquetado, con el fin de evitar errores y garantizar la precisión del sistema. La estructura de datos requerida por YOLOv8x incluye las coordenadas rectangulares de las posiciones, la posición de la base y la altura para determinar un punto intermedio, y las clases correspondientes. Esta descripción se puede apreciar más claramente en la Figura 31.

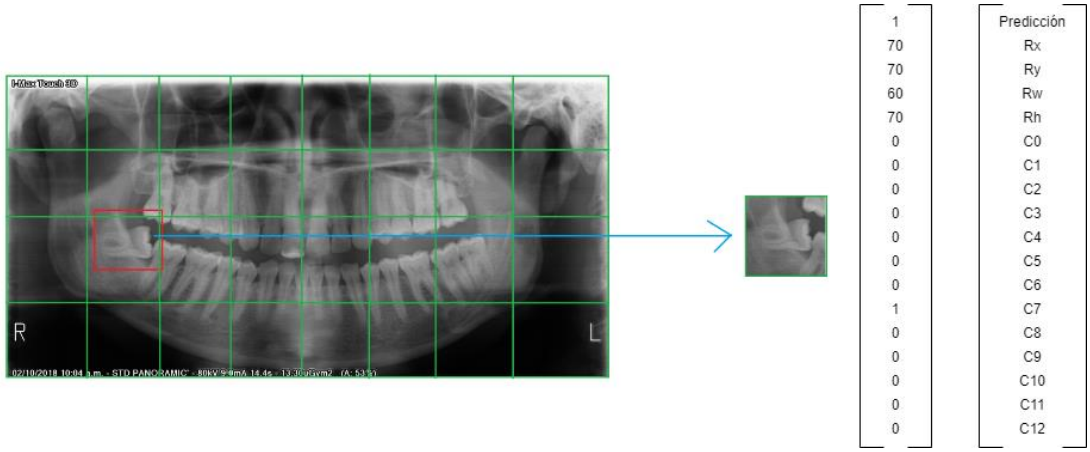


Figura 31. Localización del objeto

Se inicia el proceso de etiquetado, donde cada imagen es examinada individualmente de manera manual. Se aplica con precisión un polígono delimitador para resaltar el objeto de estudio, como se ilustra en la Figura 32. Estos objetos representan diversos casos clínicos de terceros molares, categorizados según los criterios de Pell y Gregory, así como de Winter, cada uno con su etiqueta correspondiente. Este procedimiento no se limita únicamente a la marcación de los objetos de interés, sino que también implica una identificación minuciosa y una delimitación exacta de cada uno, lo que garantiza la generación de datos anotados de alta calidad.

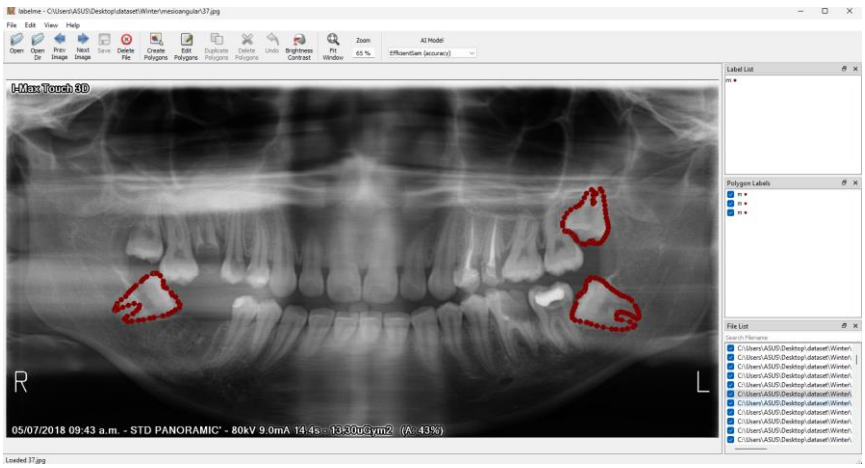


Figura 32. Etiquetado del sistema

El resultado de este proceso es un conjunto de anotaciones con los parámetros necesarios para entrenar el modelo YOLOv8x. En la Figura 33 se puede observar un ejemplo de la estructura de estas anotaciones.

```
{
  "version": "5.4.1",
  "flags": {},
  "shapes": [
    {
      "label": "m",
      "points": [
        [
          1488.1656804733727,
          592.8579881656806
        ],
        [
          1500.0,
          592.8579881656806
        ],
        [
          1504.7337278106509,
          592.8579881656806
        ],
        [
          1518.9349112426037,
          595.224852071006
        ],
```


Figura 33. Archivo de salida del proceso de etiquetado

Con lo anterior preparado y la estructura de carpetas de la base de datos organizada, se procede a cargar la base de datos en Google Colab, como se muestra en la Figura 34.

```
from google.colab import drive
drive.mount('/content/drive')
```

Figura 34. Proceso de cargar la base de datos

g. Rutas de entrenamiento.

Las rutas de los conjuntos de datos de entrenamiento, que se utilizarán en el modelo, se detallan a continuación:

- train: /content/drive/MyDrive/TESIS/horizontal/YOLODataset/datasethorizotal/train

- val: /content/drive/MyDrive/TESIS/horizontal/YOLODataset/datasethorizotal/val

h. Extracción de características de las imágenes

La sólida estructura de YOLOv8x determina de manera automática las capas empleadas, visibles en la Figura 35, donde se llevan a cabo convoluciones, c2f, SPPF, upsample, concat y segmentación.

```
module
ultralytics.nn.modules.conv.Conv
ultralytics.nn.modules.conv.Conv
ultralytics.nn.modules.block.C2f
ultralytics.nn.modules.conv.Conv
ultralytics.nn.modules.block.C2f
ultralytics.nn.modules.conv.Conv
ultralytics.nn.modules.block.C2f
ultralytics.nn.modules.conv.Conv
ultralytics.nn.modules.block.C2f
ultralytics.nn.modules.block.SPPF
torch.nn.modules.upsampling.Upsample
ultralytics.nn.modules.conv.Concat
ultralytics.nn.modules.block.C2f
torch.nn.modules.upsampling.Upsample
ultralytics.nn.modules.conv.Concat
ultralytics.nn.modules.block.C2f
ultralytics.nn.modules.conv.Conv
ultralytics.nn.modules.conv.Concat
ultralytics.nn.modules.block.C2f
ultralytics.nn.modules.conv.Conv
ultralytics.nn.modules.conv.Concat
ultralytics.nn.modules.block.C2f
ultralytics.nn.modules.head.Segment
```

Figura 35. Modelo neuronal

Como resultado de la compilación del modelo neuronal mostrado en la Figura 36, se observa que el modelo YOLOv8x consta de un total de 401 capas. Estas capas son los componentes individuales de la red neuronal e incluyen capas de convolución, normalización y activación, entre otras. El modelo posee 71,752,774 parámetros, que representan los pesos y sesgos de las conexiones entre las neuronas. Además, se señala que hay 71,752,758 gradientes asociados con estos parámetros.

```
YOLOv8x-seg summary: 401 layers, 71752774 parameters, 71752758 gradients
```

Figura 36. Compilación del modelo de la red neuronal

3.1.6 Entrenamiento del Sistema

A continuación, la Tabla 22 presenta un desglose detallado de los parámetros relacionados con la red de entrenamiento. Es importante tener en cuenta que el sistema está compuesto por 12 IAs, cada una entrenada individualmente con su respectiva base de datos según el caso clínico. Los datos presentados a continuación corresponden al entrenamiento del caso clínico molar mesioangular, debido a la mayor cantidad de datos disponibles para este tipo de caso. El mismo procedimiento se siguió para cada uno de estos entrenamientos. Durante el proceso de entrenamiento del modelo, se comienza ejecutando el archivo específico en COLAB, como se muestra en la Figura 37. Este procedimiento incluye el entrenamiento del modelo, utilizando 80% de los datos para el entrenamiento y el 20% para la validación, a su vez, se optó por un tamaño de lote de 16 para el procesamiento por lotes, lo que significa que las imágenes se procesan en grupos de 16 conforme a las recomendaciones [48].

Inicialmente, se configuraron 100 épocas para determinar el número de repeticiones durante el entrenamiento. Sin embargo, gracias a la detección de convergencia de YOLOv8x, el número de épocas se ajustó a 55.

Tabla 22. Parámetros para el entrenamiento

Parámetro	**Característica**	**Detalle**
Entrenamiento	174	Etiquetas utilizadas en el entrenamiento
Etiquetas de validación	43	Etiquetas destinadas a la validación
Imágenes	217	Número total de imágenes
Datos	Data/Campo	Conjunto de datos
Tamaño de lote	16	Cantidad de muestras procesadas por la red en cada lote
Épocas	55	Total, de ciclos de entrenamiento
Modelo	Yolov8x	Tipo de modelo empleado en el entrenamiento

Para realizar este proceso, se utiliza un archivo YAML generado a partir del etiquetado en LabelMe, que almacena las rutas del conjunto de datos necesario para el entrenamiento. Además, se emplea una estructura específica de la arquitectura YOLOv8x.

```
!yolo task=segment mode=train epochs=55 data=/content/drive/MyDrive/TESIS/Entrenamiento/
Entrenamiento/DatasetOrientacion/dataset.yaml model=yolov8x-seg.pt imgsz=640 batch=16
```

Figura 37. Entrenamiento de la IA

Al iniciar la ejecución del código, se examinan y recuperan las imágenes destinadas tanto al entrenamiento como a la validación, comenzando así el ciclo de entrenamiento. La Figura 38 se muestra el progreso del entrenamiento a lo largo de las 55 épocas especificadas. Asimismo, esta representación gráfica incluye detalles sobre el uso de la memoria de la GPU virtual utilizada, proporcionando una visión completa de la eficiencia y la carga de trabajo del sistema durante el entrenamiento del modelo.

```
New https://pypi.org/project/ultralytics/8.2.2 available 😃 Update with 'pip install -U ultralytics'
Ultralytics YOLOv8.0.124 🚀 Python-3.10.12 torch-2.2.1+cu121 CPU
yolo/engine/trainer: task=segment, mode=train, model=yolov8x-seg.pt, data=/content/drive/MyDrive/TESIS/Entrenamiento/DatasetOrientacion/dataset.yaml, epoch
2024-04-19 17:49:58.615704: E external/local_xla/xla/stream_executor/cuda/cuda_dnn.cc:9261] Unable to register cuDNN factory: Attempting to register factor
2024-04-19 17:49:58.615800: E external/local_xla/xla/stream_executor/cuda/cuda_fft.cc:607] Unable to register cuFFT factory: Attempting to register factory
2024-04-19 17:49:58.618304: E external/local_xla/xla/stream_executor/cuda/cuda_blas.cc:1515] Unable to register cuBLAS factory: Attempting to register fact
Overriding model.yaml nc=80 with nc=2
```

Figura 38. Inicio del entrenamiento

Durante este proceso, se ejecutan 55 épocas, cada una de aproximadamente 23 segundos, utilizando alrededor de 15.4 GB de memoria GPU. La duración y el uso de la memoria pueden variar según el número de parámetros y la cantidad de imágenes procesadas. La Figura 39 ofrece una representación detallada de este procedimiento, proporcionando una visión visual del rendimiento del proceso a lo largo de las épocas especificadas.

```
Epoch    GPU_mem   box_loss   seg_loss   cls_loss   dfl_loss  Instances       Size
 3/55      15.4G     0.8954     0.3575      1.656      1.211         68        640: 100% 9/9 [00:13<00:00,  1.50s/it]
           Class     Images  Instances      Box(P          R      mAP50  mAP50-95)     Mask(P          R      mAP50  mAP50-95):
             all         35         70    0.00886          1     0.0103    0.00726    0.00282        0.3    0.00231   0.000573

Epoch    GPU_mem   box_loss   seg_loss   cls_loss   dfl_loss  Instances       Size
 4/55      15.4G     0.9212     0.2895      1.579      1.215         57        640: 100% 9/9 [00:13<00:00,  1.46s/it]
           Class     Images  Instances      Box(P          R      mAP50  mAP50-95)     Mask(P          R      mAP50  mAP50-95):
             all         35         70     0.0393      0.129     0.0213    0.0133     0.0393      0.129     0.0213   0.00791

Epoch    GPU_mem   box_loss   seg_loss   cls_loss   dfl_loss  Instances       Size
 5/55      15.4G     0.9698     0.3913       1.42      1.216         57        640: 100% 9/9 [00:13<00:00,  1.49s/it]
           Class     Images  Instances      Box(P          R      mAP50  mAP50-95)     Mask(P          R      mAP50  mAP50-95):
             all         35         70     0.0416        0.7     0.0723     0.029    0.00403      0.114    0.00378   0.00121

Epoch    GPU_mem   box_loss   seg_loss   cls_loss   dfl_loss  Instances       Size
 6/55      15.4G      1.008     0.4956      1.411      1.265         57        640: 100% 9/9 [00:14<00:00,  1.56s/it]
           Class     Images  Instances      Box(P          R      mAP50  mAP50-95)     Mask(P          R      mAP50  mAP50-95):
             all         35         70     0.0416        0.7     0.0723     0.029    0.00403      0.114    0.00378   0.00121

Epoch    GPU_mem   box_loss   seg_loss   cls_loss   dfl_loss  Instances       Size
 7/55      15.4G     0.7969     0.2666      1.316      1.158         53        640: 100% 9/9 [00:14<00:00,  1.56s/it]
           Class     Images  Instances      Box(P          R      mAP50  mAP50-95)     Mask(P          R      mAP50  mAP50-95):
             all         35         70     0.0416        0.7     0.0723     0.029    0.00403      0.114    0.00378   0.00121

Epoch    GPU_mem   box_loss   seg_loss   cls_loss   dfl_loss  Instances       Size
 8/55      15.3G     0.7589     0.2517      1.232      1.117         69        640: 100% 9/9 [00:13<00:00,  1.54s/it]
```

Figura 39. Entrenamiento de la IA por épocas

El proceso de entrenamiento finaliza y los resultados se presentan en la salida de la consola. Para este conjunto de datos, el servidor de Google ha requerido un total de 27 minutos para generar el modelo de inferencia. Los archivos resultantes, denominados "best.pt" y "last.pt," contienen los pesos esenciales para la implementación de YOLOv8x en la fase de inferencia. A continuación, se describe la función de cada archivo:

best.pt: Este archivo almacena los pesos del modelo con el mejor desempeño durante el entrenamiento.

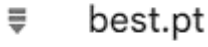


Figura 40. IA entrenada

last.pt: Este archivo contiene los pesos del modelo obtenidos en la última época de entrenamiento.

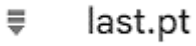


Figura 41. Última época de entrenamiento

a. Exportación de gráficas.

Con el entrenamiento finalizado, YOLOv8x entrega el algoritmo entrenado y una carpeta llena de gráficas para el análisis del modelo. Los cuales son mostrados en la Figura 42, junto a los archivos enviados al Drive en la Figura 43.

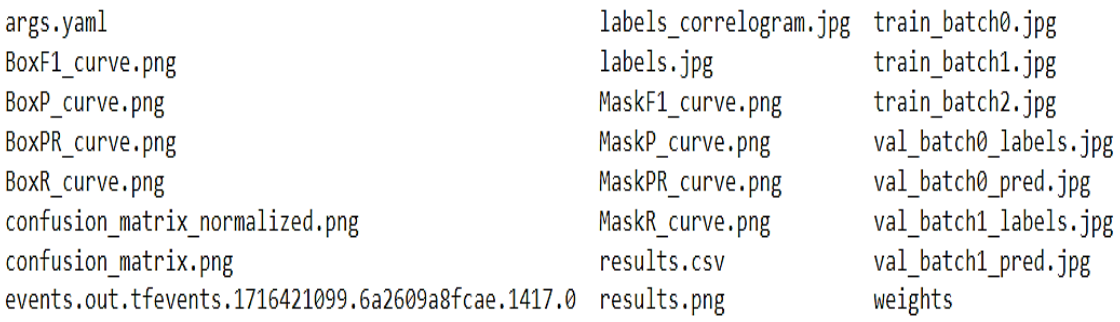


Figura 42. Gráficas que proporciona YOLOv8x

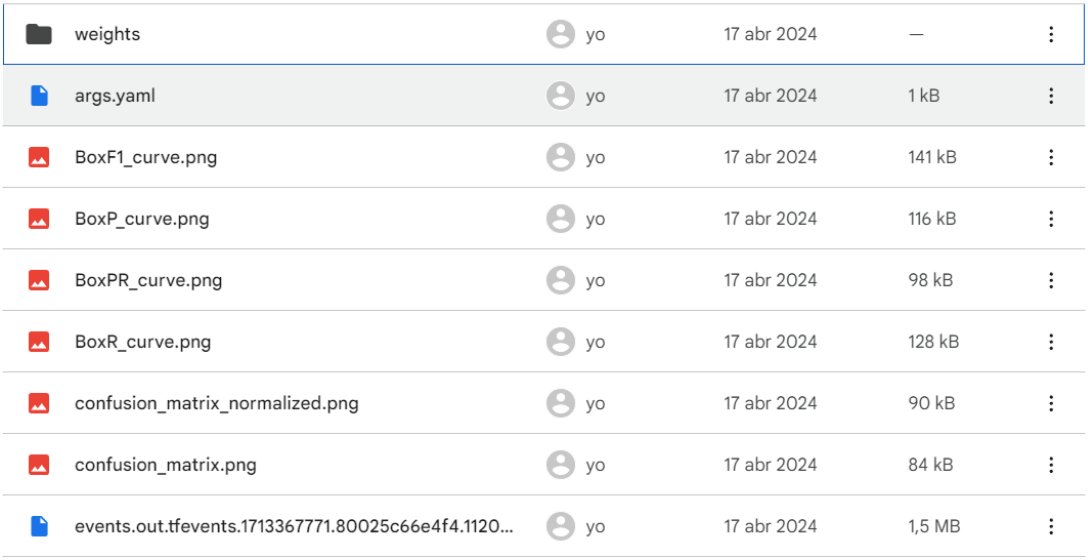


Figura 43. Gráficas enviadas al Drive

Estos archivos se muestran cada uno en el Anexo D.

- ***Resultados del entrenamiento.***

Como se puede observar en la Figura 44 y la Figura 45, los resultados con configuraciones de 55 y 100 épocas respectivamente muestran que, a medida que aumentan las épocas, el modelo genera menos errores.

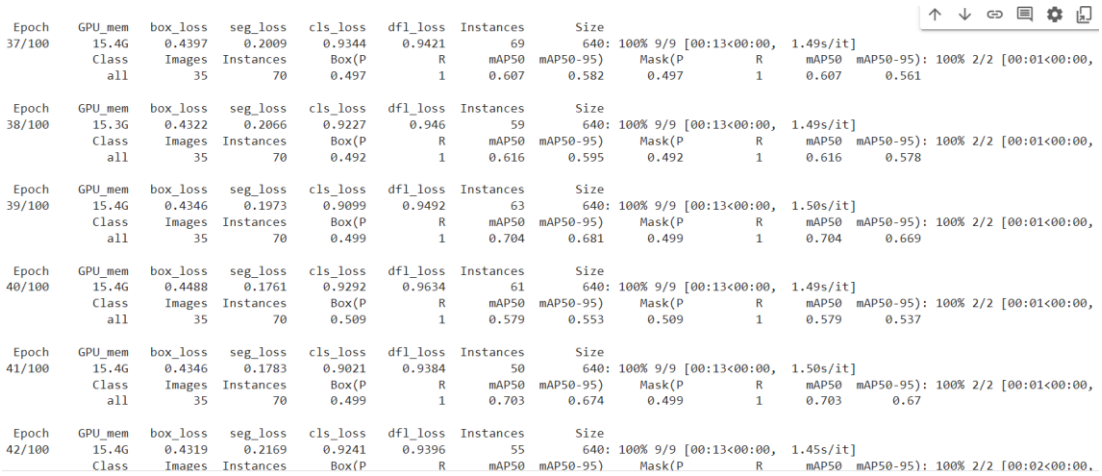


Figura 44. Resultados del entrenamiento con 100 épocas

```
Epoch    GPU_mem   box_loss   seg_loss   cls_loss   dfl_loss  Instances       Size
52/55      15.4G     0.3238     0.1821     0.8589     0.9184         51        640: 100% 9/9 [00:14<00:00,  1.59s/it]
           Class     Images  Instances      Box(P          R      mAP50  mAP50-95)     Mask(P          R      mAP50  mAP50-95): 100% 2/2 [00:02<00:00,
             all         35         70      0.499          1      0.584      0.571      0.499          1      0.584      0.558

Epoch    GPU_mem   box_loss   seg_loss   cls_loss   dfl_loss  Instances       Size
53/55      15.3G     0.3281     0.1482     0.8676     0.9141         59        640: 100% 9/9 [00:14<00:00,  1.57s/it]
           Class     Images  Instances      Box(P          R      mAP50  mAP50-95)     Mask(P          R      mAP50  mAP50-95): 100% 2/2 [00:01<00:00,
             all         35         70      0.499          1      0.615      0.599      0.499          1      0.615      0.593

Epoch    GPU_mem   box_loss   seg_loss   cls_loss   dfl_loss  Instances       Size
54/55      15.4G     0.3351     0.1709     0.8625     0.9162         59        640: 100% 9/9 [00:14<00:00,  1.59s/it]
           Class     Images  Instances      Box(P          R      mAP50  mAP50-95)     Mask(P          R      mAP50  mAP50-95): 100% 2/2 [00:01<00:00,
             all         35         70      0.499          1      0.598      0.582      0.499          1      0.598      0.571

Epoch    GPU_mem   box_loss   seg_loss   cls_loss   dfl_loss  Instances       Size
55/55      15.4G     0.2982     0.1528     0.8564     0.9024         56        640: 100% 9/9 [00:14<00:00,  1.60s/it]
           Class     Images  Instances      Box(P          R      mAP50  mAP50-95)     Mask(P          R      mAP50  mAP50-95): 100% 2/2 [00:02<00:00,
             all         35         70      0.499          1      0.587      0.571      0.499          1      0.587      0.565
```

Figura 45. Resultados del entrenamiento con 55 épocas

- ***Precisión de las épocas***

A lo largo del análisis de precisión en múltiples épocas de entrenamiento, se observa un patrón ascendente tanto en la precisión del conjunto de entrenamiento como en el de validación. Esto sugiere que el modelo ha capturado eficazmente los patrones inherentes a los datos, indicando un proceso de aprendizaje efectivo.

La convergencia simultánea de ambas métricas sugiere un equilibrio robusto en el proceso de aprendizaje, lo que respalda la capacidad del modelo para generalizar eficazmente a nuevos datos. Sin embargo, al analizar los resultados mostrados en la Figura 46, se evidencia una discrepancia notable, ya que la precisión en el conjunto de validación presenta puntos que se desvían de la línea de aprendizaje.

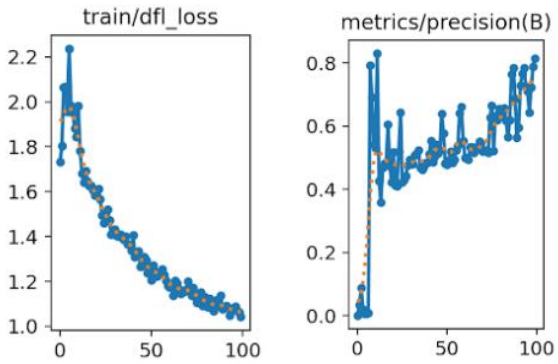


Figura 46. Precisión del modelo con 100 épocas

Esta discrepancia genera dudas sobre la confiabilidad de los resultados, subrayando la necesidad de una evaluación más minuciosa. Por otro lado, Figura 47 presenta resultados preliminares prometedores, confirmando la validez y el progreso positivo del modelo durante el entrenamiento. Cabe destacar que, aunque se podría aumentar

el número de épocas de entrenamiento, los cambios en las métricas ya no serían tan significativos ni representativos en términos de mejora.

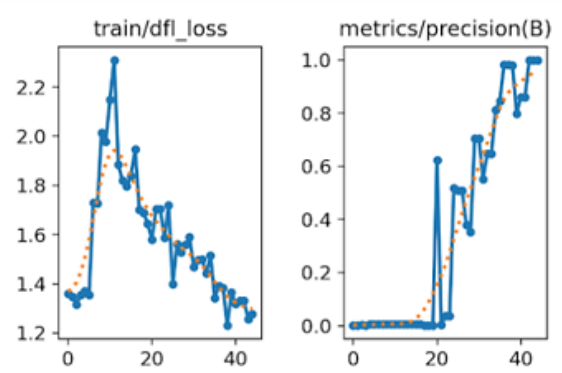


Figura 47. Precisión del modelo con 45 épocas

- ***Tabla de resultados de los entrenamientos***

En el sistema desarrollado, se llevaron a cabo múltiples entrenamientos con el fin de comparar los resultados. La Tabla 23 muestran los valores obtenidos de estos entrenamientos con sus mejores resultados, incluyendo los parámetros de Épocas, Precisión (P), Recall (R), mAP50 (media de precisión promedio con IoU 0.5) y mAP50-95 (media de precisión promedio entre IoU 0.5 y 0.95).

Cada entrenamiento varía entre 45 y 55 épocas, debido a la cantidad de muestras en cada subcategoría. Este ajuste permite obtener mejores resultados en los entrenamientos.

Tabla 23. Tabla de resultados de entrenamientos

Clases	**Imágenes**	**Imágenes Val.**	**Épocas**	**P**	**R**	**mAP50**	**mAP50-95**
Mesioangular	174	43	45	0.999	1	0.995	0.936
Vertical	163	40	45	0.999	1	0.996	0.978
Distoangular	116	29	55	0.999	1	0.996	0.988
horizontal	123	30	55	0.999	1	0.996	0.988
invertido	78	19	55	0.999	1	0.996	0.923
Fase 1 clase A	164	41	45	0.999	1	0.996	0.988
Fase 1 clase B	140	35	45	0.999	1	0.996	0.978
Fase 1 clase C	135	33	55	0.998	0.99	0.994	0.923
Fase 2 clase A	148	37	45	0.999	1	0.996	0.988
Fase 2 clase B	138	34	55	0.998	0.99	0.994	0.988
Fase 2 clase C	156	39	55	0.998	0.99	0.994	0.978
Fase 3 clase C	68	17	55	0.999	1	0.996	0.923

b. Procesamiento de Imágenes

Se presenta el procesamiento de imágenes de las radiografías, el cual es un paso crucial para preparar los datos antes de ser analizados por la red neuronal previamente entrenada. El proceso comienza con la conversión de las imágenes a escala de grises, lo que reduce la complejidad computacional al simplificar la información de color en un solo canal.

- ***Bibliotecas requeridas para el desarrollo de la etapa descrita***

En esta etapa se presentan las bibliotecas utilizadas para el procesamiento de imágenes.

```
import cv2
```

- ***Lectura de la imagen***

La imagen se lee en formato digital, como se muestra en la Figura 48. Esta etapa convierte la imagen en una matriz numérica. En el caso de una imagen radiográfica en blanco y negro, cada píxel se representa típicamente por 8 bits, lo que permite 256 niveles de intensidad de gris.

```
imagen = cv2.imread('radiografia.jpg')
```



Figura 48. Imagen radiográfica original

En la Figura 49, muestra el histograma con las cantidades de blancos como de grises de la imagen original.

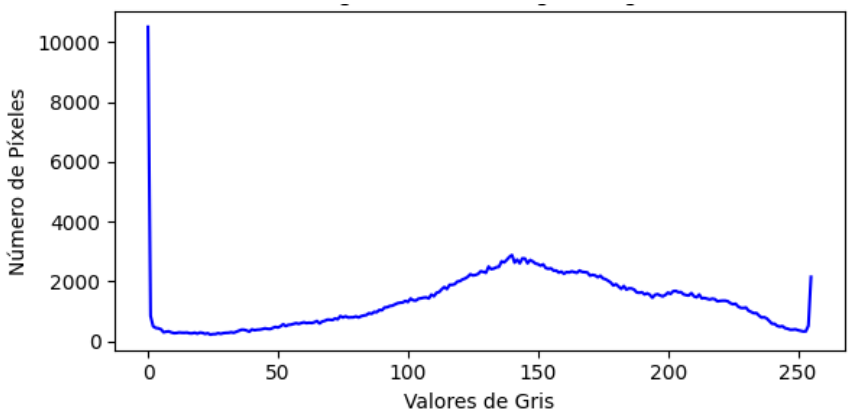


Figura 49. Histograma de la imagen original

- ***Escala de Grises***

Convertir una radiografía a escala de grises implica procesar la imagen para asegurar que cada píxel se represente por un solo valor de intensidad, generalmente de 8 bits, como se muestra en la Figura 50. Este cambio se realiza para evitar la saturación de blancos y grises, y para estandarizar las imágenes en un formato general, optimizando así su análisis y procesamiento posterior.

```
imagen_gris = cv2.imread(imagen, cv2. IMREAD_GRAYSCALE)
```



Figura 50. Imagen a escala de grises

La Figura 51, muestran el cambio de la imagen evitando la saturación tanto de blancos como de grises.

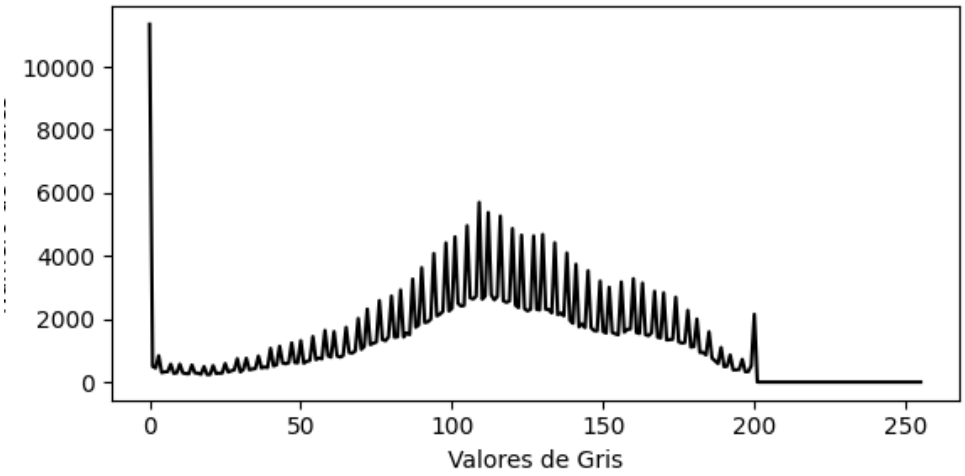


Figura 51. Histograma de imagen a escala de grises

c. Autentificación de Usuarios

Para la autenticación del usuario, se utilizó Firebase. El objetivo es permitir el acceso al sistema mediante un inicio de sesión con correo y contraseña.

- ***Bibliotecas requeridas para el desarrollo de la etapa descrita***

En esta etapa se muestra las librerías que se utilizaron para desarrollar el login.

```
import pyrebase
import tkinter
import customtkinter
import subprocess
```

- ***Creación de Login***

En la Figura 52 se puede observar la creación de la base de autenticación en Firebase. A continuación, Firebase proporciona las credenciales necesarias para enlazar y subir datos desde Python, como se ilustra en la Figura 53.

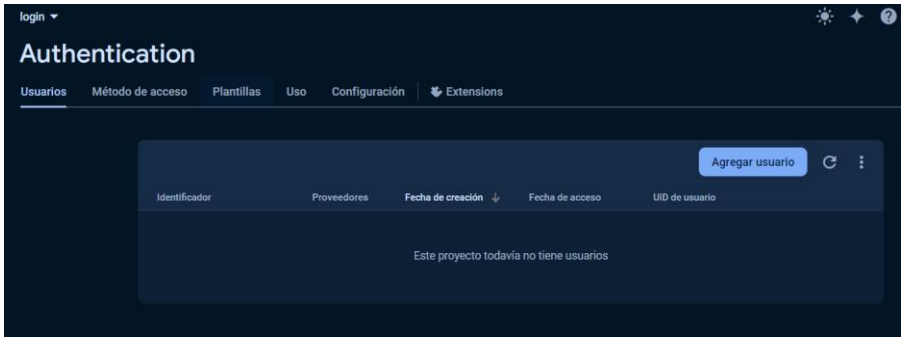


Figura 52. Base de autentificación en fire base

```
firebaseConfig = {
    'apiKey': "AIzaSyCXapt1eKR8nBKMhTetpn_h8Rxfm2DXRFM",
    'authDomain': "login-6d76e.firebaseapp.com",
    'databaseURL':"https://login-6d76e-default-rtdb.firebaseio.com/",
    'projectId': "login-6d76e",
    'storageBucket': "login-6d76e.appspot.com",
    'messagingSenderId': "952264809251",
    'appId': "1:952264809251:web:a5344620ebd6b2781f4a96",
    'measurementId': "G-GM6C52K8GF"
}
```

Figura 53. Credenciales de Base autentificador

d. Interfaz de ingreso al sistema

Se ha creado una interfaz para la introducción de usuario y contraseña. Esto permitirá verificar el usuario y en caso de no contar con una cuenta, el usuario pueda registrarse para poder ingresar con sus propias credenciales, como se ilustra en la Figura 54. Una vez iniciada la sesión, el programa mostrará una ventana con opciones para registrar nuevos pacientes.



Figura 54. Interfaz Gráfica

La interfaz se diseñó con un enfoque en la seguridad de la información durante el desarrollo del sistema de inicio de sesión. Firebase realiza una verificación en tiempo real para garantizar que los datos proporcionados coincidan con los registros almacenados. Si la autenticación es exitosa, el usuario obtiene acceso al sistema; de lo contrario, se le notifica que las credenciales son incorrectas.

Cada una de las partes del interfaz del programa se encuentran descritas en el Anexo G.

3.1.7 Pruebas de Funcionamiento

- ***Registro de usuario***

La interfaz de inicio de sesión permite que los profesionales ingresen con su correo electrónico y contraseña respectivos. En caso de no contar con una cuenta, pueden seleccionar la opción de registrarse para añadir un nuevo usuario a la base de datos. Al completar el registro, se mostrará un mensaje confirmando que el usuario se ha registrado correctamente, como se muestra en la Figura 55.



Figura 55. Registro de usuario

El registro se reflejará en la base de datos, como se muestra en la Figura 56, junto a los demás profesionales que ya están registrados en el sistema.



Figura 56. Usuarios registrados

Una vez que se han ingresado las credenciales del profesional, se podrá iniciar sesión y acceder al sistema para realizar las evaluaciones correspondientes o revisar los registros de pacientes.



Figura 57. Panel menú

En este caso, se accede a "Nuevo Paciente" para realizar pruebas del funcionamiento del sistema. En la interfaz se encontrarán varios parámetros para llenar con los datos del paciente antes de la evaluación, con el fin de tener un registro detallado. Como se muestra en la Figura 58.

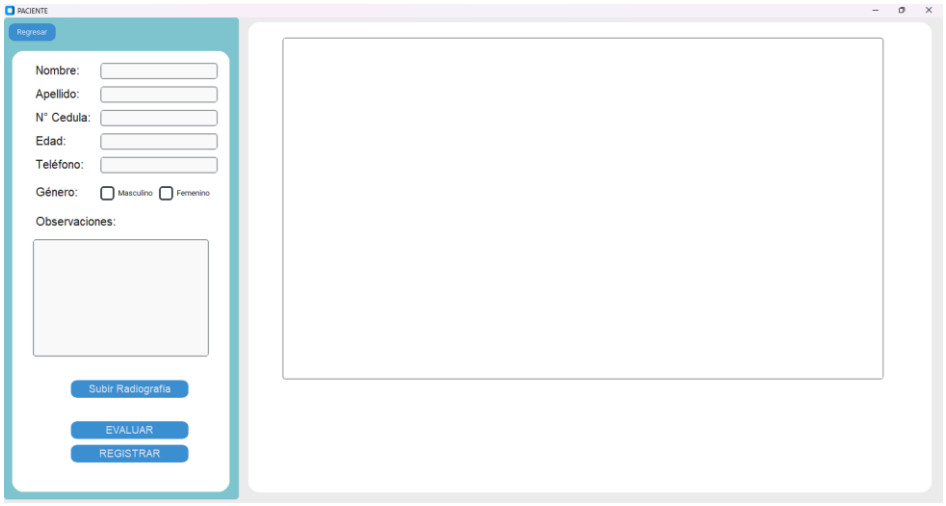


Figura 58. Interfaz de Nuevo Paciente

Para evaluar la eficiencia del sistema de detección de terceros molares, se realizaron pruebas exhaustivas en tres casos clínicos externos de la base de datos de entrenamiento como de la de validación.

Es importante recalcar que la comprobación del sistema se llevó a cabo junto con un profesional odontólogo. El profesional en el área de Odontología mencionó que, en una radiografía panorámica dental, al evaluar con la clasificación de Winter, se pueden presentar un máximo de cuatro resultados, ya que existen solo dos molares superiores y dos inferiores.

En el caso del clasificador de Pell y Gregory, se pueden presentar un máximo de dos resultados, porque se basa exclusivamente en los molares inferiores. Por lo tanto, el total máximo de resultados es seis, este valor puede varias por la pérdida de piezas dentales por distintas circunstancias o posicionamiento de los Molares.

a. Prueba 1

- ***Activación de proceso***

1. Paciente Número uno: El registro se observa en la Figura 59.

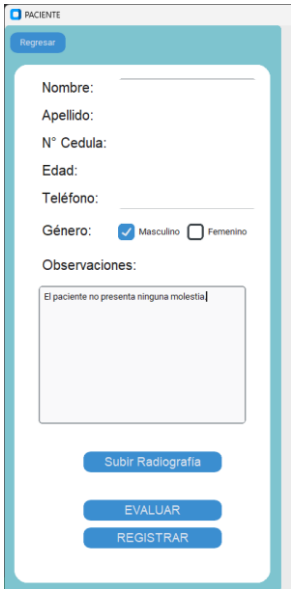


Figura 59. Registro del paciente

2. Evaluación de Radiografía Panorámica Dental: A continuación, en la Figura 60, Figura 61.

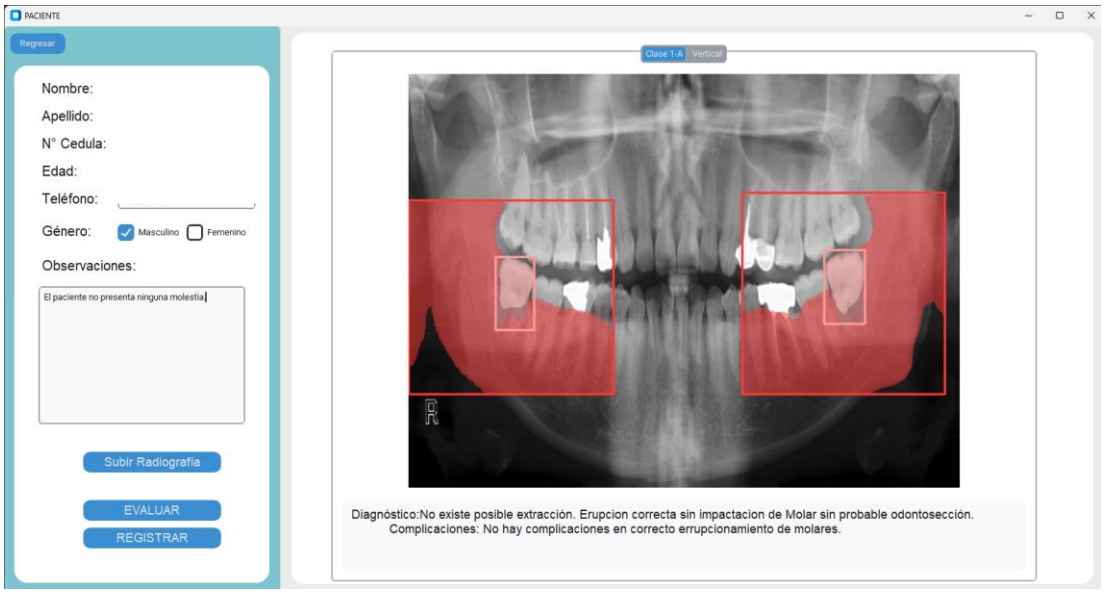


Figura 60. Molar Clase 1-A detectado

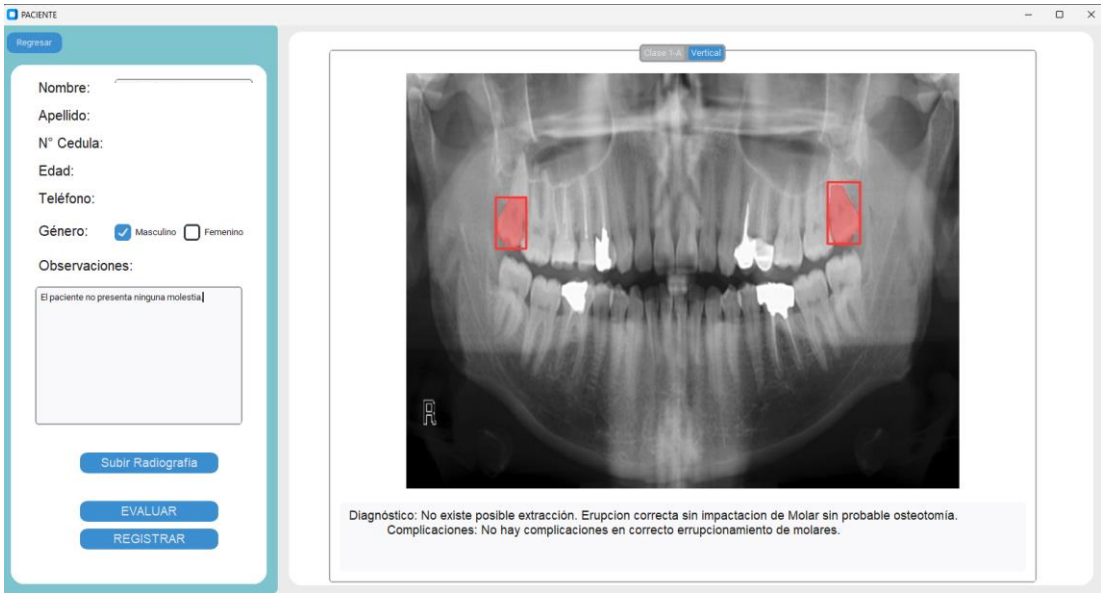


Figura 61. Molar Vertical detectado

3. Registro de Evaluación en la Base de datos. Se observa en la Figura 62, Figura 63.

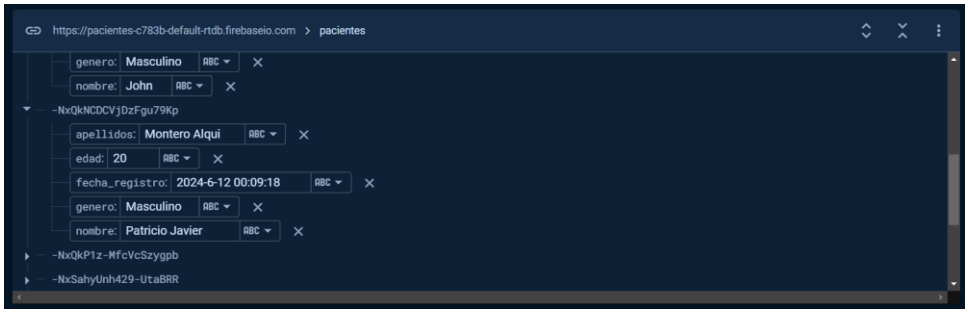


Figura 62. Datos del paciente



Figura 63. Imágenes de evaluación del paciente

b. Prueba 2

- ***Activación de proceso***

1. Paciente Número dos: El registro se observa en la Figura 64.

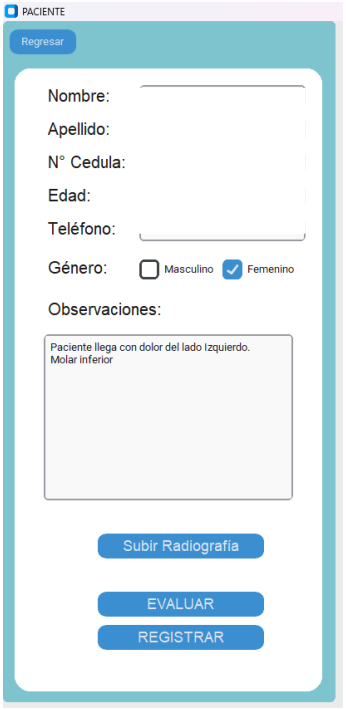


Figura 64. Registro del paciente

2. Evaluación de Radiografía Panorámica Dental: A continuación, en la Figura 65, Figura 66, Figura 67, Figura 68.

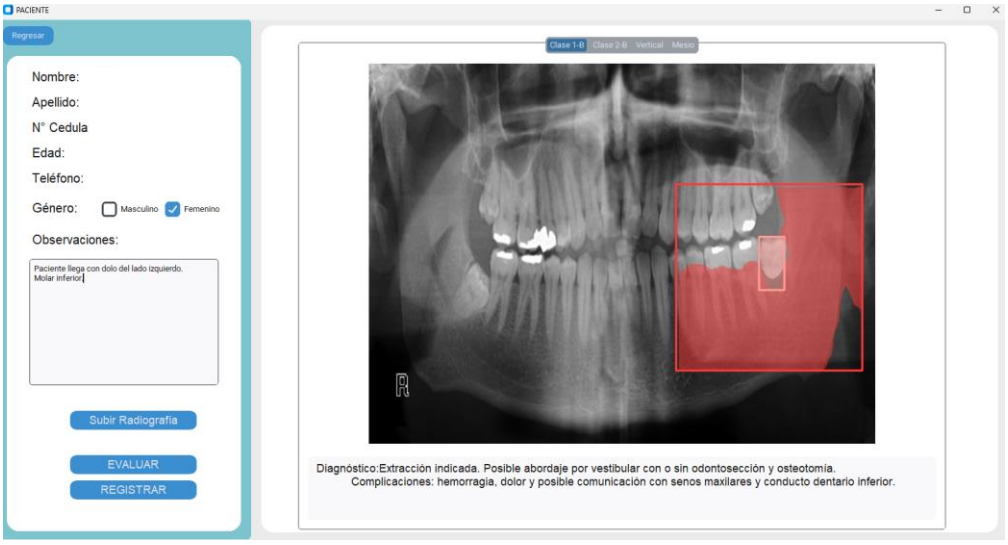


Figura 65. Molar Clase 1-B detectado

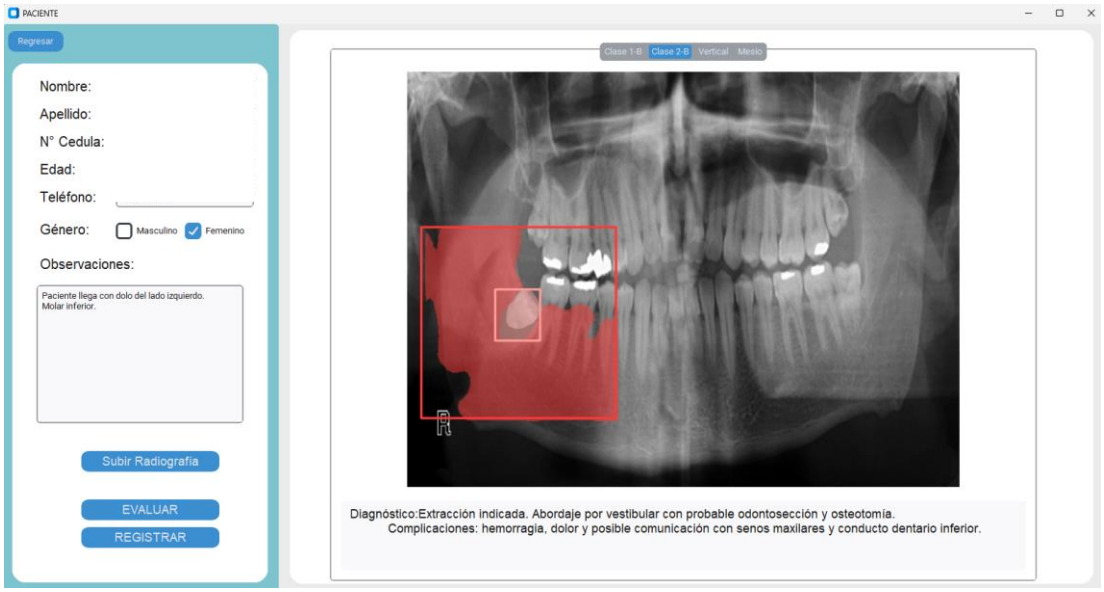


Figura 66. Molar Clase 2-B detectado

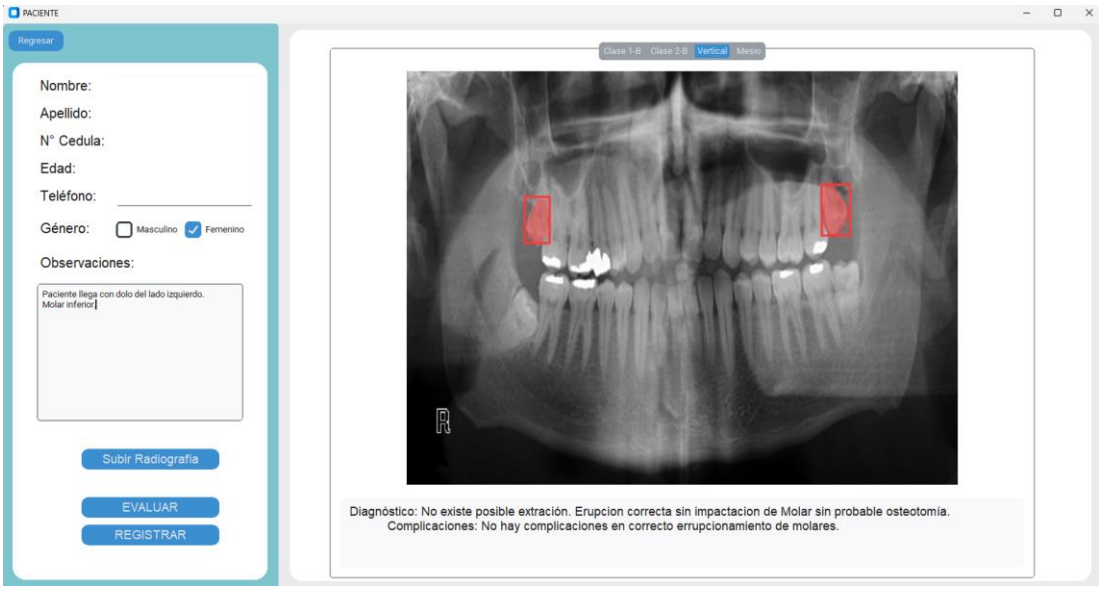


Figura 67. Molar vertical detectado

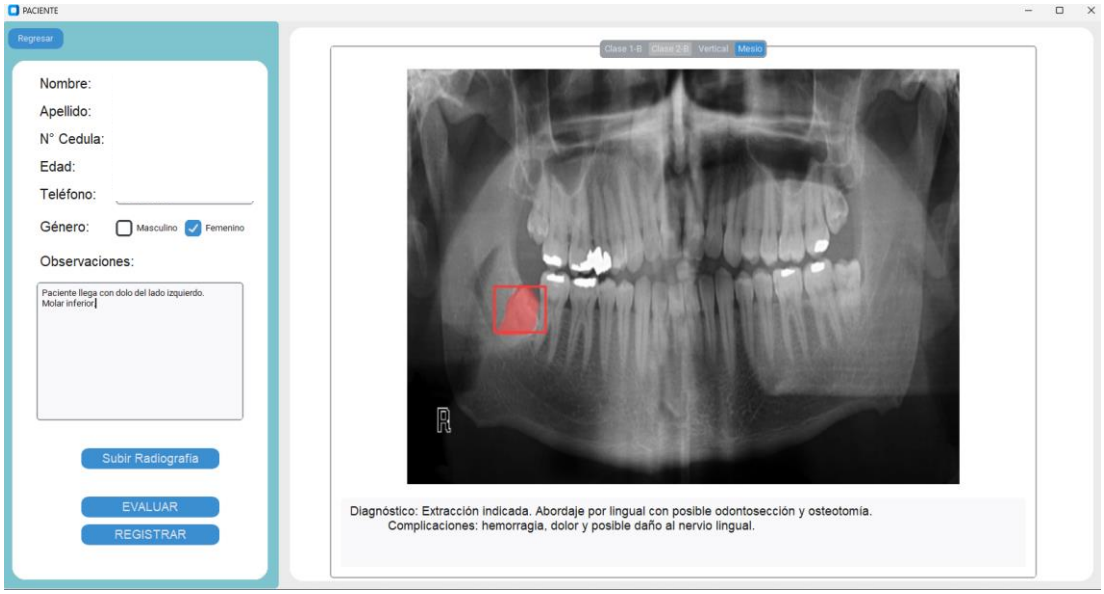


Figura 68. Molar mesioAngular detectad

3. Registro de Evaluación en la Base de datos. Se observa en la Figura 69, Figura 70.

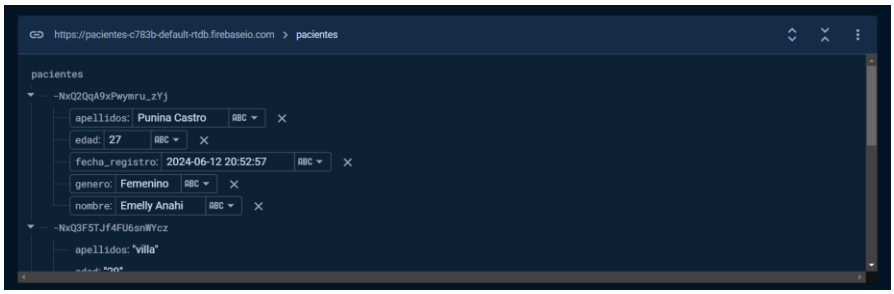


Figura 69. Datos del paciente

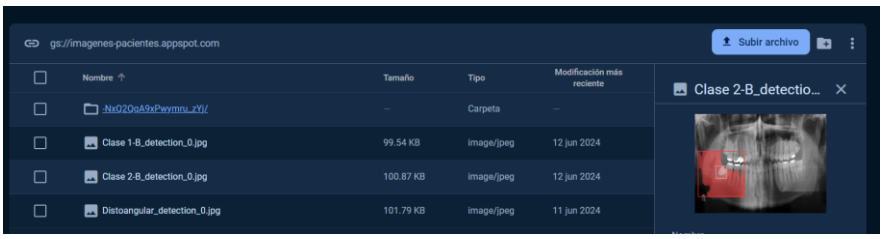


Figura 70. Imágenes de evaluación del paciente

c. Prueba 3

- ***Activación de proceso***

1. Paciente Número tres. El registro se observa en la Figura 71.

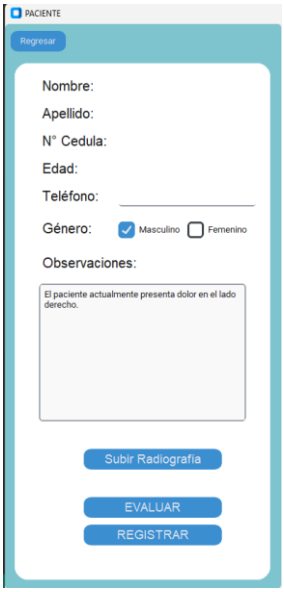


Figura 71. Registro del paciente

2. Evaluación de Radiografía Panorámica Dental: A continuación, en la Figura 72, Figura 73, Figura 74.

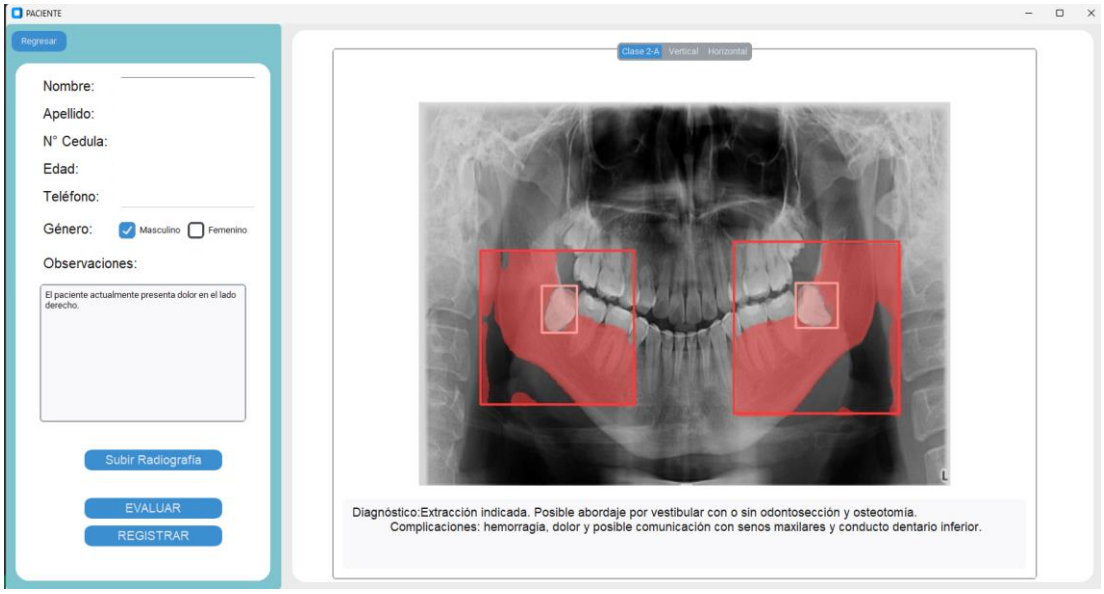


Figura 72. Molar Clase 2-A detectado

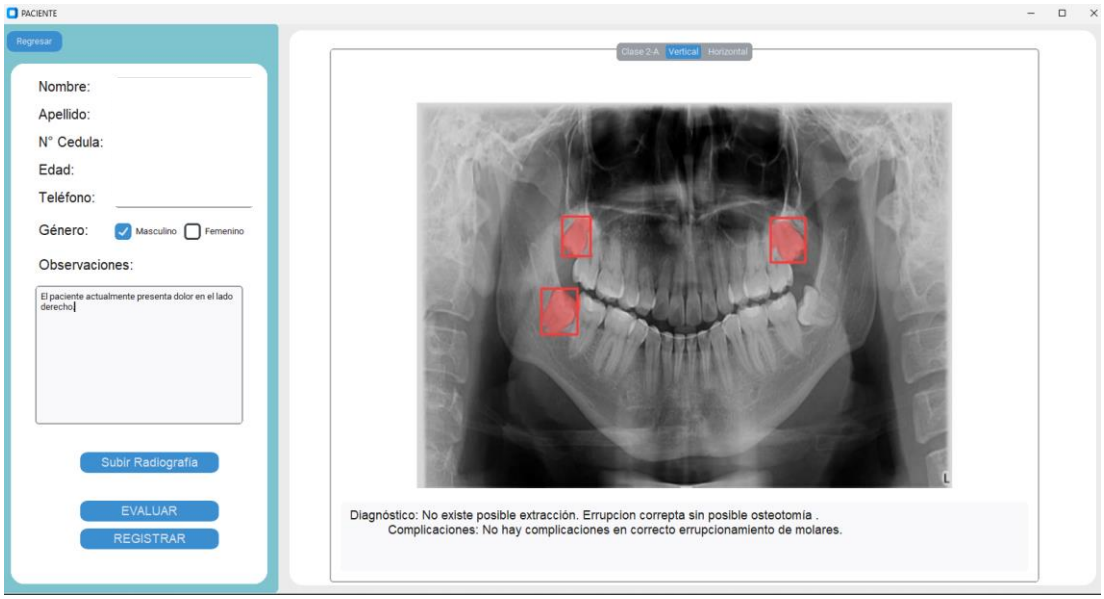


Figura 73. Molar vertical detectado

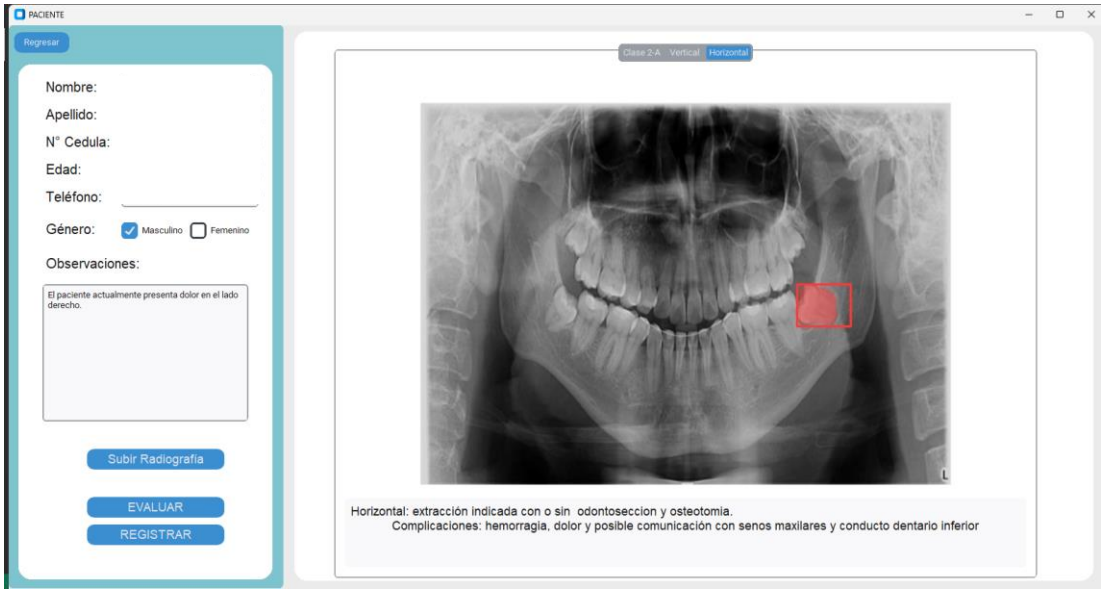


Figura 74. Molar Horizontal detectado

3. Registro de Evaluación en la Base de datos. Se observa en la Figura 75, Figura 76.

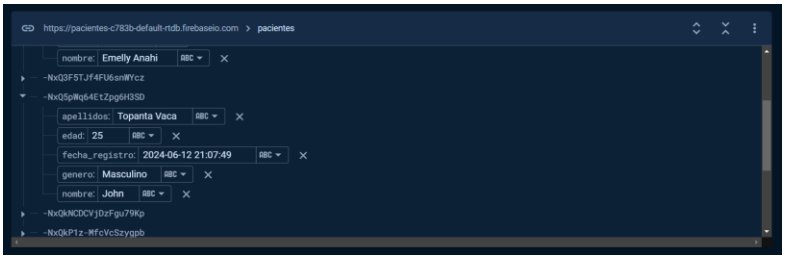


Figura 75. Datos del paciente

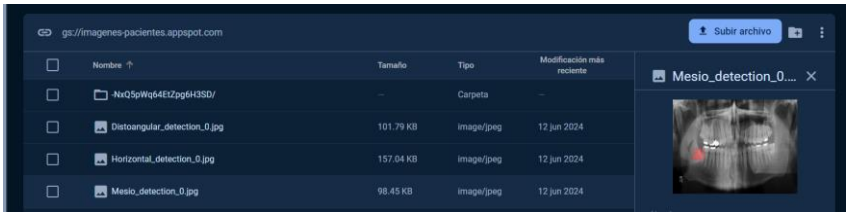


Figura 76. Imágenes de evaluación del paciente

3.2 Validación de resultados

En esta sección se llevaron a cabo pruebas de funcionamiento del sistema, compuesto por doce modelos de Inteligencia Artificial previamente entrenadas para la detección de casos de molares según las clasificaciones de Pell-Gregory y Winter. Se apartaron 592 imágenes con el fin de realizar estas pruebas de funcionamiento del sistema, utilizando casos clínicos de molares independientes de las bases de datos empleadas durante el entrenamiento. Cada una de las pruebas se realizaron con un porcentaje similar de imágenes para tener un número de pruebas de valores iguales. Al evaluar el sistema desarrollado, se emplearon las siguientes definiciones para medir la exactitud y la efectividad de las predicciones:

- ***Verdaderos positivos (VP):*** Son los casos en los que el sistema identifica correctamente una condición como positiva y esta predicción es precisa.

- ***Falsos positivos (FP):*** Representan los casos en los que el sistema incorrectamente identifica una condición como positiva, cuando en realidad es negativa.

- ***Verdaderos negativos (VN):*** Corresponden a los casos en los que el sistema identifica correctamente una condición como negativa y esta predicción es acertada.

- ***Falsos negativos (FN):*** Son los casos en los que el sistema incorrectamente identifica una condición como negativa, cuando en realidad es positiva.

Estas métricas permitieron una evaluación detallada y precisa del desempeño del sistema, facilitando ajustes y mejoras basadas en los resultados obtenidos [49].

3.2.1 Matriz de confusión de Winter: Mesioangular

Se elaboró una matriz de confusión para el caso MesioAngular mediante el análisis de los resultados de 50 casos clínicos, lo cual se presenta de manera resumida en la siguiente Tabla 24 .

Tabla 24. Matriz de confusión Mesioangular

Predicción	**Valor positivo**	**Valor negativo**
Predicción Positiva	38(VP)	2(FN)
Predicción Negativa	2(FP)	8(VN)

- ***Interpretación de resultados.***

Los datos se obtuvieron a partir de pruebas de rendimiento utilizando radiografías panorámicas de pacientes externos a la base de datos.

Verdaderos positivos: 38

El sistema detectó con precisión 38 molares que exhiben características de un molar Mesioangular.

Verdaderos negativos: 8

Se registró que el sistema descartó 8 molares de tipo vertical, entre otros y ausencia del molar tipo mesioangular en la radiografía panorámica.

Falsos positivos: 2

En 2 ciertos casos, el sistema no identificó correctamente el tercer molar, lo que sugiere una incapacidad para detectar una condición que realmente estaba presente.

Falsos negativos: 2

El sistema logró descartar 2 casos en los que no se observan características de un molar Mesioangular.

3.2.2 Matriz de confusión de Winter: Vertical

Se elaboró una matriz de confusión para el caso Horizontal mediante el análisis de los resultados de 50 casos clínicos, lo cual se presenta de manera resumida en la siguiente.

Tabla 25. Matriz de confusión Vertical

Predicción	**Valor positivo**	**Valor negativo**
Predicción Positiva	40(VP)	1(FN)
Predicción Negativa	1(FP)	8(VN)

- ***Interpretación de resultados.***

Los datos se obtuvieron a partir de pruebas de rendimiento utilizando radiografías panorámicas de pacientes externos a la base de datos.

Verdaderos positivos: 40

El sistema detectó con precisión 40 molares que exhiben características de un molar tipo Vertical.

Verdaderos negativos: 8

Se registró que el sistema descartó 8 molares de tipo mesioangular, entre otros y ausencia del molar tipo vertical en la radiografía panorámica.

Falsos positivos: 1

En 1 cierto caso, el sistema no identificó correctamente el tercer molar, lo que sugiere una incapacidad para detectar una condición que realmente estaba presente.

Falsos negativos: 1

El sistema logró descartar 1 caso en el que no se observan características de un molar Vertical.

3.2.3 Matriz de confusión de Winter: Distoangular

Se elaboró una matriz de confusión para el caso Distoangular mediante el análisis de los resultados de 48 casos clínicos, lo cual se presenta de manera resumida en la siguiente.

Tabla 26. Matriz de confusión Distoangular

Predicción	**Valor positivo**	**Valor negativo**
Predicción Positiva	26(VP)	5(FN)
Predicción Negativa	2(FP)	15(VN)

- ***Interpretación de resultados.***

Los datos se obtuvieron a partir de pruebas de rendimiento utilizando radiografías panorámicas de pacientes externos a la base de datos.

Verdaderos positivos: 26

El sistema detectó con precisión 26 molares que exhiben características de un molar tipo Distoangular.

Verdaderos negativos: 15

Se registró que el sistema descartó 15 molares de tipo horizontal, entre otros y ausencia del molar tipo distoangular en la radiografía panorámica.

Falsos positivos: 2

En 2 ciertos casos, el sistema no identificó correctamente el tercer molar, lo que sugiere una incapacidad para detectar una condición que realmente estaba presente.

Falsos negativos: 2

El sistema logró descartar 2 casos en los que no se observaban características de un molar distoangular.

3.2.4 Matriz de confusión de Winter: Horizontal

Se elaboró una matriz de confusión para el caso Vertical mediante el análisis de los resultados de 50 casos clínicos, lo cual se presenta de manera resumida en la siguiente.

Tabla 27. Matriz de confusión Horizontal

Predicción	**Valor positivo**	**Valor negativo**
Predicción Positiva	38(VP)	2(FN)
Predicción Negativa	2(FP)	8(VN)

- ***Interpretación de resultados.***

Los datos se obtuvieron a partir de pruebas de rendimiento utilizando radiografías panorámicas de pacientes externos a la base de datos.

Verdaderos positivos: 38

El sistema detectó con precisión 38 molares que exhibían características de un molar tipo horizontal.

Verdaderos negativos: 8

Se registró que el sistema descartó 8 molares de tipo distoangular, entre otros y ausencia del molar tipo horizontal en la radiografía panorámica.

Falsos positivos: 2

En 2 ciertos casos, el sistema no identificó correctamente el tercer molar, lo que sugiere una incapacidad para detectar una condición que realmente estaba presente.

Falsos negativos: 2

El sistema logró descartar 2 casos en los que no se observan características de un molar horizontal.

3.2.5 Matriz de confusión de Winter: Invertido

Se elaboró una matriz de confusión para el caso Invertido mediante el análisis de los resultados de 50 casos clínicos, lo cual se presenta de manera resumida en la siguiente.

Tabla 28. Matriz de confusión Invertido

Predicción	**Valor positivo**	**Valor negativo**
Predicción Positiva	8(VP)	3(FN)
Predicción Negativa	1(FP)	38(VN)

- ***Interpretación de resultados.***

Los datos se obtuvieron a partir de pruebas de rendimiento utilizando radiografías panorámicas de pacientes externos a la base de datos.

Verdaderos positivos: 8

El sistema detectó con precisión 40 molares que exhiben características de un molar tipo Invertido.

Verdaderos negativos: 38

Se registró que el sistema descartó 8 molares de tipo vertical, entre otros y ausencia del molar tipo invertido en la radiografía panorámica.

Falsos positivos: 1

En 1 caso, el sistema no identificó correctamente el tercer molar, lo que sugiere una incapacidad para detectar una condición que realmente estaba presente.

Falsos negativos: 3

El sistema logró descartar 2 casos en los que no se observan características de un molar invertido.

3.2.6 Matriz de confusión de Pell y Gregory: Fase 1 Clase A

Se elaboró una matriz de confusión para el caso Fase 1 Clase A mediante el análisis de los resultados de 50 casos clínicos, lo cual se presenta de manera resumida en la siguiente.

Tabla 29. Matriz de confusión Fase 1 Clase A

Predicción	**Valor positivo**	**Valor negativo**
Predicción Positiva	36(VP)	1(FN)
Predicción Negativa	1(FP)	12(VN)

- ***Interpretación de resultados.***

Los datos se obtuvieron a partir de pruebas de rendimiento utilizando radiografías panorámicas de pacientes externos a la base de datos.

Verdaderos positivos: 36

El sistema detectó con precisión 36 molares que exhiben características de un molar Fase 1 clase A.

Verdaderos negativos: 12

Se registró que el sistema descartó 12 molares de Fase 2 Clase A, entre otros y ausencia del molar Fase 1 Clase A en la radiografía panorámica.

Falsos positivos: 1

En 1 caso, el sistema no identificó correctamente el tercer molar, lo que sugiere una incapacidad para detectar una condición que realmente estaba presente.

Falsos negativos: 1

El sistema logró descartar 1 caso en el que no se observan características de un molar Fase 1 Clase A.

3.2.7 Matriz de confusión de Pell y Gregory: Fase 1 Clase B

Se elaboró una matriz de confusión para el caso Fase 1 Clase B mediante el análisis de los resultados de 50 casos clínicos, lo cual se presenta de manera resumida en la siguiente.

Tabla 30. Matriz de confusión Fase 1 Clase B

Predicción	**Valor positivo**	**Valor negativo**
Predicción Positiva	38(VP)	1(FN)
Predicción Negativa	1(FP)	10(VN)

- ***Interpretación de resultados.***

Los datos se obtuvieron a partir de pruebas de rendimiento utilizando radiografías panorámicas de pacientes externos a la base de datos.

Verdaderos positivos: 38

El sistema detectó con precisión 38 molares que exhiben características de un molar Fase 1 clase B.

Verdaderos negativos: 10

Se registró que el sistema descartó 10 molares de Fase 2 Clase B, entre otros y ausencia del molar Fase 1 Clase B en la radiografía panorámica.

Falsos positivos: 1

En 1 caso, el sistema no identificó correctamente el tercer molar, lo que sugiere una incapacidad para detectar una condición que realmente estaba presente.

Falsos negativos: 1

El sistema logró descartar 1 caso en el que no se observan características de un molar Fase 1 Clase B.

3.2.8 Matriz de confusión de Pell y Gregory: Fase 1 Clase C

Se elaboró una matriz de confusión para el caso Fase 1 Clase C mediante el análisis de los resultados de 48 casos clínicos, lo cual se presenta de manera resumida en la siguiente.

Tabla 31. Matriz de confusión Fase 1 Clase C

Predicción	**Valor positivo**	**Valor negativo**
Predicción Positiva	11(VP)	2(FN)
Predicción Negativa	2(FP)	33(VN)

- ***Interpretación de resultados.***

Los datos se obtuvieron a partir de pruebas de rendimiento utilizando radiografías panorámicas de pacientes externos a la base de datos.

Verdaderos positivos: 11

El sistema detectó con precisión 1 molares que exhiben características de un molar Fase 1 clase C.

Verdaderos negativos: 33

Se registró que el sistema descartó 33 molares de Fase 2 Clase C, entre otros y ausencia del molar Fase 1 Clase C en la radiografía panorámica.

Falsos positivos: 2

En 2 casos, el sistema no identificó correctamente el tercer molar, lo que sugiere una incapacidad para detectar una condición que realmente estaba presente.

Falsos negativos: 2

El sistema logró descartar 2 casos en los que no se observan características de un molar Fase 1 Clase C.

3.2.9 Matriz de confusión de Pell y Gregory: Fase 2 Clase A

Se elaboró una matriz de confusión para el caso Fase 2 Clase A mediante el análisis de los resultados de 50 casos clínicos, lo cual se presenta de manera resumida en la siguiente.

Tabla 32. Matriz de confusión Fase 2 Clase A

Predicción	**Valor positivo**	**Valor negativo**
Predicción Positiva	22(VP)	1(FN)
Predicción Negativa	1(FP)	26(VN)

- ***Interpretación de resultados.***

Los datos se obtuvieron a partir de pruebas de rendimiento utilizando radiografías panorámicas de pacientes externos a la base de datos.

Verdaderos positivos: 22

El sistema detectó con precisión 2 molares que exhiben características de un molar Fase 2 clase A.

Verdaderos negativos: 26

Se registró que el sistema descartó 10 molares de Fase 1 Clase A, entre otros y ausencia del molar Fase 2 Clase A en la radiografía panorámica.

Falsos positivos: 1

En 1 caso, el sistema no identificó correctamente el tercer molar, lo que sugiere una incapacidad para detectar una condición que realmente estaba presente.

Falsos negativos: 1

El sistema logró descartar 1 caso en el que no se observan características de un molar Fase 2 Clase A.

3.2.10 Matriz de confusión de Pell y Gregory: Fase 2 Clase B

Se elaboró una matriz de confusión para el caso Fase 2 Clase B mediante el análisis de los resultados de 48 casos clínicos, lo cual se presenta de manera resumida en la siguiente.

Tabla 33. Matriz de confusión Fase 2 Clase B

Predicción	**Valor positivo**	**Valor negativo**
Predicción Positiva	14(VP)	2(FN)
Predicción Negativa	1(FP)	31(VN)

- ***Interpretación de resultados.***

Los datos se obtuvieron a partir de pruebas de rendimiento utilizando radiografías panorámicas de pacientes externos a la base de datos.

Verdaderos positivos: 14

El sistema detectó con precisión 14 molares que exhiben características de un molar Fase 2 clase B.

Verdaderos negativos: 31

Se registró que el sistema descartó 31 molares de Fase 1 Clase B, entre otros y ausencia del molar Fase 2 Clase B en la radiografía panorámica.

Falsos positivos: 1

En 1 caso, el sistema no identificó correctamente el tercer molar, lo que sugiere una incapacidad para detectar una condición que realmente estaba presente.

Falsos negativos: 2

El sistema logró descartar 2 casos en los que no se observan características de un molar Fase 2 Clase B.

3.2.11 Matriz de confusión de Pell y Gregory: Fase 2 Clase C

Se elaboró una matriz de confusión para el caso Fase 2 Clase C mediante el análisis de los resultados de 50 casos clínicos, lo cual se presenta de manera resumida en la siguiente.

Tabla 34. Matriz de confusión Fase 2 Clase C

Predicción	**Valor positivo**	**Valor negativo**
Predicción Positiva	23(VP)	4(FN)
Predicción Negativa	2(FP)	21(VN)

- ***Interpretación de resultados.***

Los datos se obtuvieron a partir de pruebas de rendimiento utilizando radiografías panorámicas de pacientes externos a la base de datos.

Verdaderos positivos: 23

El sistema detectó con precisión 3 molares que exhiben características de un molar Fase 2 clase C.

Verdaderos negativos: 21

Se registró que el sistema descartó 33 molares de Fase 1 Clase C, entre otros y ausencia del molar Fase 2 Clase C en la radiografía panorámica.

Falsos positivos: 2

En 2 casos, el sistema no identificó correctamente el tercer molar, lo que sugiere una incapacidad para detectar una condición que realmente estaba presente.

Falsos negativos: 4

El sistema logró descartar 4 casos en los que no se observan características de un molar Fase 2 Clase C.

3.2.12 Matriz de confusión de Pell y Gregory: Fase 3 Clase C

Se elaboró una matriz de confusión para el caso Fase 3 Clase C mediante el análisis de los resultados de 48 casos clínicos, lo cual se presenta de manera resumida en la siguiente.

Tabla 35. Matriz de confusión Fase 3 Clase C

Predicción	**Valor positivo**	**Valor negativo**
Predicción Positiva	7(VP)	1(FN)
Predicción Negativa	1(FP)	39(VN)

- ***Interpretación de resultados.***

Los datos se obtuvieron a partir de pruebas de rendimiento utilizando radiografías panorámicas de pacientes externos a la base de datos.

Verdaderos positivos: 7

El sistema detectó con precisión 7 molares que exhiben características de un molar Fase 3 clase C.

Verdaderos negativos: 39

Se registró que el sistema descartó 39 molares de Fase 2 Clase C, entre otros y ausencia del molar Fase 3 Clase C en la radiografía panorámica.

Falsos positivos: 1

En 1 caso, el sistema no identificó correctamente el tercer molar, lo que sugiere una incapacidad para detectar una condición que realmente estaba presente.

Falsos negativos: 1

El sistema logró descartar 1 caso en el que no se observan características de un molar Fase 3 Clase C.

3.2.13 Validación de resultados

Estos parámetros son esenciales para evaluar y comparar modelos de clasificación, proporcionando un mejor rendimiento en términos de precisión, capacidad para detectar casos positivos y globalmente en la exactitud de todas las predicciones realizadas [49].

- ***Precisión:*** La precisión mide la proporción de predicciones positivas correctas (VP) respecto al total de predicciones positivas realizadas por el modelo (VP + FP). Es decir, indica qué tan correctas son las predicciones positivas del modelo.

- ***Sensibilidad (Recall):*** La sensibilidad, también conocida como recall o exhaustividad, mide la proporción de casos positivos que el modelo logra detectar correctamente (VP) respecto al total de casos positivos reales en los datos (VP + FN). Es decir, indica la capacidad del modelo para identificar correctamente los casos positivos.

- ***El F1-score:*** Es la media armónica de precisión y sensibilidad. Es una métrica que combina ambos valores en un solo número, proporcionando una medida equilibrada del rendimiento del modelo.

- ***Exactitud:*** La exactitud mide la proporción de predicciones correctas (tanto positivas como negativas) realizadas por el modelo respecto al total de muestras evaluadas.

a. Cálculos de Winter: MesioAngular

- ***Precisión***

$$\boldsymbol{Precisión} = \frac{\boldsymbol{VP}}{(\boldsymbol{VP+FP})} \quad \textbf{(2)}$$

$$Precisión = \frac{38}{(38 + 2)}$$

$$Precisión = 0.95$$

- ***Sensibilidad (Recall)***

$$\boldsymbol{Recall} = \frac{\boldsymbol{VP}}{(\boldsymbol{VP+FN})} \quad \textbf{(3)}$$

$$Recall = \frac{38}{(38+2)}$$

$$Recall = 0.95$$

- ***F1_score***

$$\boldsymbol{F1\_score} = \boldsymbol{2} * \left(\frac{\boldsymbol{Precisión * Recall}}{\boldsymbol{Precisión + Recall}}\right) \quad \textbf{(4)}$$

$$F1\_score = 2 * \left(\frac{0.95 * 0.95}{0.95 + 0.95}\right)$$

$$F1\_score = 0.95$$

- ***Exactitud***

$$\boldsymbol{Exactitud} = \left(\frac{\boldsymbol{VP + VN}}{\boldsymbol{VP + FP + VN + FN}}\right) \quad \textbf{(5)}$$

$$Exactitud = \left(\frac{38+8}{38+2+2+8}\right)$$

$$Exactitud = 0.92$$

b. Cálculos de Winter: Vertical

- ***Precisión***

$$\boldsymbol{Precisión} = \frac{\boldsymbol{VP}}{(\boldsymbol{VP+FP})}$$

$$Precisión = \frac{40}{(40+1)}$$

$$Precisión = 0.976$$

- ***Sensibilidad (Recall)***

$$\boldsymbol{Recall} = \frac{\boldsymbol{VP}}{(\boldsymbol{VP+FN})}$$

$$Recall = \frac{40}{(40+1)}$$

$$Recall = 0.976$$

- ***F1_score***

$$\boldsymbol{F1\_score = 2 * \left(\frac{Precisión * Recall}{Precisión + Recall}\right)}$$

$$F1\_score = 2 * \left(\frac{0.976 * 0.976}{0.976 + 0.976}\right)$$

$$F1\_score = 0.976$$

- ***Exactitud***

$$\boldsymbol{Exactitud = \left(\frac{VP + VN}{VP + FP + VN + FN}\right)}$$

$$Exactitud = \left(\frac{40 + 8}{40 + 1 + 1 + 8}\right)$$

$$Exactitud = 0.96$$

c. Cálculos de Winter: Distoangular

- ***Precisión***

$$\boldsymbol{Precisión = \frac{VP}{(VP + FP)}}$$

$$Precisión = \frac{26}{(26 + 2)}$$

$$Precisión = 0.929$$

- ***Sensibilidad (Recall)***

$$\boldsymbol{Recall = \frac{VP}{(VP + FN)}}$$

$$Recall = \frac{26}{(26 + 5)}$$

$$Recall = 0.839$$

- ***F1_score***

$$\boldsymbol{F1\_score = 2 * \left(\frac{Precisión * Recall}{Precisión + Recall}\right)}$$

$$F1\_score = 2 * \left(\frac{0.929 * 0.839}{0.929 + 0.839}\right)$$

$$F1\_score = 0.882$$

- ***Exactitud***

$$\boldsymbol{Exactitud} = \left(\frac{\boldsymbol{VP} + \boldsymbol{VN}}{\boldsymbol{VP} + \boldsymbol{FP} + \boldsymbol{VN} + \boldsymbol{FN}}\right)$$

$$Exactitud = \left(\frac{26 + 15}{26 + 2 + 2 + 15}\right)$$

$$Exactitud = 0.854$$

d. Cálculos de Winter: Horizontal

- ***Precisión***

$$\boldsymbol{Precisión} = \frac{\boldsymbol{VP}}{(\boldsymbol{VP}+\boldsymbol{FP})}$$

$$Precisión = \frac{38}{(38 + 2)}$$

$$Precisión = 0.95$$

- ***Sensibilidad (Recall)***

$$\boldsymbol{Recall} = \frac{\boldsymbol{VP}}{(\boldsymbol{VP}+\boldsymbol{FN})}$$

$$Recall = \frac{38}{(38 + 2)}$$

$$Recall = 0.95$$

- ***F1_score***

$$\boldsymbol{F1\_score} = \boldsymbol{2} * \left(\frac{\boldsymbol{Precisión} * \boldsymbol{Recall}}{\boldsymbol{Precisión} + \boldsymbol{Recall}}\right)$$

$$F1\_score = 2 * \left(\frac{0.95 * 0.95}{0.95 + 0.95}\right)$$

$$F1\_score = 0.95$$

- ***Exactitud***

$$\boldsymbol{Exactitud} = \left(\frac{\boldsymbol{VP} + \boldsymbol{VN}}{\boldsymbol{VP} + \boldsymbol{FP} + \boldsymbol{VN} + \boldsymbol{FN}}\right)$$

$$Exactitud = \left(\frac{38 + 8}{38 + 2 + 2 + 8}\right)$$

$$Exactitud = 0.92$$

e. Cálculos de Winter: Invertido

- ***Precisión***

$$\boldsymbol{Precisión} = \frac{\boldsymbol{VP}}{(\boldsymbol{VP+FP})}$$

$$Precisión = \frac{8}{(8+1)}$$

$$Precisión = 0.889$$

- ***Sensibilidad (Recall)***

$$\boldsymbol{Recall} = \frac{\boldsymbol{VP}}{(\boldsymbol{VP+FN})}$$

$$Recall = \frac{8}{(8+3)}$$

$$Recall = 0.727$$

- ***F1_score***

$$\boldsymbol{F1\_score} = \boldsymbol{2} * \left(\frac{\boldsymbol{Precisión} * \boldsymbol{Recall}}{\boldsymbol{Precisión+Recall}}\right)$$

$$F1\_score = 2 * \left(\frac{0.889 * 0.727}{0.889 + 0.727}\right)$$

$$F1\_score = 0.800$$

- ***Exactitud***

$$\boldsymbol{Exactitud} = \left(\frac{\boldsymbol{VP+VN}}{\boldsymbol{VP+FP+VN+FN}}\right)$$

$$Exactitud = \left(\frac{8+38}{8+1+3+38}\right)$$

$$Exactitud = 0.92$$

f. Cálculos de Pell y Gregory: Fase 1 Clase A

- ***Precisión***

$$\boldsymbol{Precisión} = \frac{\boldsymbol{VP}}{(\boldsymbol{VP+FP})}$$

$$Precisión = \frac{36}{(36+1)}$$

$$Precisión = 0.973$$

- ***Sensibilidad (Recall)***

$$\boldsymbol{Recall} = \frac{\boldsymbol{VP}}{(\boldsymbol{VP+FN})}$$

$$Recall = \frac{36}{(36+1)}$$

$$Recall = 0.973$$

- ***F1_score***

$$\boldsymbol{F1\_score} = \boldsymbol{2} * \left(\frac{\boldsymbol{Precisión * Recall}}{\boldsymbol{Precisión + Recall}}\right)$$

$$F1\_score = 2 * \left(\frac{0.973 * 0.973}{0.973 + 0.973}\right)$$

$$F1\_score = 0.972$$

- ***Exactitud***

$$\boldsymbol{Exactitud} = \left(\frac{\boldsymbol{VP + VN}}{\boldsymbol{VP + FP + VN + FN}}\right)$$

$$Exactitud = \left(\frac{36 + 12}{36 + 1 + 1 + 12}\right)$$

$$Exactitud = 0.96$$

g. Cálculos de Pell y Gregory: Fase 1 Clase B

- ***Precisión***

$$\boldsymbol{Precisión} = \frac{\boldsymbol{VP}}{(\boldsymbol{VP+FP})}$$

$$Precisión = \frac{38}{(38+1)}$$

$$Precisión = 0.974$$

- ***Sensibilidad (Recall)***

$$\boldsymbol{Recall} = \frac{\boldsymbol{VP}}{(\boldsymbol{VP+FN})}$$

$$Recall = \frac{38}{(38+1)}$$

$$Recall = 0.974$$

- ***F1_score***

$$\boldsymbol{F1\_score = 2 * \left(\frac{Precisión * Recall}{Precisión + Recall}\right)}$$

$$F1\_score = 2 * \left(\frac{0.974 * 0.974}{0.974 + 0.974}\right)$$

$$F1\_score = 0.974$$

- ***Exactitud***

$$\boldsymbol{Exactitud = \left(\frac{VP + VN}{VP + FP + VN + FN}\right)}$$

$$Exactitud = \left(\frac{38 + 10}{38 + 1 + 1 + 10}\right)$$

$$Exactitud = 0.96$$

h. Cálculos de Pell y Gregory: Fase 1 Clase C

- ***Precisión***

$$\boldsymbol{Precisión = \frac{VP}{(VP+FP)}}$$

$$Precisión = \frac{11}{(11+2)}$$

$$Precisión = 0.846$$

- ***Sensibilidad (Recall)***

$$\boldsymbol{Recall = \frac{VP}{(VP+FN)}}$$

$$Recall = \frac{11}{(11+2)}$$

$$Recall = 0.846$$

- ***F1_score***

$$\boldsymbol{F1\_score = 2 * \left(\frac{Precisión * Recall}{Precisión + Recall}\right)}$$

$$F1\_score = 2 * \left(\frac{0.846 * 0.864}{0.846 + 0.864}\right)$$

$$F1\_score = 0.846$$

- ***Exactitud***

$$\boldsymbol{Exactitud = \left(\frac{VP + VN}{VP + FP + VN + FN}\right)}$$

$$Exactitud = \left(\frac{11 + 33}{11 + 2 + 2 + 33}\right)$$

$$Exactitud = 0.917$$

i. Cálculos de Pell y Gregory: Fase 2 Clase A

- ***Precisión***

$$\boldsymbol{Precisión = \frac{VP}{(VP + FP)}}$$

$$Precisión = \frac{22}{(22 + 1)}$$

$$Precisión = \ 0.957$$

- ***Sensibilidad (Recall)***

$$\boldsymbol{Recall = \frac{VP}{(VP + FN)}}$$

$$Recall = \frac{22}{(22 + 1)}$$

$$Recall = \ 0.957$$

- ***F1_score***

$$\boldsymbol{F1\_score = 2 * \left(\frac{Precisión * Recall}{Precisión + Recall}\right)}$$

$$F1\_score = 2 * \left(\frac{0.957 * 0.957}{0.957 + 0.957}\right)$$

$$F1\_score = 0.957$$

- ***Exactitud***

$$\boldsymbol{Exactitud} = \left(\frac{\boldsymbol{VP} + \boldsymbol{VN}}{\boldsymbol{VP} + \boldsymbol{FP} + \boldsymbol{VN} + \boldsymbol{FN}}\right)$$

$$Exactitud = \left(\frac{22 + 26}{22 + 1 + 1 + 26}\right)$$

$$Exactitud = 0.957$$

j. Cálculos de Pell y Gregory: Fase 2 Clase B

- ***Precisión***

$$\boldsymbol{Precisión} = \frac{\boldsymbol{VP}}{(\boldsymbol{VP}+\boldsymbol{FP})}$$

$$Presición = \frac{14}{(14 + 1)}$$

$$Presición = 0.933$$

- ***Sensibilidad (Recall)***

$$\boldsymbol{Recall} = \frac{\boldsymbol{VP}}{(\boldsymbol{VP}+\boldsymbol{FN})}$$

$$Recall = \frac{14}{(14 + 2)}$$

$$Recall = 0.875$$

- ***F1_score***

$$\boldsymbol{F1\_score} = \boldsymbol{2} * \left(\frac{\boldsymbol{Precisión} * \boldsymbol{Recall}}{\boldsymbol{Precisión} + \boldsymbol{Recall}}\right)$$

$$F1\_score = 2 * \left(\frac{0.933 * 0.875}{0.933 + 0.875}\right)$$

$$F1\_score = 0.902$$

- ***Exactitud***

$$\boldsymbol{Exactitud} = \left(\frac{\boldsymbol{VP} + \boldsymbol{VN}}{\boldsymbol{VP} + \boldsymbol{FP} + \boldsymbol{VN} + \boldsymbol{FN}}\right)$$

$$Exactitud = \left(\frac{14 + 31}{14 + 1 + 2 + 31}\right)$$

$$Exactitud = 0.938$$

k. Cálculos de Pell y Gregory: Fase 2 Clase C

- ***Precisión***

$$\boldsymbol{Precisión} = \frac{\boldsymbol{VP}}{(\boldsymbol{VP+FP})}$$

$$Precisión = \frac{23}{(23+2)}$$

$$Precisión = 0.92$$

- ***Sensibilidad (Recall)***

$$\boldsymbol{Recall} = \frac{\boldsymbol{VP}}{(\boldsymbol{VP+FN})}$$

$$Recall = \frac{23}{(23+4)}$$

$$Recall = 0.852$$

- ***F1_score***

$$\boldsymbol{F1\_score} = \boldsymbol{2} * \left(\frac{\boldsymbol{Precisión * Recall}}{\boldsymbol{Precisión + Recall}}\right)$$

$$F1\_score = 2 * \left(\frac{0.92 * 0.852}{0.92 + 0.852}\right)$$

$$F1\_score = 0.884$$

- ***Exactitud***

$$\boldsymbol{Exactitud} = \left(\frac{\boldsymbol{VP + VN}}{\boldsymbol{VP + FP + VN + FN}}\right)$$

$$Exactitud = \left(\frac{23+21}{23+4+2+21}\right)$$

$$Exactitud = 0.88$$

l. Cálculos de Pell y Gregory: Fase 3 Clase C

- ***Precisión***

$$\boldsymbol{Precisión} = \frac{\boldsymbol{VP}}{(\boldsymbol{VP+FP})}$$

$$Precisión = \frac{7}{(7+1)}$$

$$Presición = 0.875$$

- ***Sensibilidad (Recall)***

$$\boldsymbol{Recall = \frac{VP}{(VP+FN)}}$$

$$Recall = \frac{7}{(7+1)}$$

$$Recall = 0.875$$

- ***F1_score***

$$\boldsymbol{F1\_score = 2 * \left(\frac{Precisión * Recall}{Precisión + Recall}\right)}$$

$$F1\_score = 2 * \left(\frac{0.875 * 0.875}{0.875 + 0.875}\right)$$

$$F1\_score = 0.875$$

- ***Exactitud***

$$\boldsymbol{Exactitud = \left(\frac{VP + VN}{VP + FP + VN + FN}\right)}$$

$$Exactitud = \left(\frac{7 + 39}{71 + 1 + 1 + 39}\right)$$

$$Exactitud = 0.9583$$

A continuación, se presenta la Figura 77, que detalla los valores específicos de los doce parámetros utilizados para validar el modelo de detección de doce categorías de molares. Cada barra que corresponde a una categoría distinta contiene los datos de la eficiencia y precisión del modelo en la detección de cada categoría de los molares. La información proporcionada en la figura es esencial para comprender el rendimiento del modelo en diversos contextos, permitiendo así una evaluación completa y detallada de su capacidad predictiva.

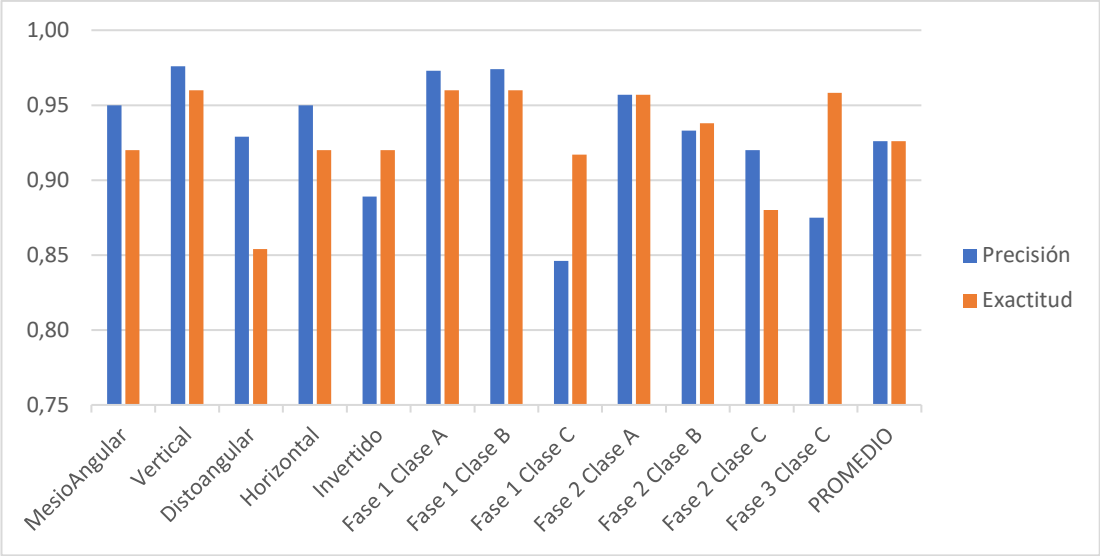


Figura 77. Matriz de confusión

Basándose en los parámetros de validación analizados, se concluye que el sistema de detección presenta una alta precisión y sensibilidad, demostrando su capacidad para identificar especialmente los casos de terceros molares según las clasificaciones de Pell-Gregory y Winter. El parámetro F1-score se utiliza para evaluar porcentualmente el rendimiento y la versatilidad del modelo cuando se aplica en pruebas con radiografías panorámicas dentales de pacientes externos a la base de datos. Este valor, que se normaliza entre 0 y 1 (donde 1 representa un rendimiento perfecto y 0 un rendimiento nulo), tras el proceso de cálculo del F1-score del sistema mostró un promedio total de 0.90.

$$\boldsymbol{Rendimiento\ del\ sistema = F1\_score * 100} \quad \textbf{(6)}$$

$$\boldsymbol{Rendimiento\ del\ sistema = 0.906 * 100}$$

$$\boldsymbol{Rendimiento\ del\ sistema = 90.6\%}$$

Este porcentaje refleja el rendimiento del sistema inteligente de evaluación de terceros molares basado en aprendizaje automático y procesamiento de imágenes. Es fundamental entender que este parámetro puede variar considerablemente debido a factores como la falta de piezas dentales en pacientes de edad avanzada y la presencia de dientes no erupcionados en pacientes jóvenes con detención primaria.

3.3 Presupuesto

El cálculo del presupuesto para el sistema de evaluación inteligente de terceros molares basado en aprendizaje automático y procesamiento de imágenes se llevó a cabo a través de un análisis detallado del diseño y desarrollo. Para el diseño, se tomaron en cuenta las horas dedicadas a la programación y el salario de un ingeniero en telecomunicaciones, el cual, según el Ministerio de Trabajo de Ecuador, es de 858 dólares mensuales. El cálculo del salario diario se realizó considerando un total de 21 días laborables por cada mes.

$$\boldsymbol{Salario_{\text{xdía}} = \frac{Salario_{xmes}}{Días\ laborables}} \tag{7}$$

$$Salario_{xdía} = \frac{858}{21}$$

$$Salario_{xdía} = 40.86\$$$

Según el Ministerio de Trabajo de Ecuador, la jornada laboral es de 8 horas, y se emplea una fórmula específica para calcular el valor de una hora de trabajo en dólares.

$$\boldsymbol{Salario_{xhora} = \frac{Salario_{xdia}}{Horas\ laborables}} \tag{8}$$

$$Salario_{xhora} = \frac{40.86}{8}$$

$$Salario_{xhora} = 5.11\$$$

El proyecto tuvo de un tiempo de desarrollo de 2 meses, dando un total de $1716

Para el entrenamiento, se tuvo la colaboración del profesional odontológico, quien participó en la clasificación y etiquetado de cada caso clínico molar de Pell-Gregory y Winter. Según el Ministerio de Trabajo, los profesionales de la salud en el área de Odontología tienen un salario aproximado de 1000 dólares. El cálculo del salario diario se realizó considerando un total de 21 días laborables por cada mes.

$$\boldsymbol{Salario_{\text{xdía}} = \frac{Salario_{xmes}}{Días\ laborables}} \tag{7}$$

$$Salario_{xdía} = \frac{1000}{21}$$

$$Salario_{xdía} = 47.619\$$$

Se contó con la supervisión del odontólogo por 2 días a la semana, considerando el tiempo dedicado al etiquetado y clasificación, que fue de aproximadamente 2 meses, dando un total de 16 días.

$$\boldsymbol{Salario = Días\ laborables\ x\ Salario_{xdía}}$$

$$Salario = 16\ x\ 47.619\$$$

$$Salario = 761.9\$$$

Esto da un total de 761.9$ por los honorarios de profesional en el área de la Odontología. Se emplearon diversos materiales y servicio profesionales en el área de la Odontología para la ejecución del proyecto, los cuales están detallados en la tabla adjunta.

Tabla 36. Presupuesto

Ítem	**Detalle**	**Valor total**
1	Acceso a Bases de Datos	$100
2	Desarrollo del proyecto	$1,716
3	Materiales de Oficina	$40
4	Servicios Profesionales en el Área de la Odontología.	$761.9
5	Movilización	$40
6	Total	$2,617.9

CAPÍTULO IV. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

4.1 Conclusiones

- El análisis de las características anatómicas de los terceros molares, apoyado en las clasificaciones de Pell-Gregory y Winter, las cuales se enfocan en la angulación, la profundidad y la relación con estructuras anatómicas adyacentes de cada categoría de tercer molar, identificando sus posiciones, permitió un estudio preciso y la selección de 12 categorías comunes junto al uso de 2592 imágenes radiográficas. La implementación de redes neuronales convolucionales como técnica de aprendizaje automatizado facilitó una clasificación efectiva de estas categorías, optimizando el proceso de evaluación. Además, el procesamiento de las radiografías en escala de grises estandarizó las imágenes a un solo formato, evitando la saturación de blancos y grises.

- Google Colab como plataforma de entrenamiento, junto con YOLOv8x, permitió desarrollar redes neuronales convolucionales eficientemente, superando a FASTER R-CNN y SSD en velocidad de detección, de fácil uso y manejo de parámetros de entrenamiento. Los entrenamientos se realizaron durante un tiempo de entre 20 y 30 minutos por modelo, optimizando el proceso con 45-55 épocas para alinear el entrenamiento con la curva de aprendizaje. Además, la utilización de la librería OpenCV facilitó la conversión inmediata de radiografías a escala de grises, evitando saturaciones en su transformación. La integración de estas herramientas permitió lograr una precisión del sistema del 90.6%, demostrando la efectividad del enfoque en el procesamiento y entrenamiento de modelos de Inteligencia Artificial con imágenes odontológicas.

- El desarrollo de la interfaz para la evaluación inteligente de terceros molares en Python resultó efectivo con la utilización de librerías compatibles con las redes neuronales entrenadas con YOLOv8. La biblioteca customtkinter permitió crear una interfaz amigable para los profesionales de la Odontología,

mientras que Firebase Admin, facilitó el almacenamiento y manejo de datos clínicos, para posteriores estudios de casos clínicos. Esta combinación de herramientas consiguió crear una hoja clínica junto a un historial para la evaluación de terceros molares.

4.2 Recomendaciones

- Se recomienda expandir la base de datos actual de 2000 imágenes totales de terceros molares, a una de mayor cantidad posible de imágenes en cada subcategoría. Esta ampliación permitirá al modelo de Inteligencia Artificial entrenarse con un conjunto de datos más extenso y variado, mejorando así su capacidad de generalización y adaptabilidad. Esto generará un aumento en la precisión del sistema hasta un 99% en la evaluación de los terceros molares.

- Para optimizar la gestión y almacenamiento de los registros clínicos, se sugiere la adquisición de un plan de pago en Firebase ya que el plan gratuito ofrece 50.000 lecturas/día, 20.000 escritura/día y 10GB de almacenamiento. Esta migración permitirá manejar un mayor volumen de datos con mejor capacidad al permitir realizar por lo menos con 100.000 lecturas/día, 100.000 escritura/días, 100.000 eliminaciones, 100GB de almacenamiento y descargas, también de contar con encriptación de extremo a extremo en su seguridad.

- Se recomienda adquirir Google Colab Pro o Pro+ para aprovechar mayores recursos de procesamiento y reducir el tiempo de entrenamiento del modelo. El plan gratuito contiene limitaciones tanto en la CPU, GPU y TPU, con sesiones de 12 horas que a menudo son interrumpidas después de 1-2 horas de inactividad en el caso de entrenamiento de IAs se reduce a un número de 6 entrenamientos por día. Con Colab Pro, permitirá entrenar modelos más complejos de manera más eficiente sin ninguna limitación, logrando sesiones hasta después de 24 horas sin interrupciones, junto a entrenamientos prolongados y podrán completarse rápidamente, permitiendo iterar y mejorar el modelo con mayor frecuencia.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

[1] A. Melián-Rivas *et al.*, "Recomendaciones en la Atención de Pacientes en Cirugía Maxilofacial Durante la Pandemia de COVID-19 (SARS-CoV-2)," *International journal of odontostomatology*, vol. 14, no. 4, pp. 474–480, Dec. 2020, doi: 10.4067/S0718-381X2020000400474.

[2] R. Stevens, V. Taylor, J. Nichols, A. B. Maccabe, K. Yelick, and D. Brown, "AI for Science: Report on the Department of Energy (DOE) Town Halls on Artificial Intelligence (AI) for Science," Feb. 2020, doi: 10.2172/1604756.

[3] Escuela Politécnica Nacional, "Innovación sobre el aprendizaje automático de computadoras fue presentado en la EPN." Accessed: May 14, 2024. [Online]. Available: https://www.epn.edu.ec/innovacion-sobre-el-aprendizaje-automatico-fue-presentado-en-la-epn/

[4] J. M. Parise-Vasco, J. M. Parise-Vasco, P. Zambrano-Achig, A. Viteri-García, and A. Armas-Vega, "Estado de la salud bucal en el Ecuador," *Odontología Sanmarquina*, vol. 23, no. 3, pp. 327–331, Jul. 2020, doi: 10.15381/os.v23i3.18133.

[5] V. Patil *et al.*, "Age Assessment through Root Lengths of Mandibular Second and Third Permanent Molars Using Machine Learning and Artificial Neural Networks," *Journal of Imaging 2023, Vol. 9, Page 33*, vol. 9, no. 2, p. 33, Feb. 2023, doi: 10.3390/JIMAGING9020033.

[6] E. Choi *et al.*, "Artificial intelligence in positioning between mandibular third molar and inferior alveolar nerve on panoramic radiography," *Scientific Reports 2022 12:1*, vol. 12, no. 1, pp. 1–7, Feb. 2022, doi: 10.1038/s41598-022-06483-2.

[7] M. E. Celik, "Deep Learning Based Detection Tool for Impacted Mandibular Third Molar Teeth," *Diagnostics 2022, Vol. 12, Page 942*, vol. 12, no. 4, p. 942, Apr. 2022, doi: 10.3390/DIAGNOSTICS12040942.

[8] J. H. Yoo *et al.*, "Deep learning based prediction of extraction difficulty for mandibular third molars," *Scientific Reports 2021 11:1*, vol. 11, no. 1, pp. 1–9, Jan. 2021, doi: 10.1038/s41598-021-81449-4.

[9] M. Vranckx *et al.*, "Artificial Intelligence (AI)-Driven Molar Angulation Measurements to Predict Third Molar Eruption on Panoramic Radiographs," *International Journal of Environmental Research and Public Health 2020, Vol. 17, Page 3716*, vol. 17, no. 10, p. 3716, May 2020, doi: 10.3390/IJERPH17103716.

[10] S. J. Russell *et al.*, "Artificial intelligence : a modern approach," *Pearson Education Limited*, vol. 3, p. 1151, 2016, Accessed: Jun. 19, 2024. [Online]. Available: https://thuvienso.hoasen.edu.vn/handle/123456789/8967

[11] I. Goodfellow, Y. Bengio, A. Courville, and J. Heaton, “Ian Goodfellow, Yoshua Bengio, and Aaron Courville: Deep learning,” *Genetic Programming and Evolvable Machines 2017 19:1*, vol. 19, no. 1, pp. 305–307, Oct. 2017, doi: 10.1007/S10710-017-9314-Z.

[12] Raúl. Pino Diez, N. de. Abajo Martínez, and Alberto. Gómez Gómez, “Introducción a la Inteligencia Artificial : Sistemas expertos, redes neuronales artificiales y computación evolutiva,” 2001, Accessed: Jun. 19, 2024. [Online]. Available:https://books.google.com/books/about/Introducci%C3%B3n_a_la_inteligencia_artifici.html?hl=es&id=RKqLMCw3IUkC

[13] J. A. Taquía Gutiérrez, “El procesamiento de imágenes y su potencial aplicación en empresas con estrategia digital,” *Interfases, ISSN-e 1993-4912, Nº. 10, 2017, págs. 11-29*, no. 10, pp. 11–29, 2017, Accessed: May 14, 2024. [Online]. Available: https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=6230450&info=resumen&idioma=ENG

[14] S. W. Smith, “30 Complex numbers,” *The Scientist and Engineer’s Guide to Digital Signal Processing*, vol. 595, no. 1–2, pp. 152–9, 1997, Accessed: Jun. 19, 2024. [Online]. Available: https://books.google.com/books/about/Digital_Signal_Processing_A_Practical_Gu.html?hl=es&id=PCrcintuzAgC

[15] A. R. Velásquez, “Procesamiento de imágenes médicas,” *Iatreia*, vol. 12, no. 1, p. pág. 12-18, Jan. 1999, doi: 10.17533/udea.iatreia.3673.

[16] Y. K. Ha, M. S. Young, S. L. Kyung, J. Han, C. A. Yi, and K. K. Yoon, “Persistent pulmonary nodular ground-glass opacity at thin-section CT: Histopathologic comparisons,” *Radiology*, vol. 245, no. 1, pp. 267–275, Oct. 2007, doi: 10.1148/RADIOL.2451061682.

[17] L. D. Herra Gómez and L. D. Herra Gómez, “Conceptualización del procesamiento digital de imágenes para la evaluación de superficies de pavimento en Costa Rica,” *Infraestructura Vial*, vol. 20, no. 35, pp. 20–26, Oct. 2018, doi: 10.15517/IV.V20I35.34831.

[18] J. Gómez-Camperos, H. Jaramillo, and G. Guerrero-Gómez, “Técnicas de procesamiento digital de imágenes para detección de plagas y enfermedades en cultivos: una revisión,” *Ingeniería y Competitividad*, vol. 24, no. 1, Jan. 2022, doi: 10.25100/iyc.v24i1.10973.

[19] S. Amaya-Zapata, D. Pulgarín-Velásquez, I.-D. Torres-Pardo, S. Amaya-Zapata, D. Pulgarín-Velásquez, and I. D. Torres-Pardo, “Desarrollo e Implementación de un Sistema de Visión Artificial Basado en Lenguajes de Uso Libre para un Sistema Seleccionador de Productos de un Centro Integrado de Manufactura (CIM),” *Lámpsakos (revista descontinuada)*, vol. 15, no. 15, pp. 43–50, Mar. 2016, doi: 10.21501/21454086.1702.

[20] Q. Guo *et al.*, “LightGyro: A Batteryless Orientation Measuring Scheme Based on Light Reflection,” *ACM Trans Sens Netw*, vol. 20, no. 4, pp. 1–23, Jul. 2024, doi: 10.1145/3597934.

[21] Bishop, C. M. (2006). Pattern Recoginiton and Machine Learning. *Information Science and Statistics*, 738. https://www.springer.com/gp/book/9780387310732

[22] P. Mell and T. Grance, “The NIST Definition of Cloud Computing Recommendations of the National Institute of Standards and Technology”.

[23] A. Kumar, S. Mishra, and T. K. Hazra, “Keyword Spotting with Neural Networks Used for Image Classification,” *Advances in Intelligent Systems and Computing*, vol. 1065, pp. 15–37, 2020, doi: 10.1007/978-981-15-0361-0_2.

[24] R. Johary *et al.*, “Detection of Large-Scale Floods Using Google Earth Engine and Google Colab,” *Remote Sensing 2023, Vol. 15, Page 5368*, vol. 15, no. 22, p. 5368, Nov. 2023, doi: 10.3390/RS15225368.

[25] Thomas H. Cormen, Charles E. Leiserson, Ronald L. Rivest, Clifford Stein “Introduction to Algorithms, fourth edition ” Accessed: Jun. 19, 2024. [Online]. Available:https://books.google.es/books?hl=es&lr=&id=RSMuEAAAQBAJ&oi=fnd&pg=PR13&dq=Introduction+to+Algorithms&ots=a3h80Z9JXH&sig=C5TTZ5dBZoZIoi14gVOVKPsJrhk#v=onepage&q=Introduction%20to%20Algorithms&f=false

[26] J. Redmon, S. Divvala, R. Girshick, and A. Farhadi, “You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection.” pp. 779–788, 2016.

[27] W. Liu *et al.*, “SSD: Single shot multibox detector,” *Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)*, vol. 9905 LNCS, pp. 21–37, 2016, doi: 10.1007/978-3-319-46448-0_2/FIGURES/5.

[28] S. Ren, K. He, R. Girshick, and J. Sun, “Faster R-CNN: Towards Real-Time Object Detection with Region Proposal Networks,” *IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell*, vol. 39, no. 6, pp. 1137–1149, Jun. 2017, doi: 10.1109/TPAMI.2016.2577031.

[29] Saxena, A. (2022). An Introduction to Convolutional Neural Networks. International Journal for Research in Applied Science and Engineering Technology, 10(12), 943–947. https://doi.org/10.22214/ijraset.2022.47789

[30] B. C. Russell, A. Torralba, K. P. Murphy, and W. T. Freeman, “LabelMe: A database and web-based tool for image annotation,” *Int J Comput Vis*, vol. 77, no. 1–3, pp. 157–173, May 2008, doi: 10.1007/S11263-007-0090-8/METRICS.

[31] P. Ahlgren, T. Yue, R. Rousseau, and L. Yang, “The role of the Chinese Key Labs in the international and national scientific arena revisited,” *Res Eval*, vol. 26, no. 2, pp. 132–143, Apr. 2017, doi: 10.1093/RESEVAL/RVX011.

[32] A. Musleh, S. A. AlRyalat, and A. Qasem, “Image Annotation Software for Artificial Intelligence Applications,” *High Yield Medical Reviews*, vol. 1, no. 2, Dec. 2023, doi: 10.59707/HYMRXHMX8234.

[33] S. Uribe and S. Uribe, “Futuro de la Inteligencia Artificial en Odontología,” *Odontología Sanmarquina*, vol. 24, no. 3, pp. 305–307, Jul. 2021, doi: 10.15381/os.v24i3.20726.

[34] P. G. Nijkamp, L. L. M. H. Habets, I. H. A. Aartman, and A. Zentner, “The influence of cephalometrics on orthodontic treatment planning,” *Eur J Orthod*, vol. 30, no. 6, pp. 630–635, Dec. 2008, doi: 10.1093/EJO/CJN059.

[35] B. Molander, “Panoramic radiography in dental diagnostics.,” *Swed Dent J Suppl*, vol. 119, pp. 1–26, Jan. 1996, Accessed: May 14, 2024. [Online]. Available: https://europepmc.org/article/med/8971997

[36] L. Khojastepour, M. S. Khaghaninejad, R. Hasanshahi, M. Forghani, and F. Ahrari, “Does the Winter or Pell and Gregory Classification System Indicate the Apical Position of Impacted Mandibular Third Molars?,” *Journal of Oral and Maxillofacial Surgery*, vol. 77, no. 11, pp. 2222.e1-2222.e9, Nov. 2019, doi: 10.1016/J.JOMS.2019.06.004.

[37] E. Dias-Ribeiro, J. Lacet de Lima-Júnior, J. Lucas Barbosa, I. Ivonete Barreto Haagsma, and L. Barbosa Sousa de Lucena, “Prevalencia de la posición de terceros molares inferiores retenidos con relación a la clasificación de Pell & Gregory,” *Revista Odontológica Mexicana Órgano Oficial de la Facultad de Odontología UNAM*, vol. 13, no. 4, pp. 229–233, 2009, Accessed: Jun. 19, 2024. [Online]. Available: www.medigraphic.com

[38] D. E. Pell *et al.*, “UNIVERSIDAD DE CUENCA FACULTAD DE ODONTOLOGÍA FRECUENCIA DE LA POSICIÓN DE TERCEROS MOLARES INFERIORES RETENIDOS CON RELACIÓN A LA CLASIFICACIÓN UNIVERSIDAD DE CUENCA TRABAJO DE GRADUACIÓN PREVIO A LA OBTENCIÓN DEL TÍTULO DE ODONTÓLOGO AUTORES: Pablo Andrés Crespo Reinoso,” 2014.

[39] M. C. da Silva, L. C. V. Iwaki, A. Yamashita, and T. W. Mitsunari, “ESTUDIO RADIOGRÁFICO DE LA PREVALENCIA DE IMPACTACIONES DENTARIAS DE TERCEROS MOLARES Y SUS RESPECTIVAS POSICIONES,” *Acta Odontol Venez*, vol. 52, no. 2, 2014, Accessed: Jun. 19, 2024. [Online]. Available: http://saber.ucv.ve/ojs/index.php/rev_aov/article/view/9927

[40] K. K. Santos, F. S. Lages, C. A. B. Maciel, J. C. R. Glória, and D. W. Douglas-de-Oliveira, “Prevalence of Mandibular Third Molars According to the Pell & Gregory and Winter Classifications,” *J Maxillofac Oral Surg*, vol. 21, no. 2, pp. 627–633, Jun. 2022, doi: 10.1007/S12663-020-01473-1/METRICS.

[41] J. Hao and T. K. Ho, “Machine Learning Made Easy: A Review of Scikit-learn Package in Python Programming Language,” *Journal of Educational and*

Behavioral Statistics, vol. 44, no. 3, pp. 348–361, Jun. 2019, doi: 10.3102/1076998619832248/SUPPL_FILE/DS_10.3102_1076998619832248.ZIP.

[42] P. H. Winston and B. K. Horn, "LISP. Second edition." Addison Wesley Pub.,Reading, MA, Jan. 01, 1986.

[43] J. P. Elhorst, "Matlab Software for Spatial Panels," *http://dx.doi.org/10.1177/0160017612452429*, vol. 37, no. 3, pp. 389–405, Aug. 2012, doi: 10.1177/0160017612452429.

[44] P. Jiang, D. Ergu, F. Liu, Y. Cai, and B. Ma, "A Review of Yolo Algorithm Developments," *Procedia Comput Sci*, vol. 199, pp. 1066–1073, Jan. 2022, doi: 10.1016/J.PROCS.2022.01.135.

[45] R. Girshick, "Fast R-CNN." pp. 1440–1448, 2015. Accessed: May 19, 2024. [Online]. Available: https://github.com/rbgirshick/

[46] S. Zhai, D. Shang, S. Wang, and S. Dong, "DF-SSD: An Improved SSD Object Detection Algorithm Based on DenseNet and Feature Fusion," *IEEE Access*, vol. 8, pp. 24344–24357, 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2020.2971026.

[47] J. Redmon, S. Divvala, R. Girshick, and A. Farhadi, "You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection." pp. 779–788, 2016. Accessed: May 19, 2024. [Online]. Available: http://pjreddie.com/yolo/

[48] M. Swamynathan, "Mastering Machine Learning with Python in Six Steps," *Mastering Machine Learning with Python in Six Steps*, 2017, doi: 10.1007/978-1-4842-2866-1.

[49] Constaín Aragón, A. (2013). Análisis detallado de sensibilidad y especificidad. Ingeniería Civil, ISSN 0213-8468, No 170, 2013, Págs. 103-122, 170,103–122.https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=4387316& info=resumen&idioma=ENG

ANEXOS

Anexo A. CARACTERÍSTICAS DEL EQUIPO PC

PC ASUS TUF DASH F15 FX517ZC

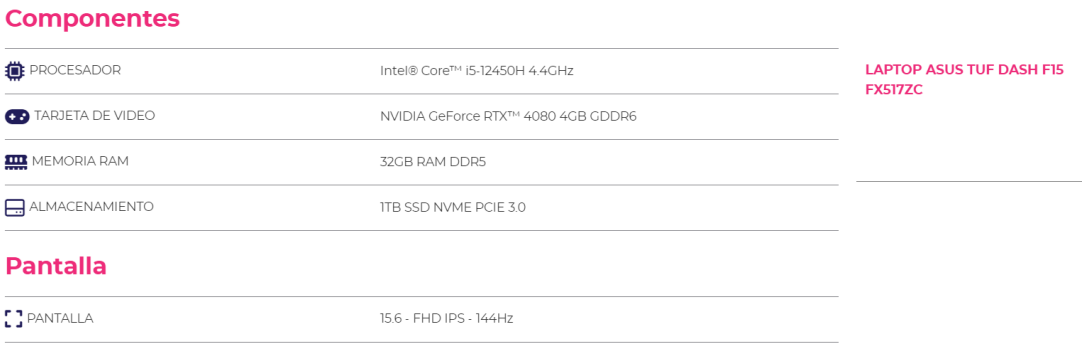


Figura A1. PC ASUS TUF DATASHEET

Anexo B. ETIQUETADO DE CASOS CLINICOS MOLARES

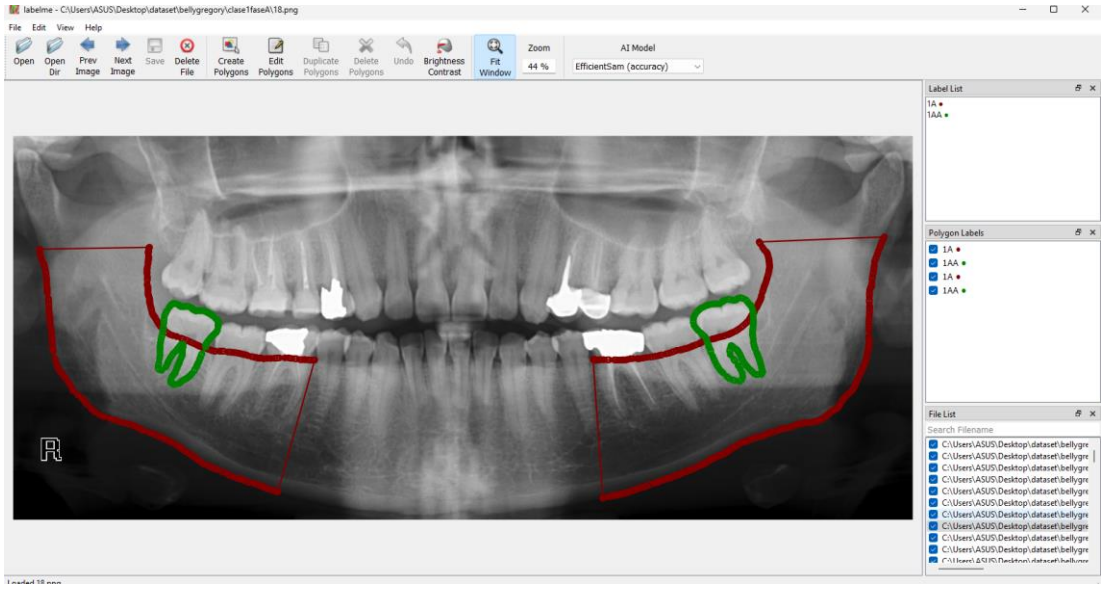


Figura B1. Etiquetado de caso molar Clase 1

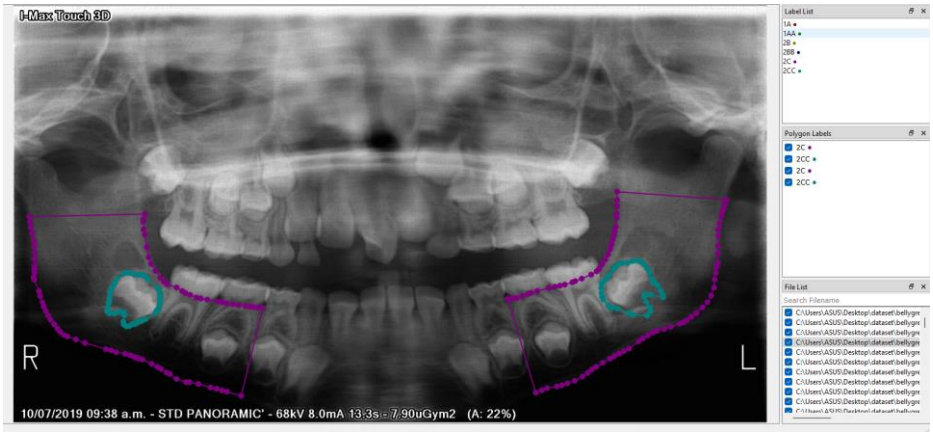


Figura B2. Etiquetado de caso molar Fase 3

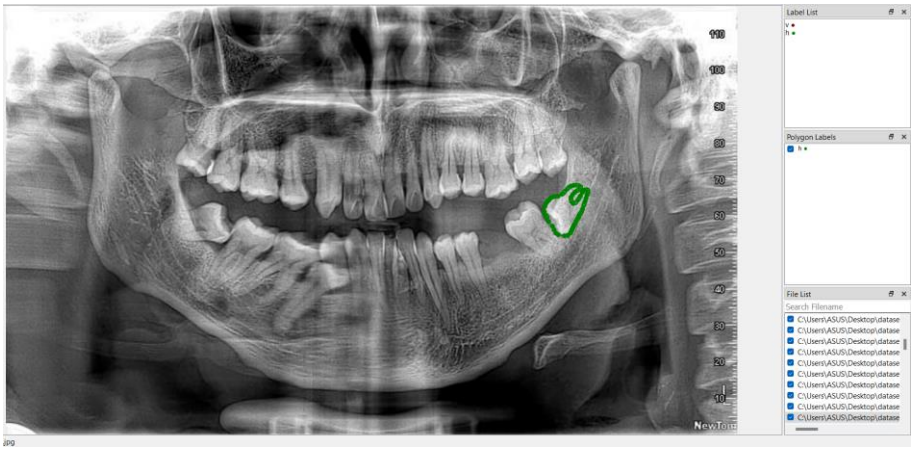


Figura B3. Etiquetado de caso molar Horizontal

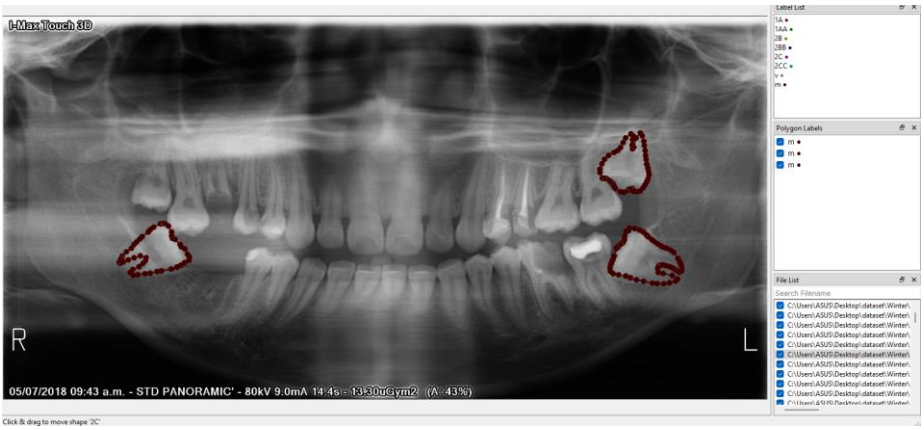


Figura B4. Etiquetado de caso molar Distoangular

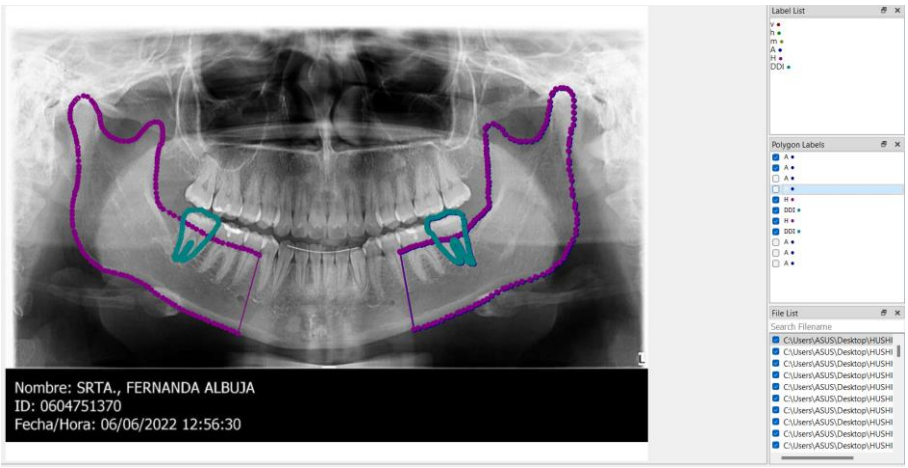


Figura B5. Etiquetado de caso molar Fase 1.



Figura B6. Etiquetado de caso molar Vertical.

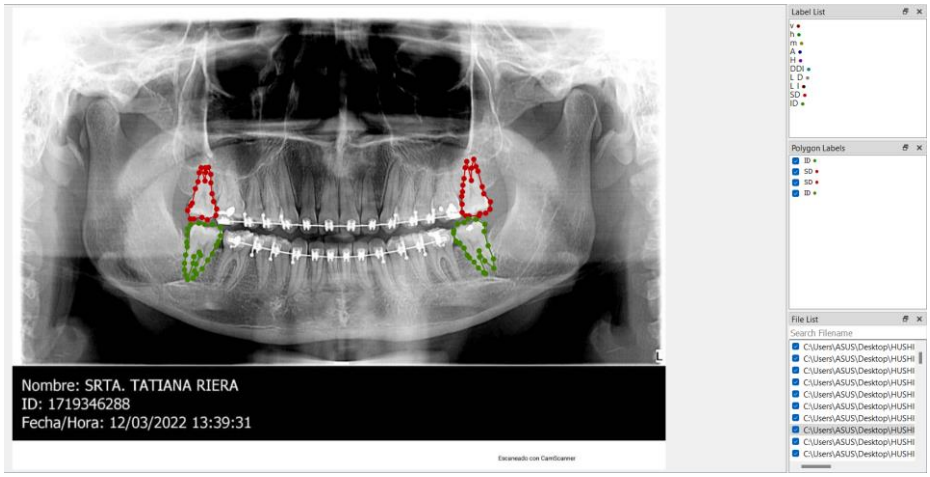


Figura B7. Etiquetado de caso molar vertical.

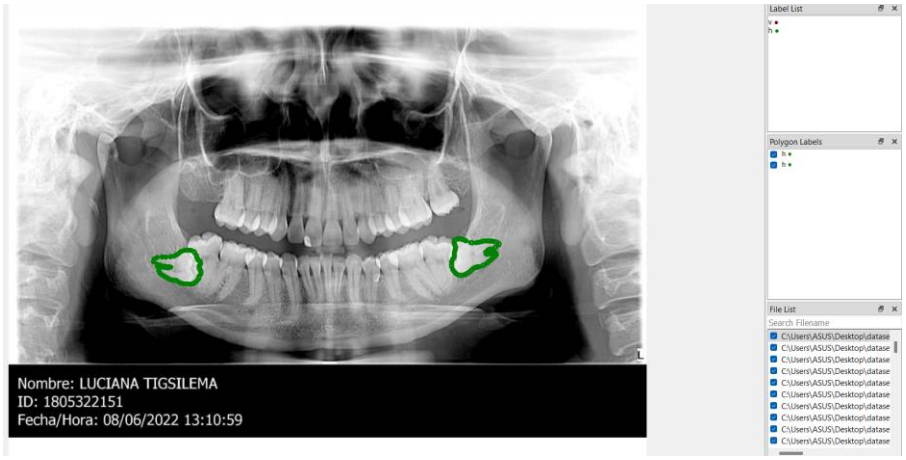


Figura B8. Etiquetado de caso molar Fase 2.

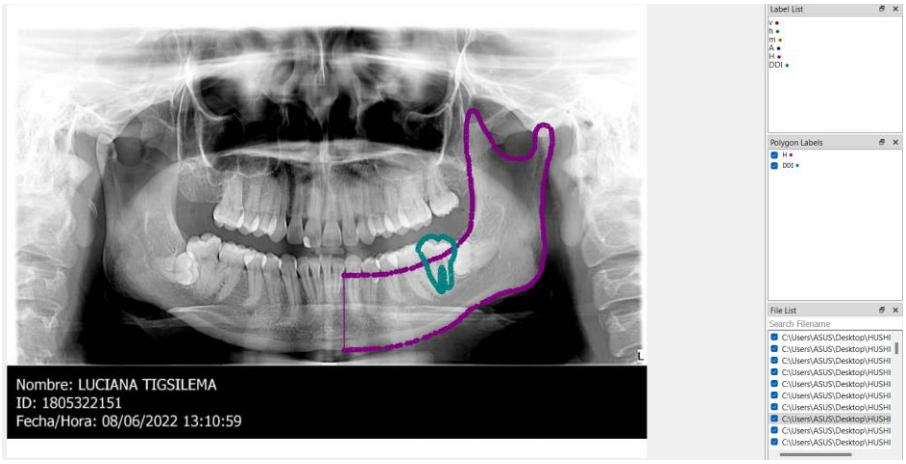


Figura B9. Etiquetado de caso molar Fase 2.

Anexo C. GRÁFICAS DE ENTRENAMIENTOS.

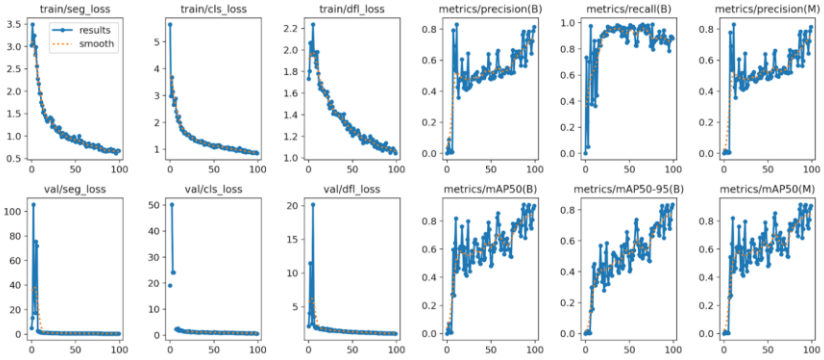


Figura C1. Gráfica de Entrenamiento 100 épocas Distoangular

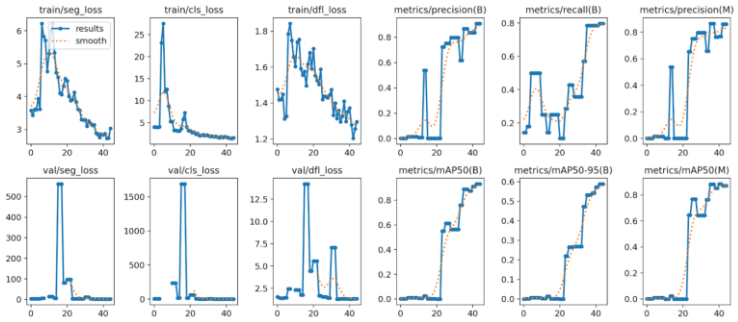


Figura C2. Gráfica de Entrenamiento 55 épocas Horizontal

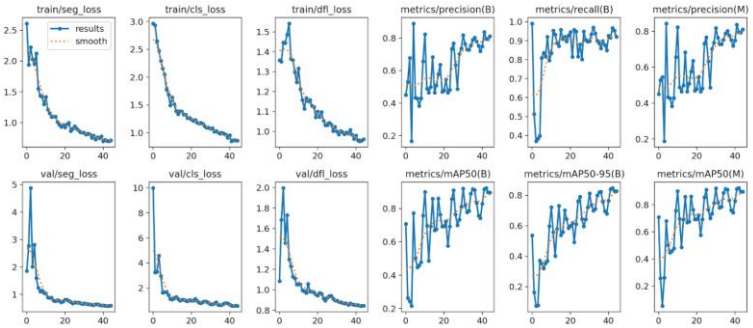


Figura C3. Gráfica de Entrenamiento 45 épocas MesioAngular

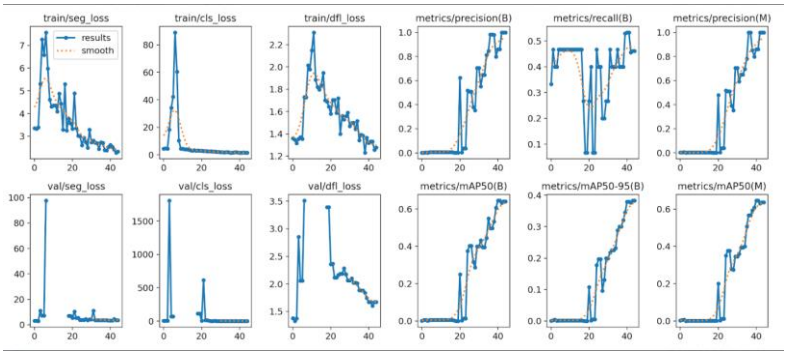


Figura C4. Gráfica de Entrenamiento 45 épocas Fase 1 clase A

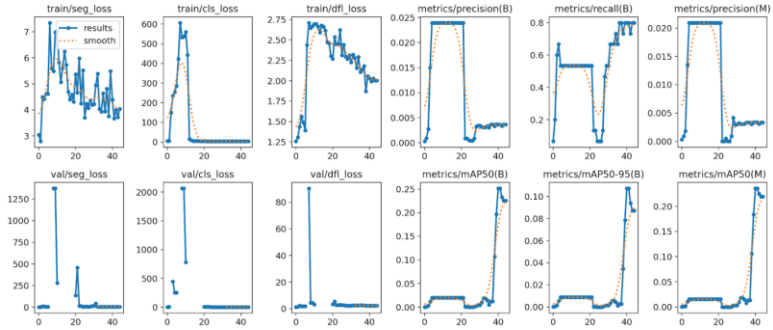


Figura C5. Gráfica de Entrenamiento 45 épocas Fase 3 Clase C

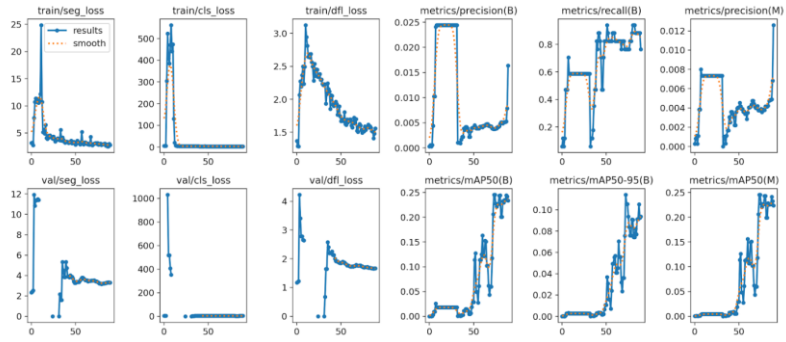


Figura C6. Gráfica de Entrenamiento 55 épocas Vertical

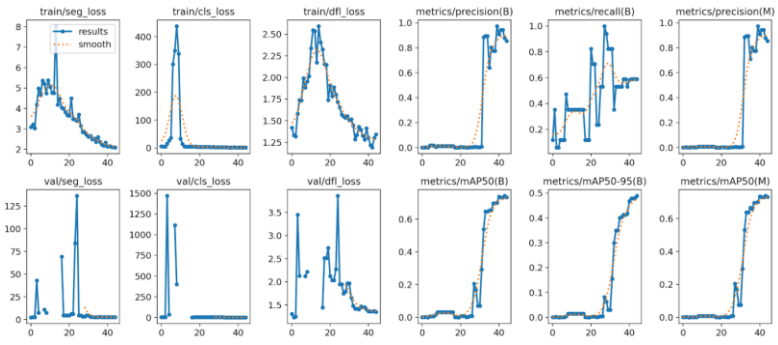


Figura C7. Gráfica de Entrenamiento 45 épocas Fase 2 Clase A

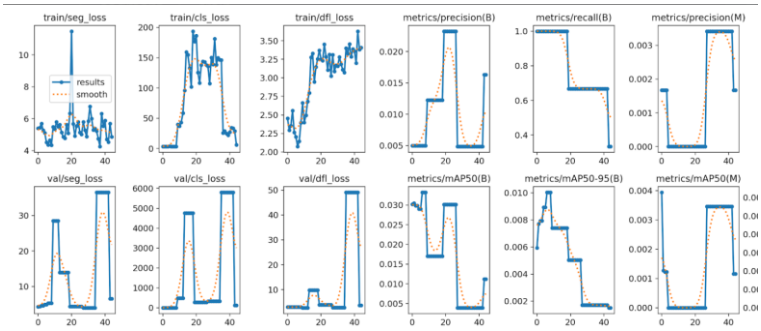


Figura C8. Gráfica de Entrenamiento 45 épocas Fase 1 Clase B

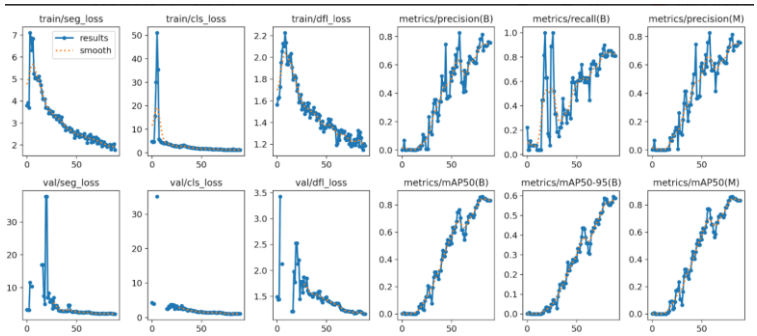


Figura C9. Gráfica de Entrenamiento 55 épocas Fase 2 Clase C

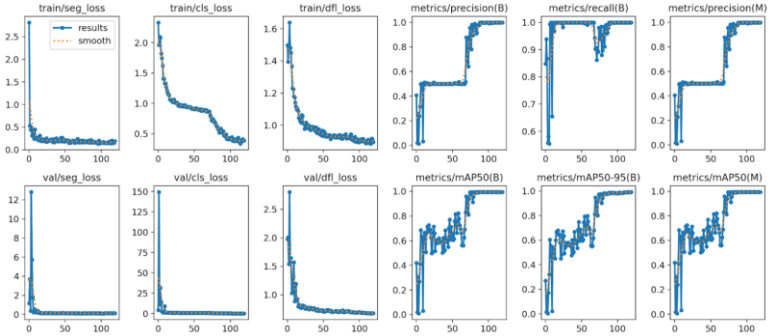


Figura C10. Gráfica de Entrenamiento 100 épocas Mesioangular

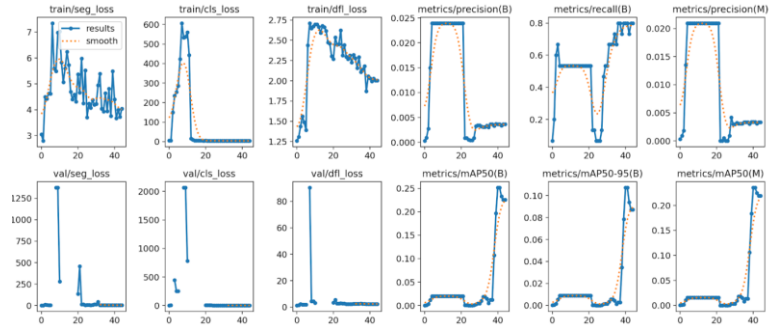


Figura C11. Gráfica de Entrenamiento 45 épocas Fase 2 Clase B

Anexo D. ARCHIVOS ENTREGADOS POR YOLO

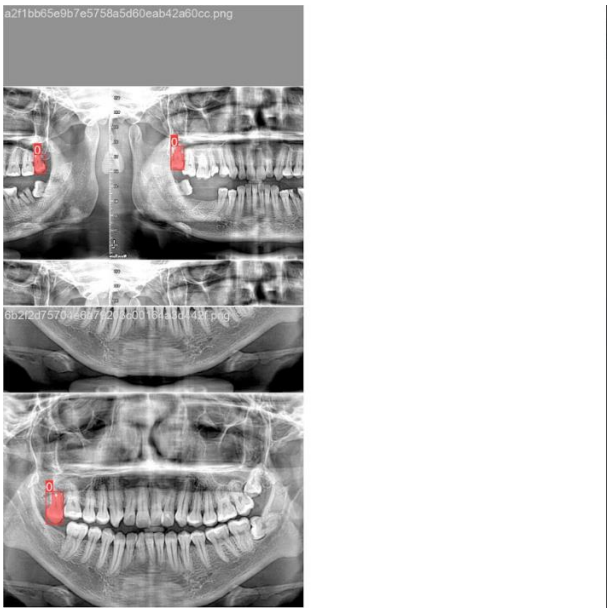


Figura D1.val batch0

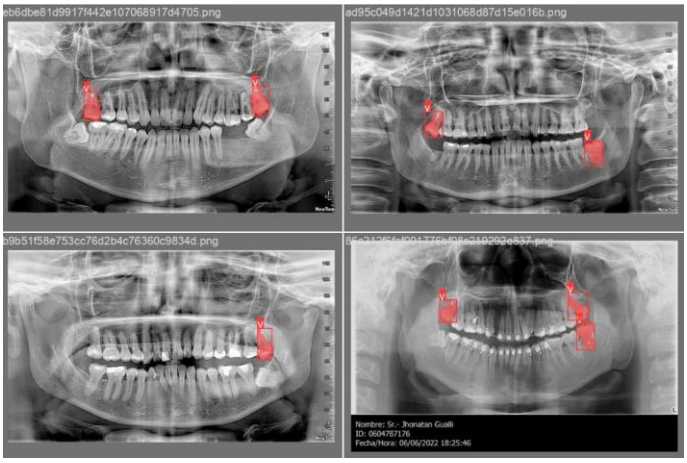


Figura D2. val batch1

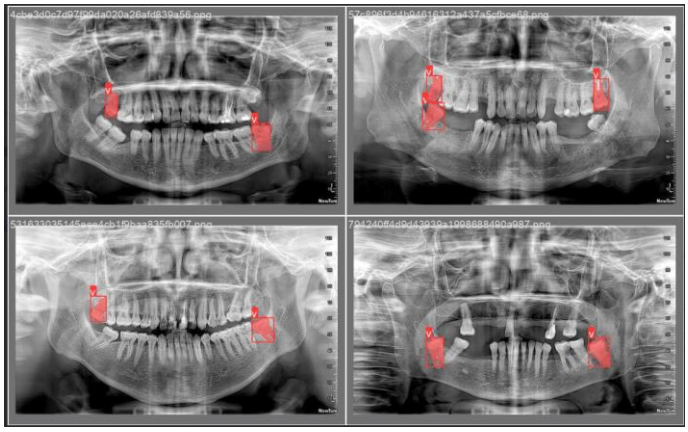


Figura D3. Val batch2

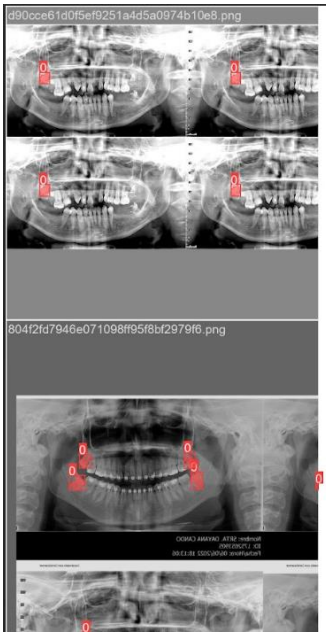


Figura D4. Val batch3

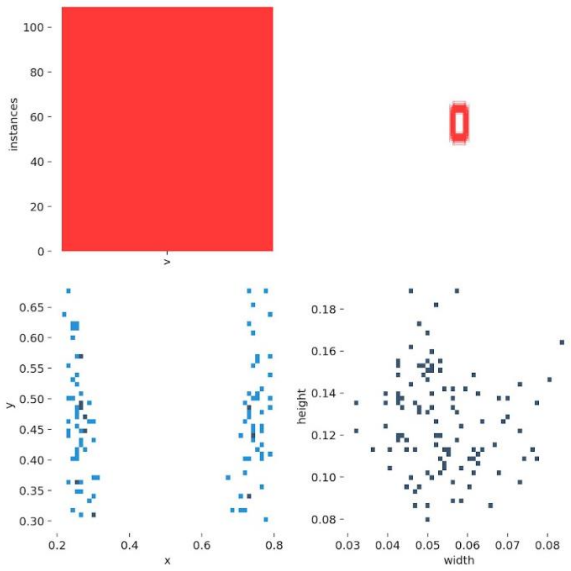


Figura D5. Labels

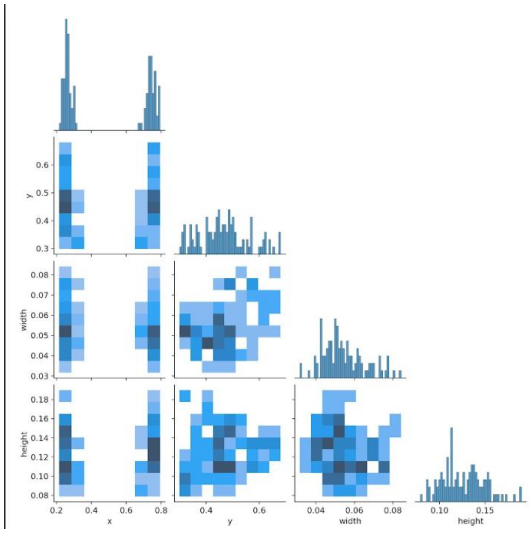


Figura D6. Labels correlogram

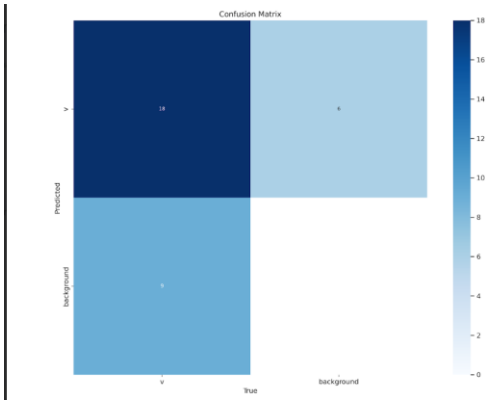


Figura D7. Confusion matriz

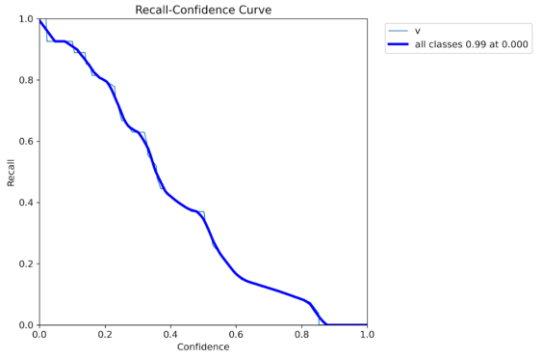


Figura D8. Recall

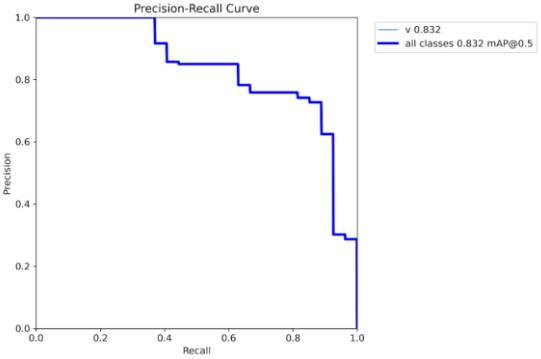


Figura D9. P-recall

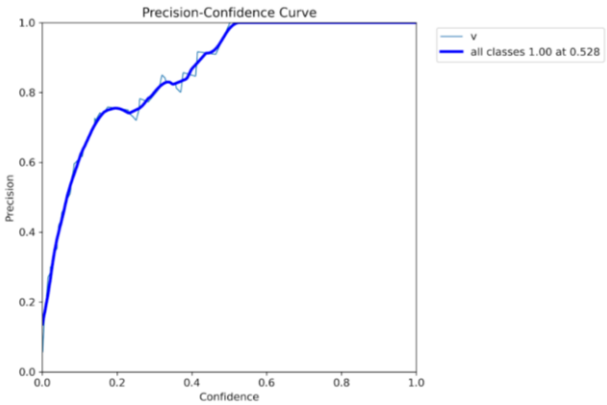


Figura D10. Precision curve

Anexo E. PRUEBAS DE FUNCIONAMIENTO

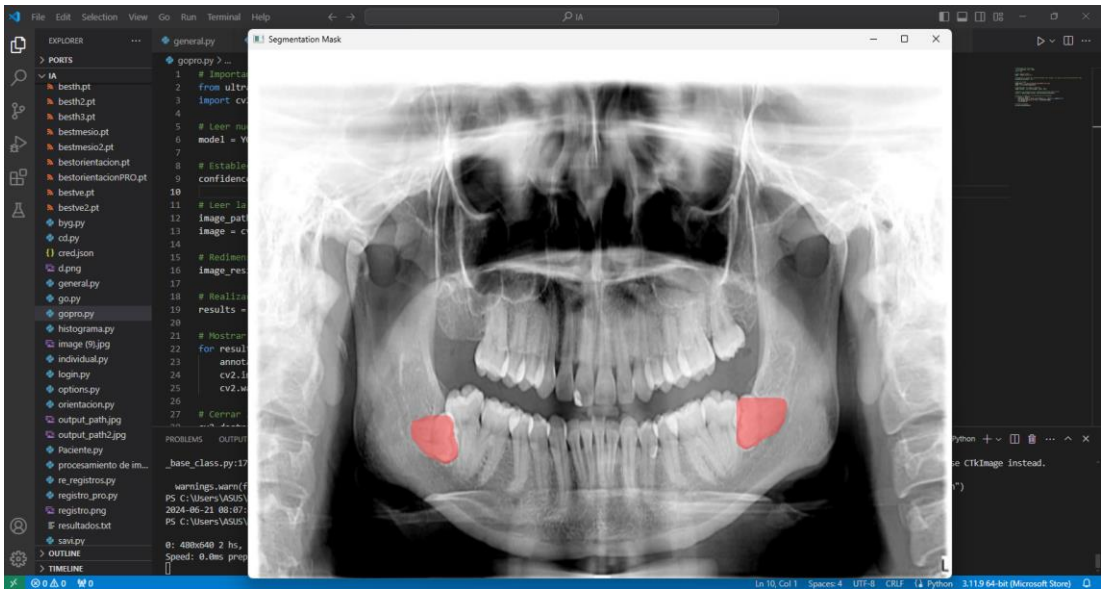


Figura E1. Prueba de funcionamiento Mesioangular.

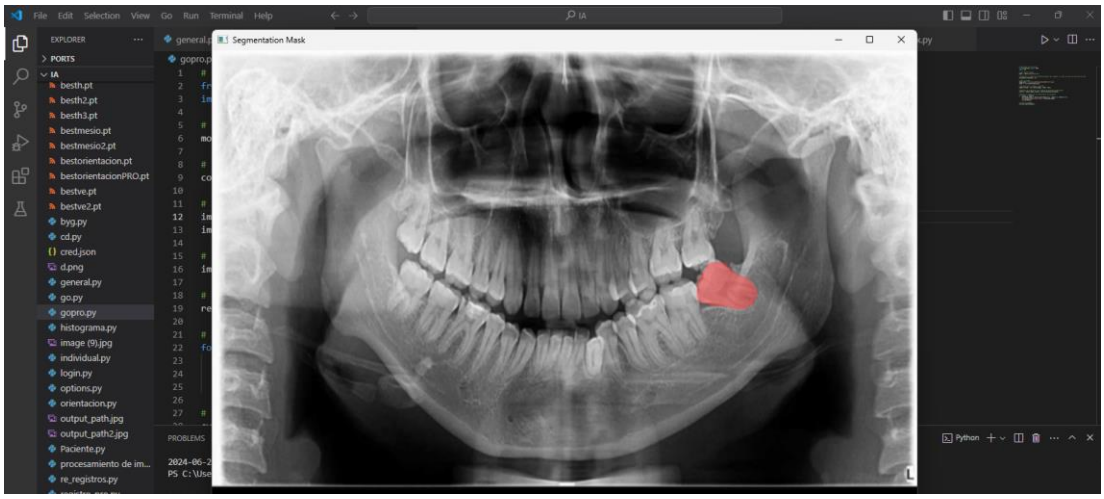


Figura E2. Prueba de funcionamiento Distoangular.

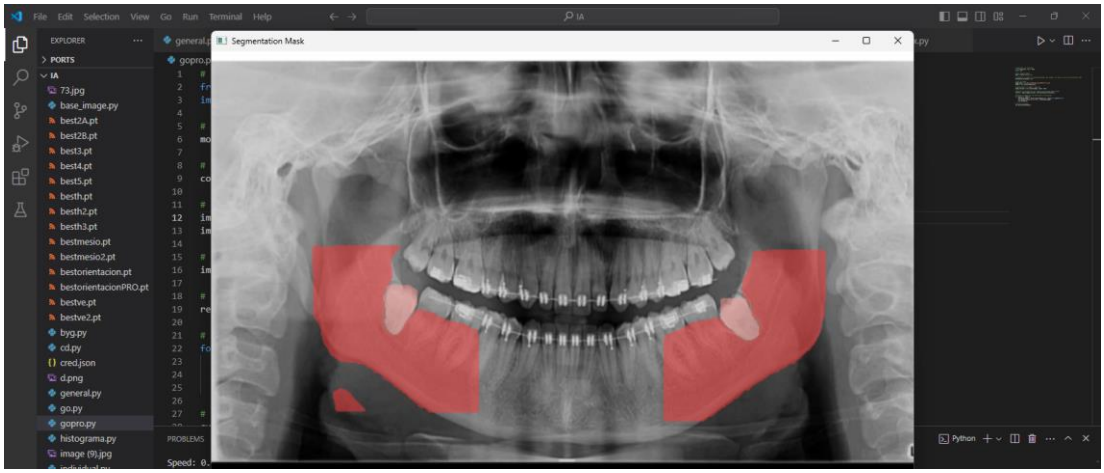


Figura E3. Prueba de funcionamiento Fase 1 Clase A.

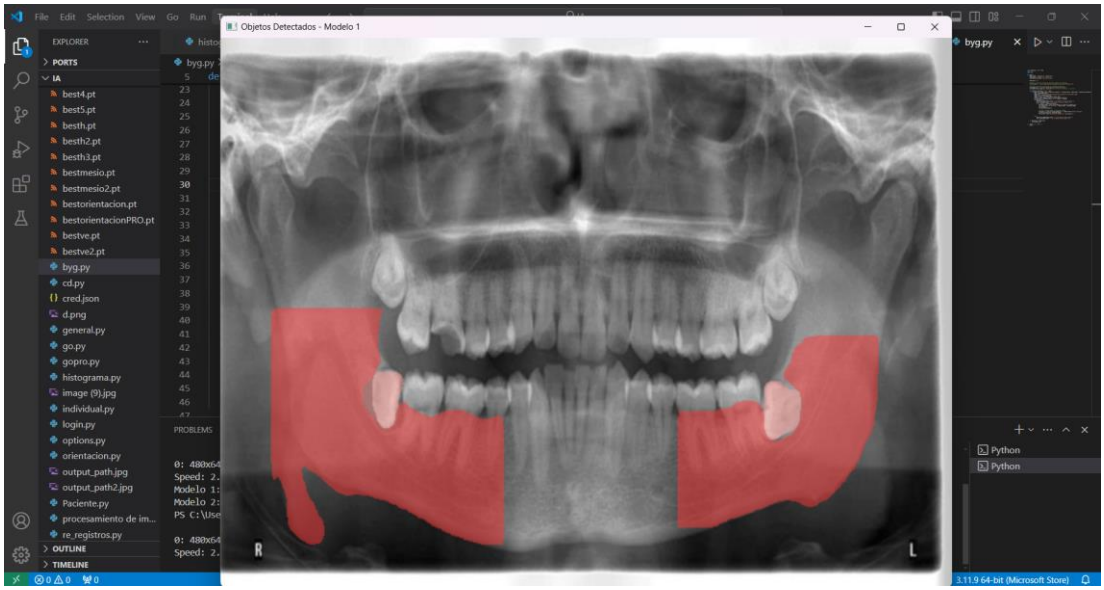


Figura E4. Prueba de funcionamiento Fase 2 Clase B.

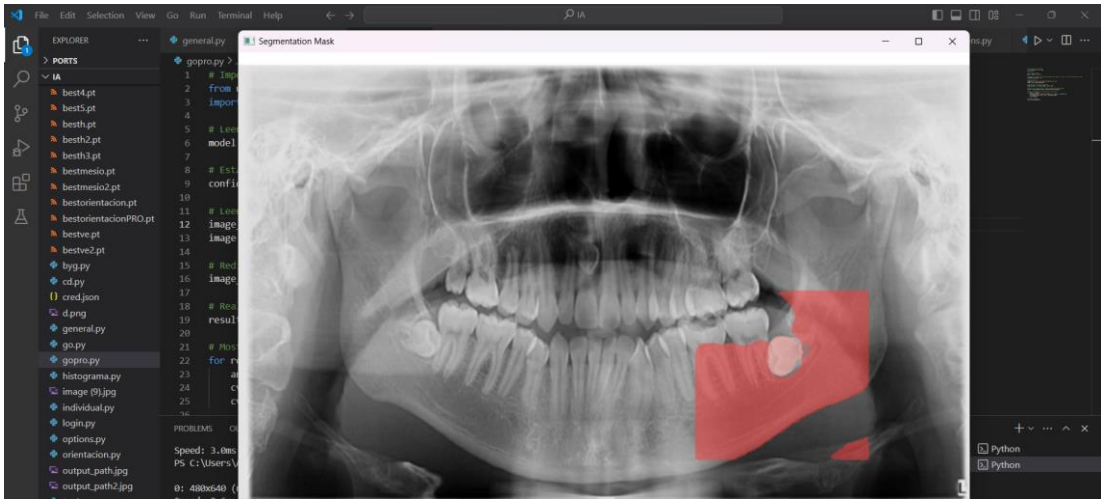


Figura E5. Prueba de funcionamiento Fase 3 Clase C.

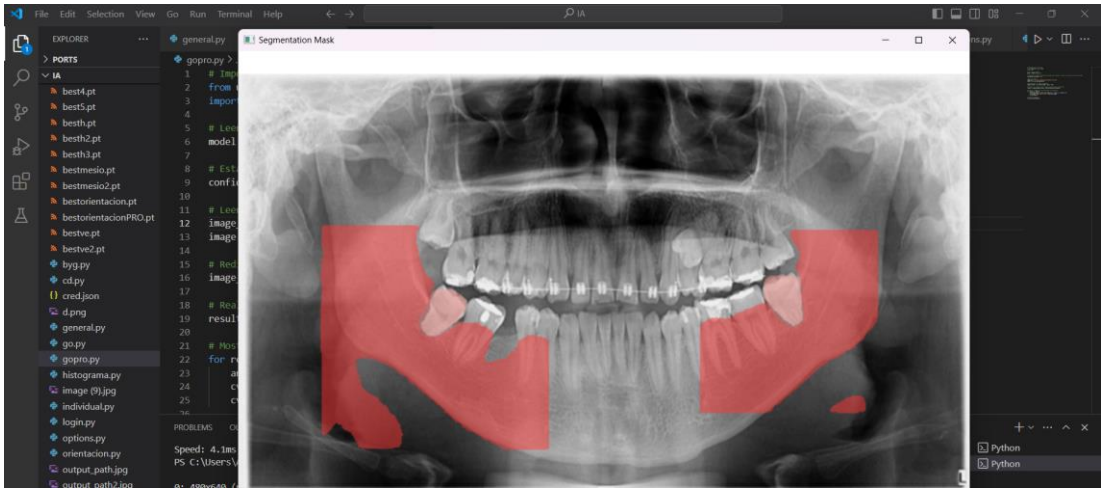


Figura E6. Prueba de funcionamiento Fase 2 Clase A.

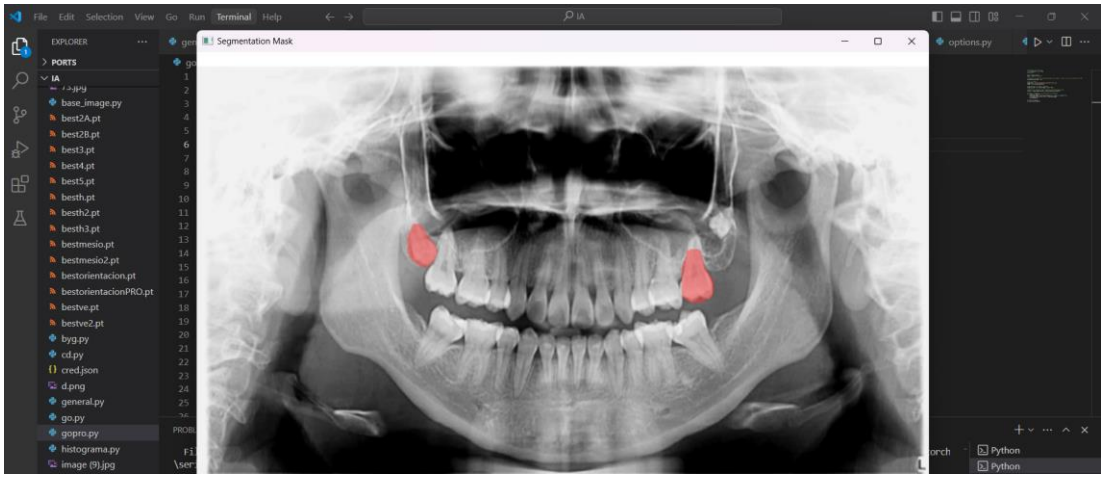


Figura E7. Prueba de funcionamiento Vertical.

Anexo F. MATRICES DE CORRELACIÓN

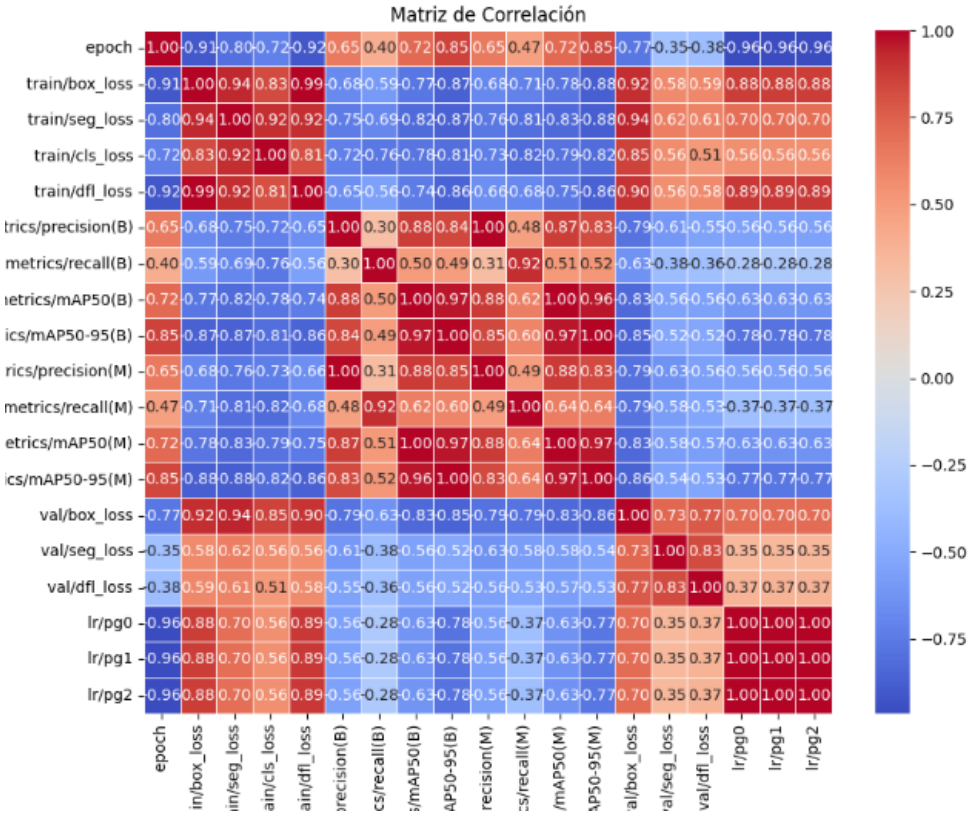


Figura F1. Matriz de correlación Mesioangular.

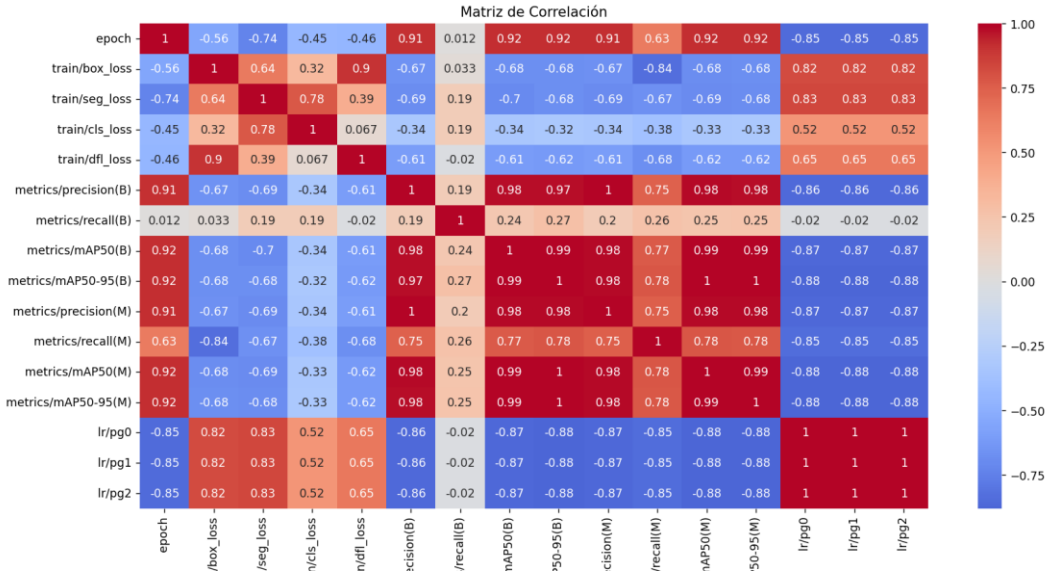


Figura F2. Matriz de correlación Distoangular.

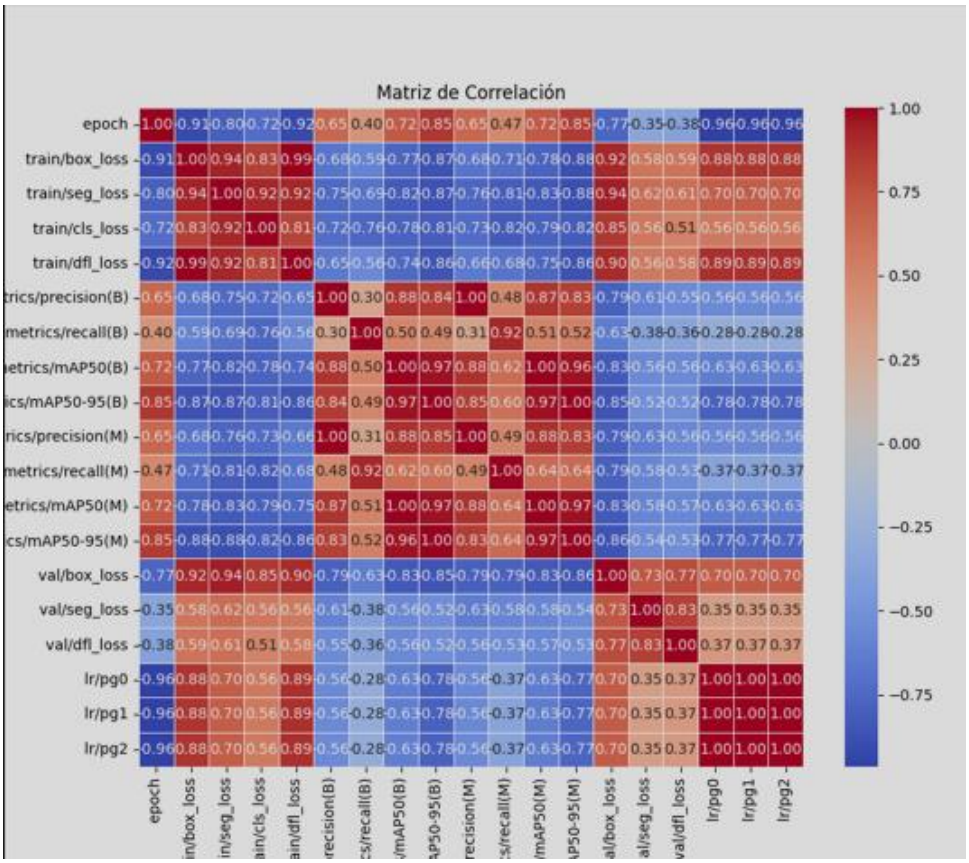


Figura F3. Matriz de correlación Vertical.

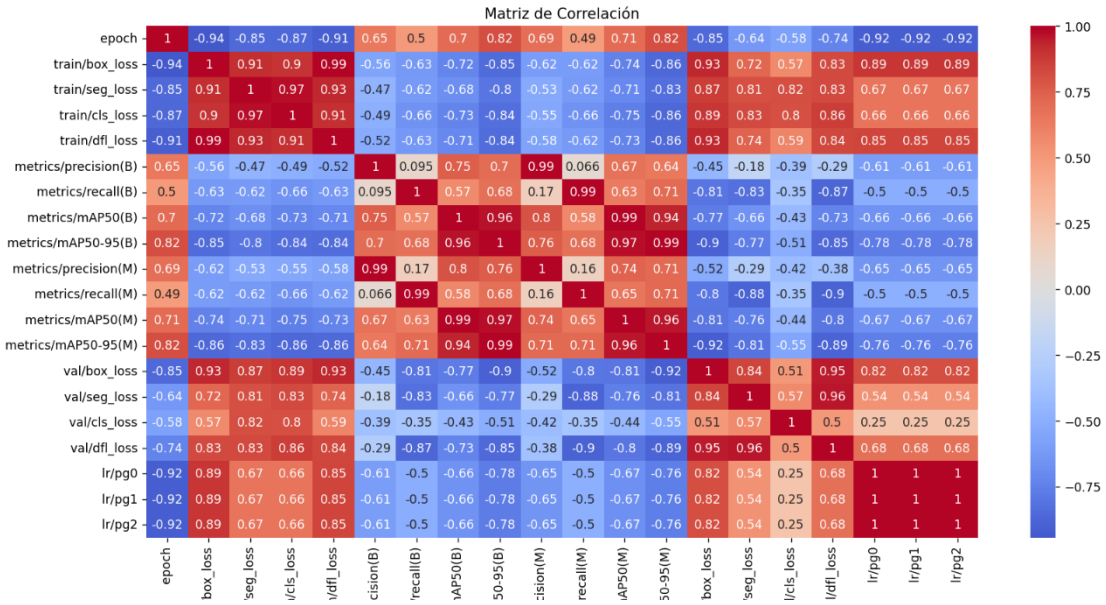


Figura F4. Matriz de correlación Horizontal.

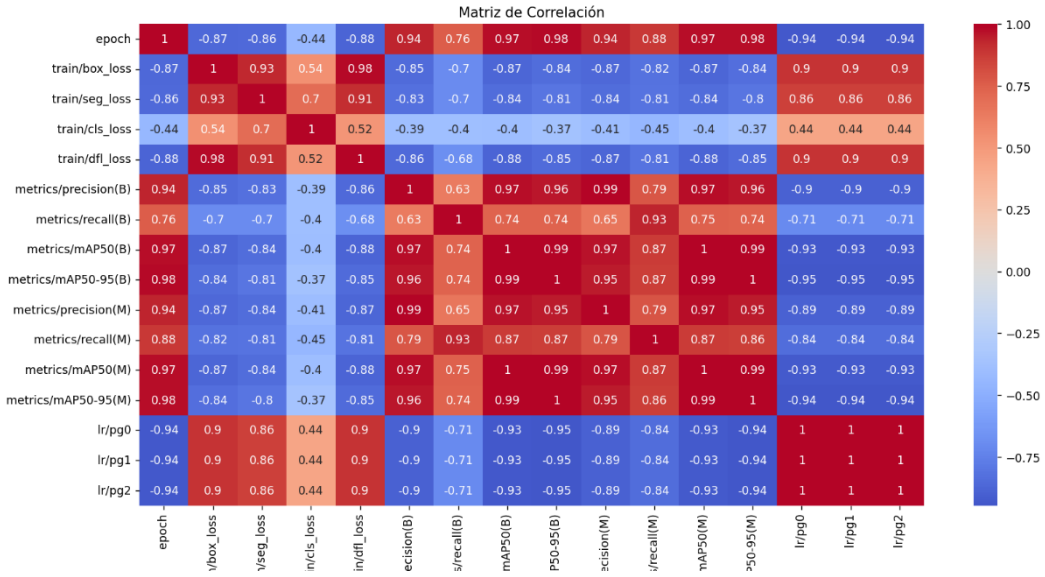


Figura F5. Matriz de correlación Fase 1 Clase A.

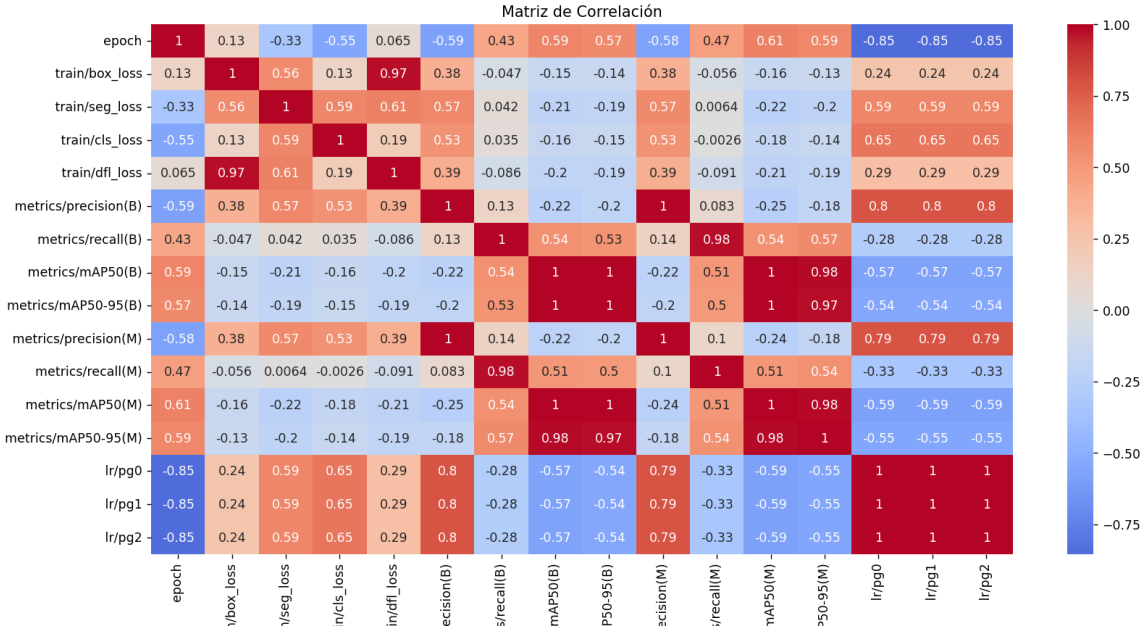


Figura F6. Matriz de correlación Fase 2 Clase B.

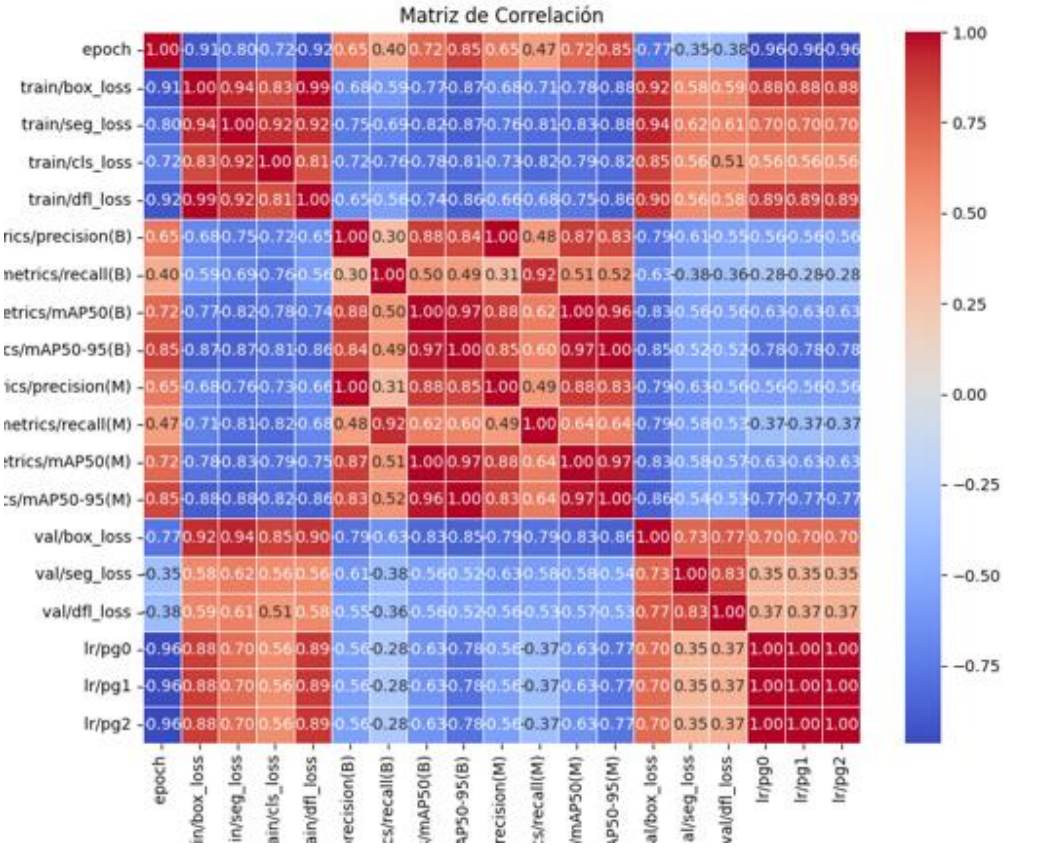


Figura F7. Matriz de correlación Fase 3 Clase C.

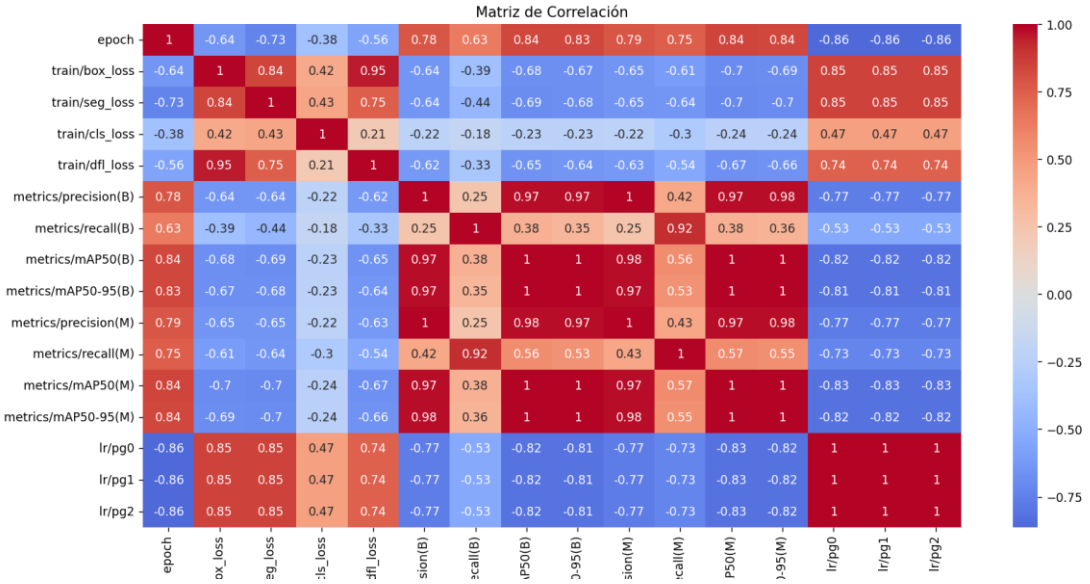


Figura F8. Matriz de correlación Fase 2 Clase C.

Anexo G. INTERFAZ GRÁFICA



Figura G1. Interfaz login

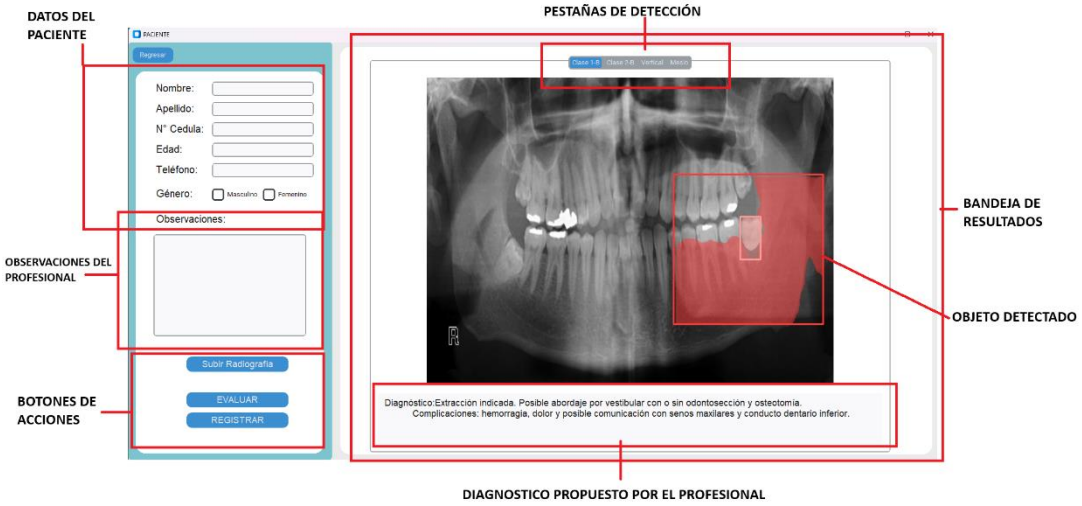


Figura G2. Interfaz paciente

Anexo H. AVAL DEL PROFESIONAL DE ODONTOLOGIA.

Carballo Aguilar
Odontología
Restaurando sonrisas_ generando confianza!!

CERTIFICADO

Ambato, 25/06/2024
Ingeniera, Mg.
Pilar Urrutia
DECANA

Facultad de Ingeniería en Sistemas, Electrónica e Industrial.

Presente. –

Yo, Angie Giovanna Carballo Aguilar, con cédula de ciudadanía N°1804894283, de especialidad de odontología con número de registro: 1019-2024-2900315, certifico que he revisado la funcionalidad del proyecto llamado "**SISTEMA DE EVALUACIÓN INTELIGENTE DE TERCEROS MOLARES BASADO EN APRENDIZAJE AUTOMÁTICO Y PROCESAMIENTO DE IMÁGENES**", el mismo que fue desarrollado por Juan Manuel Sánchez Villa, con cédula de identidad N°1600663122, estudiante de la carrera de Telecomunicaciones de la Facultad de Ingeniería en Sistemas, Electrónica e Industrial de la Universidad Técnica de Ambato.

Es así como después de haber realizado las pruebas necesarias me permito verificar la funcionalidad del sistema y puedo validar que los resultados obtenidos son aceptables en cuanto a la detección y clasificación de terceros molares, ayudando en la evaluación de los mismos.

Atentamente.

ANGIE GIOVANNA CARBALLO AGUILAR

.....

Dr. Angie Giovanna Carballo Aguilar
CI: 1804894283
CEL:0962545632

Anexo I. CÓDIGO DEL SISTEMA.

```
import cv2
```

```
import os
import firebase_admin
from firebase_admin import credentials, storage
import customtkinter as ctk
from PIL import Image, ImageTk

import subprocess

ctk.set_appearance_mode("light")

# Crear ventana
root = ctk.CTk()
root.title("PACIENTE")
root.geometry(f"{root.winfo_screenwidth()}x{root.winfo_screenheight()
}+0+0")

######_FRAME_############
# Frame principal
f = CTkFrame(master=root,fg_color="#7EC4CF",width=400, height=820)
f.place(relx=0, rely=0)

f2 = CTkFrame(master=f,fg_color="#FFFFFF",width=370, height=750,
corner_radius=20)
f2.place(relx=0.035, rely=0.07)

f3 = CTkFrame(master=root,fg_color="#FFFFFF",width=1165, height=800,
corner_radius=20)
f3.place(relx=0.26, rely=0.01)

  with open(txt_file_path, "w") as file:
        for model_path, model_name, tab_name, confidence_threshold,
comment in zip(model_paths, model_names, tab_names,
confidence_thresholds, comments):
            model = YOLO(model_path)
            image_path =
"C:/Users/ASUS/Desktop/dataset/bellygregory/Clase2faseA/15.png"
            image = cv2.imread(image_path)
            image_resized = cv2.resize(image, (800, 600))
            results = model(image_resized, conf=confidence_threshold)
            has_detection = any(len(result) > 0 for result in
results)
            if has_detection:
                detections.append(f"{model_name} ({tab_name}): Se
detectó al menos un objeto.")
                file.write(f"{model_name} ({tab_name}): Se detectó al
menos un objeto.\n")

                tab = tabview.add(tab_name)

                for i, result in enumerate(results):
```

```
                    annotated_image = result.plot(conf=True,
labels=False)


                    save_path = os.path.join(save_images_dir,
f"{tab_name}_detection_{i}.jpg")
                    cv2.imwrite(save_path, annotated_image)
                    file.write(f"Imagen de detección guardada en:
{save_path}\n")


                    upload_image(save_path,
f"{tab_name}_detection_{i}.jpg")


                    display_image(tab, save_path)


                comment_textbox = ctk.CTkTextbox(tab,
height=100,font=('Bold',18))
                comment_textbox.pack(padx=10, pady=10, fill="x")
                comment_textbox.insert("0.0", comment)
                comment_textbox.configure(state="disabled")

                upload_file(txt_file_path, "resultados.txt")
            else:
                detections.append(f"{model_name} ({tab_name}): No se
detectó ningún objeto.")
                file.write(f"{model_name} ({tab_name}): No se detectó
ningún objeto.\n")
    for detection in detections:
        print(detection)
```



UNIVERSIDAD TÉCNICA DE AMBATO

FACULTAD DE INGENIERÍA EN SISTEMAS, ELECTRÓNICA E INDUSTRIAL

CARRERA DE TELECOMUNICACIONES

Tema:

SISTEMA DE EVALUACIÓN INTELIGENTE DE TERCEROS MOLARES BASADO EN APRENDIZAJE AUTOMÁTICO Y PROCESAMIENTO DE IMÁGENES.

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: Juan Manuel Sánchez Villa

TUTOR: Ing. Andrea Patricia Sánchez Zumba, Mg.

Ambato - Ecuador

agosto – 2024

APROBACIÓN DEL TUTOR

En calidad de tutor del trabajo de titulación con el tema: SISTEMA DE EVALUACIÓN INTELIGENTE DE TERCEROS MOLARES BASADO EN APRENDIZAJE AUTOMÁTICO Y PROCESAMIENTO DE IMÁGENES, desarrollado bajo la modalidad Proyecto de Investigación por el señor Juan Manuel Sanchez Villa, 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.

Ing. Andrea Patricia Sánchez Zumba, Mg.

TUTOR

AUTORÍA

El presente trabajo de titulación con el tema: SISTEMA DE EVALUACIÓN INTELIGENTE DE TERCEROS MOLARES BASADO EN APRENDIZAJE AUTOMÁTICO Y PROCESAMIENTO DE IMÁGENES, 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.

Juan Manuel Sánchez Villa

C.C. 16006663122

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.

Juan Manuel Sánchez Villa

C.C.1600663122

AUTOR

APROBACIÓN DEL TRIBUNAL DE GRADO

En calidad de par calificador del informe final del trabajo de titulación presentado por el señor Juan Manuel Sánchez Villa, estudiante de la Carrera de Telecomunicaciones, de la Facultad de Ingeniería en Sistemas, Electrónica e Industrial, bajo la Modalidad Proyecto de Investigación, titulado SISTEMA DE EVALUACIÓN INTELIGENTE DE TERCEROS MOLARES BASADO EN APRENDIZAJE AUTOMÁTICO Y PROCESAMIENTO DE IMÁGENES, 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.

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

Ing. Jesús Guamán Molina, Mg
PROFESOR CALIFICADOR

Dr. Freddy Benalcázar Palacios, Mg
PROFESOR CALIFICADOR

DEDICATORIA

Este proyecto va dedicado a cada miembro de mi familia, los pilares fundamentales de mi vida. Especialmente a mis padres, quienes me motivan e inspiran a seguir por mucho más.

A mi madre María Rosa, quien siempre estuvo ahí en constante comunicación, velo por mí, por tu incondicional amor y paciencia que siempre me has demostrado.

A mi padre Juan Manuel, quien siempre me apoyo y motivo, con su carisma y sobre todo con su amor, sin importar adversidad que se presente, nunca dejó de ser un padre amoroso.

A mi hermano Tito Rolando quien me apoyó en toda mi travesía universitaria como un padre y un increíble mentor, por tu paciencia y protección.

A mis hermanas Martha y Verónica, quienes me cuidaron desde muy pequeño, siempre preocupándose por mí hasta ahora, y por su amor incondicional.

A mis dos últimos hermanos, pero no menos importantes, Guido y John, por su trabajo e inspiración que llena de motivación y orgullo.

Papá, mamá, hermanos, quizás me aguante las lágrimas, en el momento de obtener este título, pero de solo mirarlos a sus ojos y saber todo lo que han hecho por mí, estoy eternamente agradecido, los amo y Dios le pague.

Con mucho amor y cariño, juanSaVi.

AGRADECIMIENTO

Quiero expresar mi sincero agradecimiento a todas las personas que han sido parte antes y durante de todo mi trayecto académico.

Agradezco eternamente a mi familia, quienes desde que me propuse alcanzar este logro siempre estuvieron conmigo. Hoy, juntos, lo hemos conseguido.

A Juan x2, Erick, Will, Panchito, Tavaquin, Fiallos, Duran, Wizard, Chon, Shirley e Isa, gracias por su amistad, su apoyo y todos los momentos vividos juntos. Han hecho que este trayecto académico sea único y memorable.

Al Grupo de los Trolls, gracias por su apoyo y por los momentos que hemos compartido juntos. Aprecio las salidas y las noches en vela jugando. Recuerden siempre bloquear Ekko.

A Angie y Tito, por su ayuda profesional y su amistad, me encuentro muy agradecido por el apoyo brindado durante el desarrollo de este proyecto.

A mi tutora de tesis, la ingeniera Andrea Sánchez, por dedicar su tiempo a apoyarme y guiarme. Su orientación ha sido fundamental para alcanzar este logro.

Con gratitud y aprecio, juanSaVi.

ÍNDICE GENERAL DE CONTENIDOS

APROBACIÓN DEL TUTOR ..... **II**

AUTORÍA ..... **III**

DERECHOS DE AUTOR ..... **IV**

APROBACIÓN DEL TRIBUNAL DE GRADO ..... **V**

DEDICATORIA ..... **VI**

AGRADECIMIENTO ..... **VII**

ÍNDICE GENERAL DE CONTENIDOS ..... **VIII**

ÍNDICE DE TABLAS ..... **XII**

ÍNDICE DE ANEXOS ..... **XVIII**

RESUMEN EJECUTIVO ..... **XIX**

ABSTRACT ..... **XX**

CAPÍTULO I. MARCO TEÓRICO **1**

1.1 Tema de investigación 1

Sistema de evaluación inteligente de terceros molares basado en aprendizaje automático y procesamiento de imágenes. 1

1.1.1 Planteamiento del problema 1

1.2 Antecedentes investigativos 3

1.3 Fundamentación teórica 5

1.3.1 Inteligencia Artificial 5

1.3.2 Procesamiento digital de imágenes 8

1.3.3 IA con Procesamiento de imágenes. 11

1.3.4 Adquisición de imágenes 11

1.3.5 Visión Artificial. 12

1.3.6 Reconocimiento de patrones 12

1.3.7 Plataformas basadas en la nube 13

1.3.8 Algoritmos de Visión Artificial 14

1.3.9 Arquitectura del modelo interno de Yolov8x 15

1.3.10 Plataformas de etiquetado 23

1.3.11 Odontolog-IA 26

1.3.12 Odontología 26

1.3.13 Radiografías panorámicas 27

1.3.14 Terceros Molares 28

1.3.15 Clasificación de Terceros Molares 28

1.4 Objetivos 30

1.4.1 Objetivo general 30

1.4.2 Objetivos específicos 30

CAPÍTULO II. METODOLOGÍA 31

2.1 Materiales 31

2.2 Métodos 32

2.2.1 Modalidad de la investigación 32

2.2.2 Recolección de información 32

2.2.3 Procesamiento y análisis de datos 33

CAPÍTULO III. RESULTADOS Y DISCUSIÓN 34

3.1 Desarrollo de la propuesta 34

3.1.1 Definición de los elementos para la propuesta 34

3.1.2 Tecnologías utilizadas 37

3.1.3 Arquitectura del sistema 42

3.1.4 Descripción del sistema de detección 43

3.1.5 Diseño del sistema 44

3.1.6 Entrenamiento del Sistema 59

3.1.7 Pruebas de Funcionamiento 69

3.2 Validación de resultados 79

3.2.1 Matriz de confusión de Winter: Mesioangular 80

3.2.2 Matriz de confusión de Winter: Vertical 81

3.2.3 Matriz de confusión de Winter: Distoangular 82

3.2.4 Matriz de confusión de Winter: Horizontal 83

3.2.5 Matriz de confusión de Winter: Invertido 84

3.2.6 Matriz de confusión de Pell y Gregory: Fase 1 Clase A 85

3.2.7 Matriz de confusión de Pell y Gregory: Fase 1 Clase B 86

3.2.8 Matriz de confusión de Pell y Gregory: Fase 1 Clase C 87

3.2.9 Matriz de confusión de Pell y Gregory: Fase 2 Clase A 88

3.2.10 Matriz de confusión de Pell y Gregory: Fase 2 Clase B 89

3.2.11 Matriz de confusión de Pell y Gregory: Fase 2 Clase C 90

3.2.12 Matriz de confusión de Pell y Gregory: Fase 3 Clase C 91

3.2.13 Validación de resultados 92

3.3 Presupuesto 104

CAPÍTULO IV. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES 106

4.1 Conclusiones 106

4.2 Recomendaciones..... 107

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS 108

ANEXOS 113

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1. Características del procesamiento de imágenes [16] 10

Tabla 2. Aplicaciones del procesamiento digital de imágenes [17] 11

Tabla 3. Capa de convoluciones del Backbone 18

Tabla 4. Capa de Head 19

Tabla 5. Detectores de Head 20

Tabla 6. Parámetros de red neuronal 23

Tabla 7. Características del software seleccionado 31

Tabla 8. Características del Hardware seleccionado 31

Tabla 9. Recolección de información 33

Tabla 10. Clasificación de Winter [40] 35

Tabla 11. Clasificación de Pell y Gregory [40] 36

Tabla 12. Características de los lenguajes de programación [41], [42], [43] 37

Tabla 13. Plataformas basadas en la nube [23],[24],[25] 38

Tabla 14. Arquitecturas de Visión Artificial [44],[45],[46] 39

Tabla 15. Características de las versiones de Yolov8 [47] 40

Tabla 16. Versiones de Yolov8 [47] 40

Tabla 17. Bibliotecas requeridas del sistema 45

Tabla 18. Importación de librerías 46

Tabla 19. Características de la base de datos 53

Tabla 20. Base de datos por caso clínico Molar 54

Tabla 21. Distribución de clases 55

Tabla 22. Parámetros para el entrenamiento 59

Tabla 23. Tabla de resultados de entrenamientos 64

Tabla 24. Matriz de confusión Mesioangular 80

Tabla 25. Matriz de confusión Vertical 81

Tabla 26. Matriz de confusión Distoangular 82

Tabla 27. Matriz de confusión Horizontal 83

Tabla 28. Matriz de confusión Invertido 84

Tabla 29. Matriz de confusión Fase 1 Clase A 85

Tabla 30. Matriz de confusión Fase 1 Clase B 86

Tabla 31. Matriz de confusión Fase 1 Clase C 87

Tabla 32. Matriz de confusión Fase 2 Clase A 88

Tabla 33. Matriz de confusión Fase 2 Clase B 89

Tabla 34. Matriz de confusión Fase 2 Clase C 90

Tabla 35. Matriz de confusión Fase 3 Clase C 91

Tabla 37. Presupuesto 105

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1.Machine Learning [10] 6

Figura 2. Deep Learning [11] 6

Figura 3.Funcionamiento de una neurona [12] 7

Figura 4. Red Neuronal [12] 7

Figura 5. Procesamiento de imágenes [13] 8

Figura 6. Sistema de DSP [14] 9

Figura 7. SDPI (Índice de Procesamiento en el Dominio Espacial) [15] 9

Figura 8. Arquitectura YOLOv8 [30] 15

Figura 9. Pirámide de bloques de Backbone [29] 16

Figura 10. Capa de convoluciones del Backbone [29] 17

Figura 11. Arquitectura de Head [29] 18

Figura 12. Capas de convoluciones de Head [29] 19

Figura 13. Estructura de bloque C2f [29] 21

Figura 14. Estructura de bloque Bottleneck [29] 21

Figura 15. Estructura de bloque SPPF [29] 22

Figura 16. Estructura de bloque Conv [29] 22

Figura 17. Estructura de bloque de Detect [29] 23

Figura 18. Interfaz de Labelme 24

Figura 19. Interfaz de Keylabs [31] 25

Figura 20. Interfaz de VoTT [32] 26

Figura 21. Radiografía panorámica [35] 27

Figura 22. Clasificación de Pell y Gregory [38] 29

Figura 23. Clasificación de Winter [39] 29

Figura 24. Arquitectura del sistema 42

Figura 25. Diagrama de bloques del sistema 44

Figura 26. Diagrama de flujo de la etapa de adquisición 46

Figura 27. Diagrama de flujo del procesamiento de imágenes 48

Figura 28. Registro de resultados 50

Figura 29. Arquitectura de la base de datos 52

Figura 30. Coordenadas y Clases 55

Figura 31. Localización del objeto 56

Figura 32. Etiquetado del sistema 56

Figura 33. Archivo de salida del proceso de etiquetado 57

Figura 34. Proceso de cargar la base de datos 57

Figura 35. Modelo neuronal 58

Figura 36. Compilación del modelo de la red neuronal 58

Figura 37. Entrenamiento de la IA 60

Figura 38. Inicio del entrenamiento 60

Figura 39. Entrenamiento de la IA por épocas 60

Figura 40. IA entrenada 61

Figura 41. Última época de entrenamiento 61

Figura 42. Gráficas que proporciona YOLOv8x 61

Figura 43. Gráficas enviadas al Drive 62

Figura 44. Resultados del entrenamiento con 100 épocas 62

Figura 45. Resultados del entrenamiento con 55 épocas 63

Figura 46. Precisión del modelo con 100 épocas 63

Figura 47. Precisión del modelo con 45 épocas 64

Figura 48. Imagen radiográfica original 65

Figura 49. Histograma de la imagen original 66

Figura 50. Imagen a escala de grises 66

Figura 51. Histograma de imagen a escala de grises 67

Figura 52. Base de autentificación en fire base 68

Figura 53. Credenciales de Base autentificador 68

Figura 54. Interfaz Gráfica 68

Figura 55. Registro de usuario 69

Figura 56. Usuarios registrados 70

Figura 57. Panel menú 70

Figura 58. Interfaz de Nuevo Paciente 71

Figura 59. Registro del paciente 72

Figura 60. Molar Clase 1-A detectado 72

Figura 61. Molar Vertical detectado 73

Figura 62. Datos del paciente 73

Figura 63. Imágenes de evaluación del paciente 73

Figura 64. Registro del paciente 74

Figura 65. Molar Clase 1-B detectado 74

Figura 66. Molar Clase 2-B detectado 75

Figura 67. Molar vertical detectado 75

Figura 68. Molar mesioAngular detectad 76

Figura 69. Datos del paciente 76

Figura 70. Imágenes de evaluación del paciente 76

Figura 71. Registro del paciente 77

Figura 72. Molar Clase 2-A detectado 77

Figura 73. Molar vertical detectado 78

Figura 74. Molar Horizontal detectado 78

Figura 75. Datos del paciente 78

Figura 76. Imágenes de evaluación del paciente 79

Figura 77. Matriz de confusión 103

ÍNDICE DE ANEXOS

Anexo A. CARACTERÍSTICAS DEL EQUIPO PC 113

Anexo B. ETIQUETADO DE CASOS CLINICOS MOLARES 114

Anexo C. GRÁFICAS DE ENTRENAMIENTOS. 117

Anexo D. ARCHIVOS ENTREGADOS POR YOLO 120

Anexo E. PRUEBAS DE FUNCIONAMIENTO 124

Anexo F. MATRICES DE CORRELACIÓN 127

Anexo G. INTERFAZ GRÁFICA 131

Anexo H. AVAL DEL PROFESIONAL DE ODONTOLOGIA. 132

Anexo I. CÓDIGO DEL SISTEMA. 133

RESUMEN EJECUTIVO

En este proyecto se exploran las características anatómicas de los terceros molares y la aplicación de técnicas avanzadas de aprendizaje automatizado y procesamiento de imágenes para su evaluación. Se utilizaron las clasificaciones de Pell-Gregory y Winter para estructurar la base de datos con 2592 casos clínicos en 12 categorías principales, lo que permitió entrenar modelos precisos utilizando el algoritmo YOLO en su versión YOLOV8x. La selección de herramientas y software adecuados fue fundamental para el desarrollo exitoso del modelo de Inteligencia Artificial, la plataforma Google Colab se eligió para el entrenamiento debido a su alta velocidad de procesamiento, lo cual permitió alcanzar un entrenamiento óptimo entre 45 y 55 épocas en cada categoría de los terceros molares.

Además, se desarrolló de una interfaz para la evaluación de terceros molares se logró mediante CustomTkinter, ya que el YOLOv8 tiene una amplia compatibilidad de librerías en Python en comparación con versiones anteriores y otros algoritmos de Visión Artificial disponibles que facilitó la creación de una plataforma interactiva y amigable para los profesionales de Odontología. Además, para la gestión y almacenamiento de datos clínicos, se implementó Firebase Admin, permitiendo la recopilación y organización de los resultados de cada caso clínico. Esto llevo al desarrollo de una plantilla clínica odontológica integral que incluye los parámetros esenciales necesarios para las revisiones posteriores por parte de los odontólogos.

En conjunto, este sistema avanzado mejora la precisión en el diagnóstico y evaluación de terceros molares, optimizando la práctica odontológica mediante una integración efectiva de tecnologías de Inteligencia Artificial y herramientas de desarrollo, proporcionando un enfoque eficiente y preciso en el manejo de datos clínicos.

Palabras clave: Yolo, Winter, Pell y Gregory, Fire base, Python, Labelme.

ABSTRACT

This project explores the anatomical characteristics of third molars and applies advanced techniques in automated learning and image processing for their evaluation. The Pell and Gregory, and Winter classifications were used to structure a database of 2592 instances into 12 main categories, enabling precise model training using the YOLO algorithm in its YOLOv8x version. The selection of appropriate tools and software was pivotal for the successful development of the artificial intelligence model; Google Colab was chosen for training due to its high processing speed, achieving optimal training within 45 to 55 epochs for each category of third molars.

Additionally, an interface for third molar evaluation was developed using CustomTkinter, leveraging YOLOv8's extensive compatibility with Python libraries compared to earlier versions and other available artificial vision algorithms. This facilitated the creation of an interactive and user-friendly platform for dental professionals. For clinical data management and storage, Firebase Admin was implemented, enabling the collection and organization of results from each clinical case. This led to the development of a comprehensive dental clinical template containing essential parameters necessary for subsequent reviews by dentists.

Overall, this advanced system enhances accuracy in diagnosing and evaluating third molars, optimizing dental practices through effective integration of artificial intelligence technologies and development tools, providing an efficient and precise approach to managing clinical data.

Keywords: Yolo, Winter, Pell and Gregory, Fire base, Python, Labelme.

CAPÍTULO I. MARCO TEÓRICO

1.1 Tema de investigación

Sistema de evaluación inteligente de terceros molares basado en aprendizaje automático y procesamiento de imágenes.

1.1.1 Planteamiento del problema

La influencia de la tecnología en la vida cotidiana es cada vez más notoria, como en la medicina, la industria y la seguridad, entre otros. Uno de los ejemplos más sobresalientes se manifiesta en el ámbito de la salud, donde las herramientas tecnológicas están adquiriendo una relevancia significativa como diseño de prótesis dentales y control de tratamientos.

Uno de estos casos, a nivel global, se han realizado cirugías maxilofaciales dedicadas al tratamiento de diversas afecciones que afectan la boca, la mandíbula, así como la región craneal y cervical. Entre los desafíos patológicos más extendidos a nivel mundial se encuentra la impacción dental, que se manifiesta cuando un diente no puede o no logra emerger en su posición funcional normal [1].

En el grupo de edades entre los 17 y 30 años, la mayoría de las personas han experimentado intervenciones quirúrgicas, particularmente relacionadas con la extracción de piezas dentales, tratamientos ortodónticos y razones protésicas. Un estudio en Medellín, Colombia, evaluó terceros molares en 157 historias clínicas; la mayoría siendo mujeres. Donde existían datos específicos sobre la prevalencia de impactación de los terceros molares, presentando síntomas como dolor agudo, inflamación, molestia al masticar, dolor de garganta, dolor de cabeza y mal aliento. Adicionalmente, un 40.8% busca tratamiento ortodóntico, mientras que un 13.4% acude por razones protésicas. En total se evaluaron 515 terceros molares. Los resultados indican que el tercer molar más impactado fue el 28 (25.6%), seguido por el 18 (25.4%), el 48 (24.6%) y el 38 (24.2%). El 61.9% de las personas se sometieron a la extracción de todos sus terceros molares, siendo más común encontrar terceros

molares impactados en el maxilar superior en ambos géneros. El 38.1% a pesar de presentar síntomas que indican problemas con los terceros molares, estos no tenían relación con los mismos, a pesar de usar métodos de clasificación como los de Pell, Gregory y Winter, los cuales consideran el grado de impactación, la angulación de los molares y su relación con el borde de la rama mandibular, basándose principalmente en la evaluación visual por parte del odontólogo. Estos eran producidos por problemas de encías, Trastornos de la articulación temporomandibular (ATM), caries o infecciones en otras piezas dentales, a pesar de que estos fueran diagnosticados para una intervención quirúrgica, se pudo evitar al realizar estudios más exhaustivos tomando un más de tiempo [2].

A nivel nacional, el Ministerio de Salud proporciona información esencial para mejorar la salud bucal siguiendo protocolos publicados por última vez en 2014 y que han estado siendo empleados hasta el día de hoy. A pesar de que estos aún se encontraban en proceso de actualización, la llegada de la pandemia del COVID-19 ha impedido la actualización de estos protocolos hasta la fecha. Esta falta de actualización dificulta la obtención de datos actuales que permitan comprender la prevalencia de los terceros molares retenidos, incluyendo sus posiciones, angulación y otras características en la población ecuatoriana. La ausencia de esta información obstaculiza la toma de decisiones clínicas y la planificación de estrategias de prevención junto a tratamientos en el campo de la Odontología. Además, en el último protocolo publicado, indica un máximo de 45 minutos en cada cita, la mayoría de los diagnósticos, siendo estos forzosos a una evaluación inmediata y toma de decisiones apresuradas, evitando un estudio más exhaustivo.

Por lo tanto, dentro del Ecuador, en el área de la Odontología se indica que el 55% de casos clínicos en la población son diagnósticos de problemas de encías o caries no relacionadas con los terceros molares. El otro 45% son casos que presentan síntomas de impactación de los terceros molares. La mayoría de los casos se diagnostican como Odontectomía; extracción del tercer molar por procedimiento quirúrgico causado por una toma de decisión forzosa [3].

A nivel de Tungurahua en la ciudad de Ambato, en los distintos centros de Salud existe la atención odontológica, pero en su mayoría brindan una atención básica de

tratamientos de caries y extracción de piezas dentales, en casos relacionados con los terceros molares estos llegan a tomar mucho tiempo, ya que se debe hacer uso de Equipos de Rayos X previamente al diagnóstico. Por lo tanto, muchos de los pacientes por falta de una buena atención clínica optan por acudir a entidades privadas por una atención inmediata donde por lo general no solo el paciente se realiza una Radiografía panorámica dental, sino también una Radiografía periapical. Un profesional Odontológico de la provincia manifestó que esta segunda radiografía se realiza por la falta de visión detallada de las piezas dentales de la Radiografía panorámica, causando gastos excesivos para un diagnóstico más exhaustivo [4].

La falta de una evaluación eficiente y precisa de terceros molares en pacientes, de la dependencia significativa de una evaluación manual, donde la interpretación subjetiva de imágenes radiográficas puede llevar a diagnósticos inconsistentes y a errores en la identificación de condiciones relacionadas con terceros molares. Además, debido a limitaciones de tiempo en la práctica clínica, los profesionales de la salud pueden verse presionados para realizar evaluaciones superficiales o apresuradas, lo que compromete la calidad de la atención. La falta de una experiencia uniforme entre los profesionales en la evaluación de terceros molares también contribuye a esta problemática, generando error al diagnosticar problemas de manera efectiva.

Las consecuencias de este problema son significativas, porque afecta a los profesionales de la salud y a los pacientes. Los diagnósticos erróneos o tardíos de condiciones relacionadas con terceros molares pueden resultar en procedimientos quirúrgicos innecesarios o la omisión de tratamientos adecuados, lo que tiene implicaciones directas en la calidad de la atención y la satisfacción de los pacientes. Además, esto genera la pérdida de tiempo y recursos para los profesionales, para las instituciones de atención médica y por supuesto para los mismos pacientes.

1.2 Antecedentes investigativos

En 2023, Vathsala Patil y colaboradores de Manipal College of Dental Sciences, en la investigación "Evaluación de la edad a través de la longitud de las raíces de los segundos y terceros molares permanentes mandibulares mediante aprendizaje automático y redes neuronales artificiales", en el cual se utilizó el software ImageJ

para medir la longitud de las raíces mesiales y distales. Se archivaron datos de 1000 radiografías panorámicas de pacientes de entre 12 y 25 años, y se utilizaron modelos como máquina de vectores de soporte (SVM) y bosque aleatorio (RF) para entrenar, probar y analizar las mediciones. La raíz mesial del tercer molar del lado derecho fue un buen predictor de la edad, con el SVM mostrando la mayor precisión del 86,4% para la clase 2. En general, el estudio demostró que el modelo de aprendizaje profundo funcionó mejor que los modelos de aprendizaje automático para la predicción de la edad [5].

En 2022, Eunhye Choi y colaboradores de la Universidad Nacional de Seúl, en la investigación “Inteligencia Artificial en el posicionamiento entre el tercer molar mandibular y el nervio alveolar inferior en radiografía panorámica”, en el cual se desarrolló un modelo de Inteligencia Artificial para determinar dos relaciones posicionales entre el tercer molar mandibular y el nervio alveolar inferior cuando se superponían en radiografías panorámicas. Se utilizaron 571 imágenes panorámicas para el estudio, y se entrenó un modelo de red neuronal convolucional profunda con arquitectura ResNet-50. Los resultados mostraron que el modelo de IA tuvo un mejor rendimiento en la determinación de la posición vestibulolingual (exactitud 0,76, precisión 0,83, recuperación 0,67 y puntuación F1 0,73) en comparación con la determinación de la posición de contacto real (exactitud 0,63, precisión 0,62, recuperación 0,63 y puntuación F1 0,61), superando en precisión a los especialistas en cirugía oral y maxilofacial [6].

En 2022, Mahmut Emin Celik, en la investigación “Herramienta de detección basada en aprendizaje profundo para terceros molares mandibulares impactados”, en el cual se desarrolló un sistema de detección asistido por computadora utilizando redes neuronales convolucionales profundas para identificar terceros molares impactados en radiografías panorámicas. Se utilizó un conjunto de 440 radiografías panorámicas de 300 pacientes y se probaron diferentes arquitecturas como Faster RCNN con ResNet50, AlexNet, VGG16, y YOLOv3. El modelo YOLOv3 mostró el mejor rendimiento con un mA 0.5 de 0,96 y una precisión de 0,88 [7].

En un estudio de 2021 publicado en "Scientific Reports" por Jeong-Hun Yoo y colaboradores, se empleó una red neuronal convolucional (CNN) para predecir la

dificultad de extracción de terceros molares mandibulares usando imágenes radiográficas panorámicas. Se analizaron 1053 molares de 600 imágenes, utilizando la puntuación de dificultad de Pederson (PDS). El modelo ResNet-34, entrenado con ImageNet, mostró precisiones de 78,91%, 82,03% y 90,23% para evaluar profundidad, relación ramal y angulación, respectivamente. Este enfoque confirmó la efectividad de las CNN para predecir dificultades quirúrgicas en Odontología [8].

En 2020, Myrthel Vranckx de la Universidad de Lovaina, en la investigación "Mediciones de angulación molar impulsadas por Inteligencia Artificial (IA) para predecir la erupción del tercer molar en radiografías panorámicas", en la cual se utilizó una red neuronal convolucional con ResNet-101 para segmentar automáticamente los molares inferiores en radiografías panorámicas y calcular sus orientaciones. Los resultados de este modelo mostraron una precisión en la segmentación molar y en la estimación de orientaciones de hasta un 98,1% [9].

1.3 Fundamentación teórica

Los elementos clave de esta investigación incluyen: el procesamiento y la adquisición de imágenes, la Visión Artificial, la Odontología, las radiografías panorámicas, y los terceros molares, todos fundamentales para el desarrollo del estudio.

1.3.1 Inteligencia Artificial

El objetivo es dotar a las máquinas de la capacidad para ejecutar tareas que tradicionalmente realizan los seres humanos. Esta capacitación se clasifica en diferentes tipos, incluyendo:

a. Machine learning

Es un campo clave dentro de la informática, donde se crean algoritmos que analizan datos para extraer características relevantes y generar resultados interpretativos a partir de la información ingresada al sistema. Este proceso implica la segmentación de datos, la extracción de características y la clasificación, lo que facilita la identificación y la comprensión de cómo se relacionan entre sí diferentes características. La Figura 1,

ilustra los distintos procesos involucrados, que incluyen la entrada de datos, la segmentación, la extracción de datos, la clasificación y la salida [10].

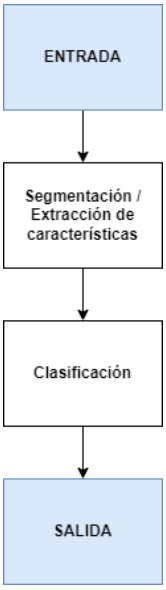


Figura 1.Machine Learning [10]

b. Deep Learning

En este modelo, no se contempla una etapa de segmentación ni de extracción de características; en su lugar, el sistema clasifica automáticamente los datos a través de un proceso de entrenamiento. Esto elimina la necesidad de intervención humana, lo que lo convierte en un sistema altamente autónomo. Según se muestra en la Figura 2, la estructura del Aprendizaje Profundo consiste en entrada, clasificación y salida [11].

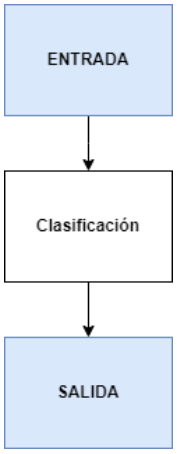


Figura 2. Deep Learning [11]

c. Neurona

En el contexto del algoritmo computacional, según lo representado en la Figura 3, este recibe datos de entrada (x) y, a través de una transformación matemática, los reinterpreta de manera diferente (y) [12].

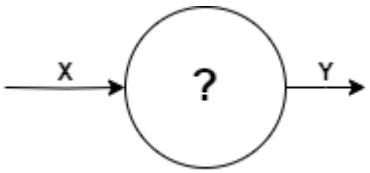


Figura 3.Funcionamiento de una neurona [12]

La Figura 4, una neurona es un elemento básico que simula el comportamiento de una neurona biológica. Cada neurona en una red neuronal artificial cumple con funciones específicas y contribuye al proceso de aprendizaje y toma de decisiones de la red.

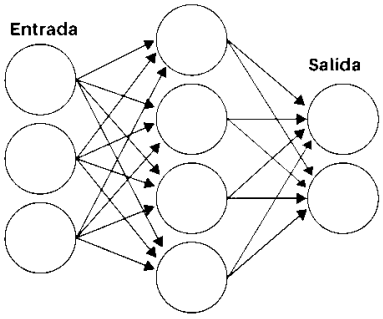


Figura 4. Red Neuronal [12]

d. Capacidad de computador para entrenamiento

La capacidad de cómputo de un ordenador para el entrenamiento en Inteligencia Artificial es vital para ejecutar modelos complejos eficientemente. Incluye procesadores (CPU) para operaciones secuenciales, GPUs para cálculos paralelos en redes neuronales, y memoria RAM para manejar grandes conjuntos de datos. El almacenamiento rápido (SSD NVMe) mejora los tiempos de carga, y la conectividad de red es esencial para el entrenamiento distribuido. TPUs optimizan operaciones específicas de IA. Las configuraciones varían desde setups básicos hasta avanzados, combinando estos componentes para acelerar el entrenamiento y procesar datos a gran escala, equilibrando rendimiento y costo [12].

e. Tipos de datos

- ***Estructurados:*** Se encuentran estructurados, ya sea en forma de una tabla de datos o representados mediante un gráfico. Siguen algún tipo de estructura o disposición específica.

- ***No Estructurados:*** No presentan una organización clara o un orden evidente, abarcando diferentes tipos de contenido como audio, texto, imágenes y videos.

1.3.2 Procesamiento digital de imágenes

El procesamiento digital de imágenes es una disciplina que tiene aplicaciones en una amplia gama de áreas, tales como la industria, la ganadería, la agricultura, la medicina y la biometría. Su principal objetivo es la utilización de técnicas especializadas para la identificación precisa de patrones específicos. Para lograr esto, se emplean herramientas avanzadas de análisis, entre las que se incluyen la transformada de Fourier, la transformada Z y el teorema de convolución. Estas herramientas son fundamentales para el desarrollo de filtros y el tratamiento eficaz de señales, permitiendo así mejorar la precisión y la efectividad en la identificación de patrones en imágenes digitales como se muestra en la Figura 5 [13].



Figura 5. Procesamiento de imágenes [13]

La Figura 6 ilustra el sistema básico de Procesamiento Digital de Señales (DSP), la señal analógica se filtra para eliminar ruido con un filtro de entrada, se convierte a digital con un ADC para procesarla digitalmente con técnicas DSP, se reconvierte a

analógica con un DAC, y finalmente se filtra de nuevo para suavizarla con un filtro de salida[14].

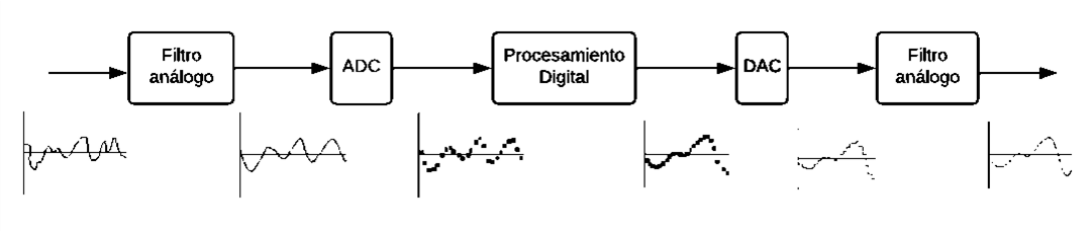


Figura 6. Sistema de DSP [14]

a. Procesamiento digital de imágenes

El procesamiento de imágenes se refiere al conjunto de técnicas y métodos utilizados para manipular imágenes digitales con el objetivo de mejorarlas o extraer información específica. Incluye diversas operaciones como filtrado para eliminar ruido o realzar características, segmentación para identificar regiones de interés, transformaciones geométricas para modificar la geometría de la imagen, y análisis de patrones para reconocimiento y clasificación.

Se aplica ampliamente en campos como la visión por computadora, medicina, seguridad, entre otros, facilitando desde el mejoramiento de calidad hasta tareas complejas como el reconocimiento facial y la interpretación de imágenes médicas. Como se puede apreciar en la Figura 7 [15].

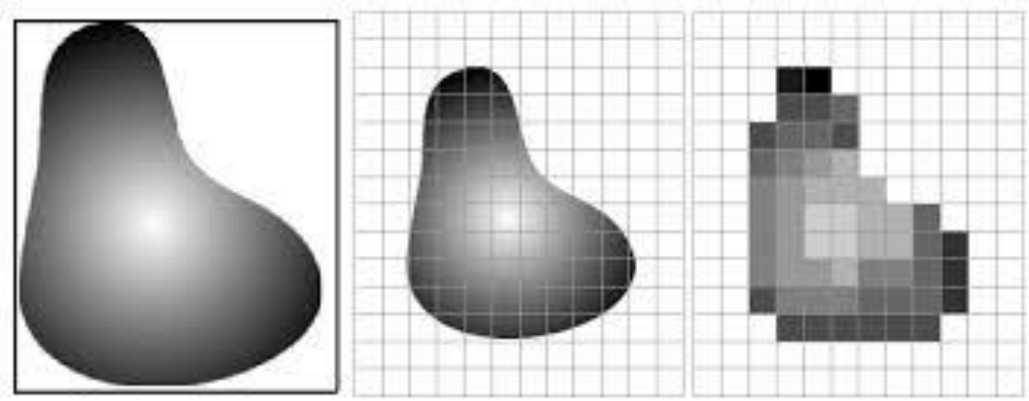


Figura 7. SDPI (Índice de Procesamiento en el Dominio Espacial) [15]

b. Características del procesamiento digital de imágenes

Con el avance tecnológico, el procesamiento de imágenes ha evolucionado notablemente. Se han refinado algoritmos para mejorar el contraste, reducir el ruido y segmentar imágenes con mayor precisión.

Tabla 1. Características del procesamiento de imágenes [16]

Características	**Descripción**
Calidad Visual	Incluye operaciones como aumento de contraste, reducción de ruido y mejora de nitidez.
Segmentación de Imágenes	Divide una imagen en regiones o segmentos significativos para análisis posterior.
Extracción de Características	Identifica y extrae atributos clave como bordes, formas o texturas de la imagen.
Transformaciones Espaciales	Modifica la geometría de la imagen mediante rotaciones, escalados u otras transformaciones.
Filtrado de Imágenes	Elimina ruido o realza detalles mediante filtros como suavizado o realce de bordes.

Además, las capacidades de extracción de características y transformaciones espaciales han progresado, al igual que los filtros de imagen, ofreciendo una calidad y claridad mejoradas. Estos avances han ampliado significativamente las aplicaciones del procesamiento de imágenes en medicina, seguridad y diversas áreas científicas[16].

La Tabla 1., muestra características que son esenciales en aplicaciones de procesamiento de imágenes para diversas áreas como la visión por computadora, la medicina, la seguridad, entre otras.

c. Aplicaciones del procesamiento digital de imágenes

El procesamiento digital de imágenes ha revolucionado numerosos campos, proporcionando herramientas poderosas para mejorar la calidad visual, analizar datos visuales complejos y automatizar tareas que van desde la vigilancia hasta la medicina. La Tabla 2, La tabla muestra diversas aplicaciones del procesamiento de imágenes en campos como visión por computadora, medicina, automatización industrial, seguridad y vigilancia, cartografía y geografía, y arte y entretenimiento [17].

Tabla 2. Aplicaciones del procesamiento digital de imágenes [17]

Aplicación	Descripción
Visión por Computadora	Es fundamental en sistemas de reconocimiento facial, reconocimiento óptico de caracteres (OCR), seguimiento de objetos, realidad aumentada y realidad virtual.
Medicina	Ayuda en el diagnóstico médico mediante el análisis de imágenes médicas como radiografías, resonancias magnéticas y tomografías computarizadas. Permite la detección temprana de enfermedades, planificación de tratamientos y seguimiento de la progresión de enfermedades.
Automatización Industrial	Contribuye a la inspección de calidad de productos en líneas de producción, control de calidad en fabricación, y robots guiados por visión para tareas precisas.
Seguridad y Vigilancia	Se utiliza en sistemas de vigilancia y análisis de imágenes para la detección de intrusos, reconocimiento de patrones sospechosos y análisis forense de imágenes.
Cartografía y Geografía	Permite la interpretación de imágenes satelitales y aéreas para la creación de mapas, monitoreo ambiental y gestión de recursos naturales.
Arte y Entretenimiento	Se utiliza en la creación de efectos visuales en cine y videojuegos, así como en la restauración y preservación de obras de arte y patrimonio cultural.

1.3.3 IA con Procesamiento de imágenes.

El procesamiento de imágenes mediante Inteligencia Artificial ha transformado radicalmente cómo las máquinas interpretan y manipulan contenido visual. Desde el reconocimiento de objetos y personas hasta la mejora de la calidad de imágenes y la generación creativa mediante redes generativas, estas tecnologías han encontrado aplicaciones en campos tan diversos como la medicina, la seguridad, el entretenimiento y la automatización industrial, proporcionando mejoras significativas en precisión y eficiencia en el análisis y la manipulación de imágenes digitales [18].

1.3.4 Adquisición de imágenes

La adquisición de imágenes es el primer paso crucial en el procesamiento de imágenes digitales, donde se capturan datos visuales utilizando dispositivos como cámaras

digitales, escáneres o sensores especializados. Este proceso implica la conversión de la información óptica en datos digitales, los cuales pueden ser luego procesados por algoritmos de Inteligencia Artificial. La calidad y precisión de la adquisición de imágenes influyen directamente en la efectividad de las técnicas posteriores de análisis y procesamiento, impactando áreas tan diversas como la medicina, la vigilancia, la investigación científica y la automatización industrial [19].

1.3.5 Visión Artificial.

La Visión Artificial se centra en el desarrollo de algoritmos y técnicas que permiten a las máquinas procesar, interpretar y entender imágenes y vídeos de manera similar a los humanos. Esto implica la aplicación de métodos de procesamiento de imágenes para extraer características visuales, como bordes, formas y colores, y el uso de modelos de aprendizaje automático para reconocer objetos, detectar patrones y tomar decisiones basadas en la información visual. Esta capacidad tiene aplicaciones significativas en la automatización industrial, la robótica, la realidad aumentada, la interacción persona-máquina y la asistencia médica, entre otros campos, mejorando la capacidad de las máquinas para interactuar y comprender el mundo visualmente [20].

1.3.6 Reconocimiento de patrones

El reconocimiento de patrones es un área fundamental dentro del procesamiento de imágenes y la Inteligencia Artificial, enfocada en identificar regularidades o características distintivas en conjuntos de datos complejos, como imágenes, señales o datos sensoriales. Utiliza técnicas avanzadas de aprendizaje automático y estadística para analizar y clasificar patrones, permitiendo a los sistemas automáticos extraer información significativa y tomar decisiones basadas en datos. Este campo es crucial en aplicaciones como el reconocimiento facial, la clasificación de imágenes médicas, la detección de fraudes, la predicción del comportamiento del consumidor y la optimización de procesos industriales, contribuyendo a avances significativos en la automatización y la toma de decisiones inteligentes [21].

1.3.7 Plataformas basadas en la nube

Las plataformas basadas en la nube proporcionan servicios de computación, almacenamiento y networking a través de internet. Permiten a empresas y desarrolladores acceder a recursos informáticos flexibles y escalables sin necesidad de mantener servidores físicos locales. Esto reduce costos, permite escalar rápidamente y facilita la implementación global de aplicaciones con baja latencia, además de ofrecer servicios adicionales como bases de datos gestionadas y herramientas de Inteligencia Artificial, impulsando la innovación y la eficiencia empresarial [22].

a. Microsoft Azure Notebook

Es un servicio en la nube que permite crear y compartir cuadernos interactivos con código, texto explicativo y visualizaciones. Utiliza Jupyter Notebooks y es ideal para proyectos de análisis de datos, aprendizaje automático e investigación científica. Proporciona acceso a recursos de computación escalables y gestionados, eliminando la necesidad de configurar infraestructuras locales, lo que lo hace útil para desarrolladores, científicos de datos y educadores [23].

b. Kaggle Kernels

Kaggle Kernels es una plataforma en línea que permite a los usuarios escribir, ejecutar y compartir código en un entorno colaborativo basado en Jupyter Notebooks. Es parte de Kaggle, una comunidad y plataforma de competiciones de ciencia de datos. Los Kernels de Kaggle ofrecen acceso gratuito a recursos computacionales potentes, lo que facilita el análisis de datos, la experimentación con algoritmos de aprendizaje automático y la participación en desafíos de análisis de datos [23].

c. Google Colab

Google Colab es un entorno de notebook basado en la nube que permite escribir y ejecutar código en Python desde el navegador. Ofrece acceso gratuito a GPUs y TPUs para acelerar proyectos de ciencia de datos y aprendizaje automático, siendo popular

entre desarrolladores, científicos de datos y educadores por su facilidad de uso y recursos computacionales poderosos [24].

1.3.8 Algoritmos de Visión Artificial

Los algoritmos de Visión Artificial son herramientas informáticas que permiten a las máquinas interpretar y procesar información visual, como imágenes y vídeos, de manera similar a los humanos. Utilizan técnicas de procesamiento de imágenes y aprendizaje automático para reconocer patrones y realizar tareas como la identificación de objetos y la mejora de imágenes. Son fundamentales en aplicaciones que van desde la seguridad y la medicina hasta la automatización industrial y la realidad aumentada [25].

a. YOLO

YOLO (You Only Look Once) es un popular algoritmo de detección de objetos en tiempo real desarrollado por Joseph Redmon y colaboradores. A diferencia de otros enfoques que requieren múltiples pasadas sobre la imagen para detectar objetos, YOLO realiza la detección en una sola pasada, lo que lo hace extremadamente rápido y eficiente. Utiliza una única red neuronal convolucional para predecir simultáneamente las coordenadas del cuadro delimitador y las probabilidades de clasificación para múltiples objetos en una imagen [26].

b. SSD (Single Shot Multibox Detector)

SSD (Single Shot Multibox Detector) es otro algoritmo de detección de objetos en tiempo real que, al igual que YOLO, está diseñado para ser rápido y eficiente. Utiliza una única red neuronal convolucional para predecir simultáneamente múltiples cuadros delimitadores y clasificaciones de objetos en una sola pasada sobre la imagen. SSD es conocido por su capacidad para manejar objetos de diferentes tamaños en una imagen de manera efectiva, lo que lo hace adecuado para aplicaciones donde la precisión y la velocidad son críticas, como en la vigilancia y la conducción autónoma [27].

c. Faster R-CNN (Region-based Convolutional Neural Network)

Faster R-CNN (Region-based Convolutional Neural Network) es un método avanzado para la detección de objetos que ha marcado un hito en la precisión y eficiencia de los modelos de Visión Artificial. Introducido por Shaoqing Ren, Kaiming He, Ross Girshick y Jian Sun en 2015, Faster R-CNN mejora la velocidad y precisión de los modelos anteriores al introducir dos innovaciones clave: el uso de una red neuronal convolucional para generar regiones de interés (Region Proposal Network, RPN) y una red neuronal para realizar la clasificación y refinamiento de los cuadros delimitadores propuestos [28].

1.3.9 Arquitectura del modelo interno de Yolov8x.

El modelo YOLOv8x, parte de la serie YOLO (You Only Look Once), introduce varios avances con respecto a sus predecesores, con el objetivo de mejorar la precisión y la eficiencia en las tareas de detección de objetos. La arquitectura de YOLOv8x incluye varios componentes presentes en la siguiente Figura 8 [29].

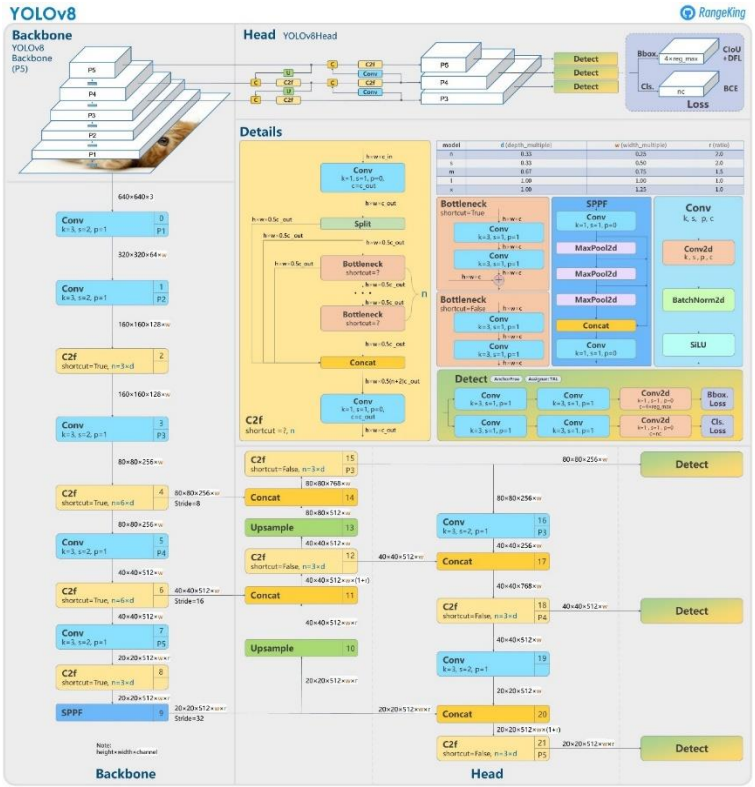


Figura 8. Arquitectura YOLOv8 [30]

En la Figura 8 se pueden observar los distintos bloques que conforman la arquitectura de YOLOv8. A continuación, se procede a detallar cada uno de los bloques y sus respectivas capas del algoritmo de redes neuronales utilizado en el proyecto.

- ***Backbone***

El Backbone se encarga de extraer características a partir de la imagen de entrada a través de una serie de convoluciones y bloques de procesamiento. El Backbone de YOLOv8 está compuesto por varios niveles de características que se representan como P1, P2, P3, P4 y P5, con resoluciones decrecientes, como se observa en la Figura 9 [29].

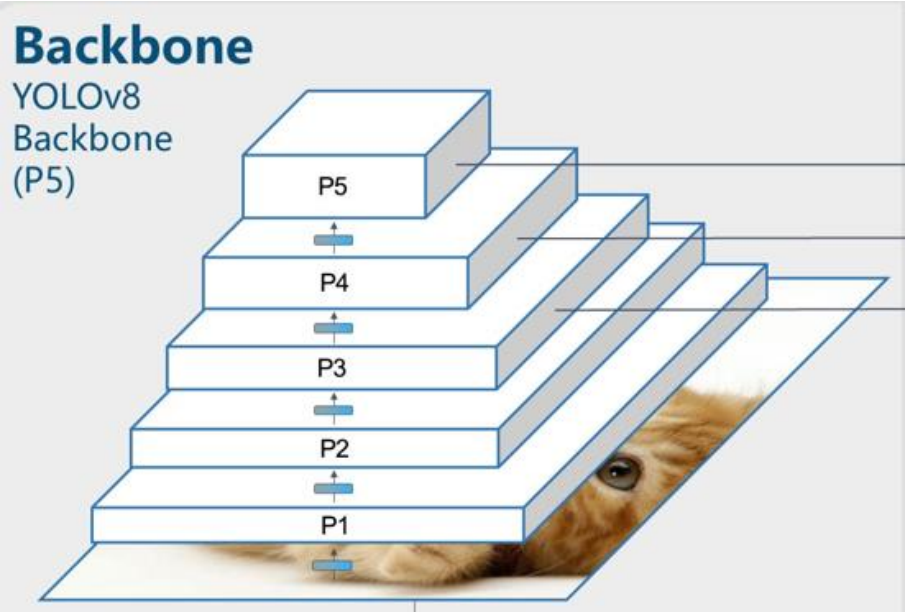


Figura 9. Pirámide de bloques de Backbone [29]

La imagen de entrada tiene un tamaño de 640x640 píxeles con 3 canales (RGB). Será procesada en varios escalones, cada uno compuesto por una capa de convolución denominada "Conv" y otras conformadas también por una capa llamada "C2f". Finalmente, se alcanza la capa denominada "SPPF", como se observa en la Figura 10.

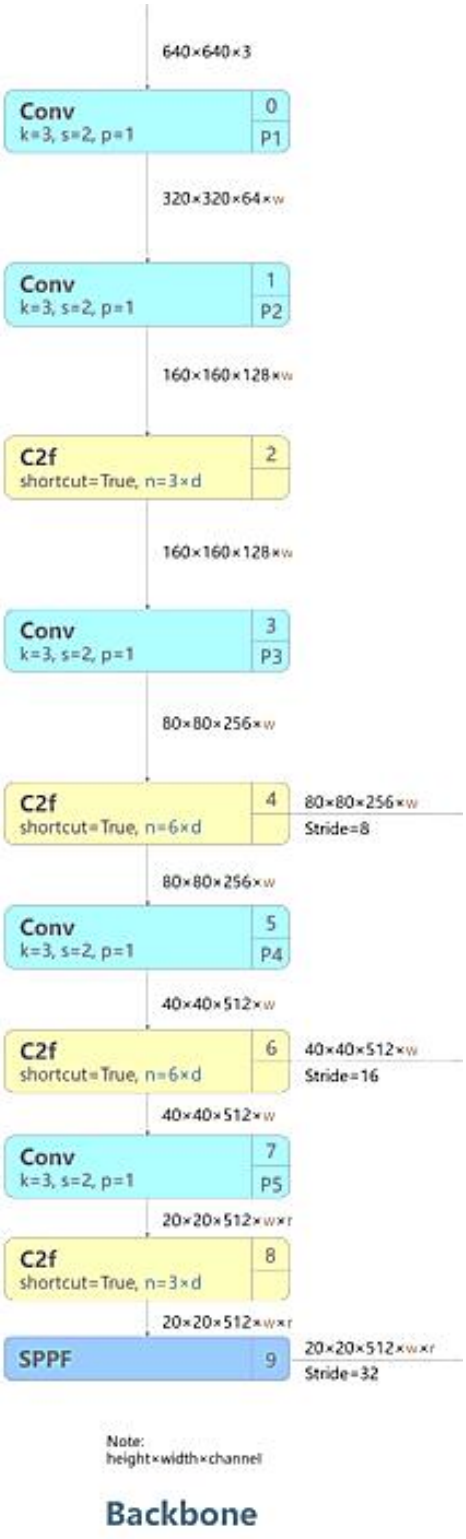


Figura 10. Capa de convoluciones del Backbone [29]

Cada capa reduce la resolución espacial mientras aumentan la profundidad de las características, como se muestra en la siguiente Tabla 3.

Tabla 3. Capa de convoluciones del Backbone

Nivel	Operación	Descripción
P1	Conv (k=3, s=2, p=1)	Convolución con kernel 3x3, stride 2, padding 1. Reduce resolución de 640x640 a 320x320.
P2	Conv (k=3, s=2, p=1)	Convolución con kernel 3x3, stride 2, padding 1. Reduce resolución de 320x320 a 160x160.
P3	C2f (shortcut=True, n=3, c=64)	Bloque C2f con 3 capas internas, conexiones residuales, 64 canales de salida.
	Conv (k=3, s=2, p=1)	Convolución con kernel 3x3, stride 2, padding 1. Reduce resolución de 160x160 a 80x80.
P4	C2f (shortcut=True, n=6, c=128)	Bloque C2f con 6 capas internas, conexiones residuales, 128 canales de salida.
	Conv (k=3, s=2, p=1)	Convolución con kernel 3x3, stride 2, padding 1. Reduce resolución de 80x80 a 40x40.
P5	C2f (shortcut=True, n=9, c=256)	Bloque C2f con 9 capas internas, conexiones residuales, 256 canales de salida.
	Conv (k=3, s=2, p=1)	Convolución con kernel 3x3, stride 2, padding 1. Reduce resolución de 40x40 a 20x20.
	SPPF (k=5, s=1, p=2)	Bloque SPPF con kernel 5x5 para max pooling, stride 1, padding 2. Consolidación de información espacial.

- ***Head***

El Head se encarga de la detección a partir de las características extraídas por el Backbone. Utiliza una serie de bloques que incluyen convoluciones, concatenaciones y operaciones de upsampling para refinar y combinar las características en diferentes resoluciones, como se muestra en la Figura 11.

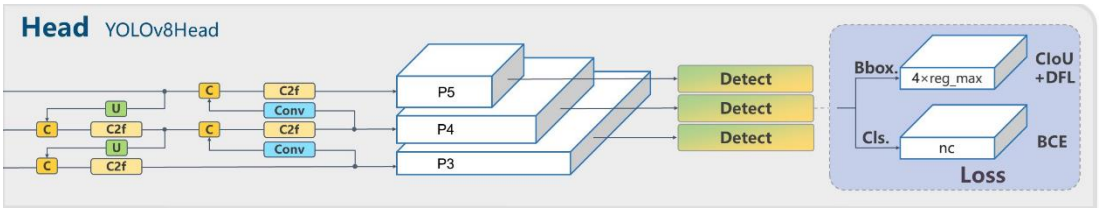


Figura 11. Arquitectura de Head [29]

Como se mencionó anteriormente, cada uno de estos bloques realizan operaciones de upsampling y concatenación, lo que mejora la precisión de detección. En la Figura 12, se observa de manera detallada.

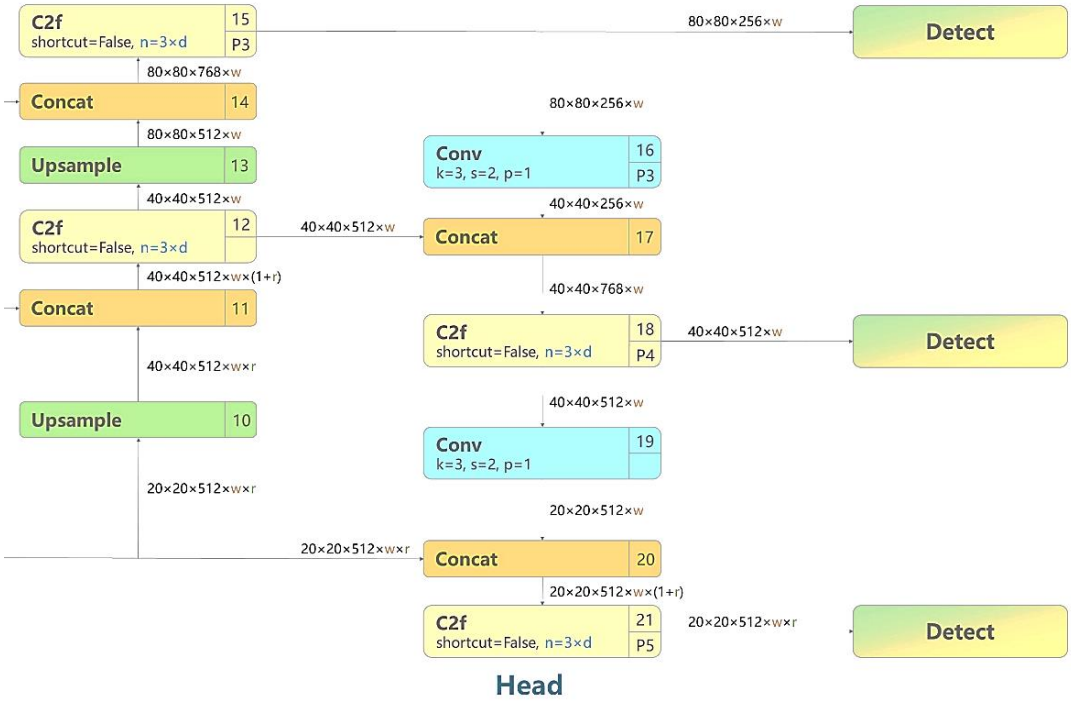


Figura 12. Capas de convoluciones de Head [29]

Esta parte es muy importante ya que cada capa reduce la resolución espacial mientras aumentan la profundidad de las características antes de la capa de detección, como se muestra en la siguiente Tabla 4.

Tabla 4. Capa de Head

Nivel	**Operación**	**Descripción**
P5	C2f (shortcut=False, n=3, c=512)	Bloque C2f con 3 capas internas, sin conexiones residuales, 512 canales de salida.
	Upsample	Aumenta la resolución de 40x40 a 80x80.
P4	Concat	Concatenación de características provenientes de P4 y P5 (upsampled).
	C2f (shortcut=False, n=3, c=256)	Bloque C2f con 3 capas internas, sin conexiones residuales, 256 canales de salida.
	Upsample	Aumenta la resolución de 80x80 a 160x160.
P3	Concat	Concatenación de características provenientes de P3 y P4 (upsampled).
	C2f (shortcut=False, n=3, c=128)	Bloque C2f con 3 capas internas, sin conexiones residuales, 128 canales de salida.

Las predicciones de los detectores en las escalas P3, P4 y P5 se combinan para obtener las detecciones finales, como se muestra en la siguiente Tabla 5.

Tabla 5. Detectores de Head

Nivel	Operación	Descripción
P3	Conv (k=3, s=1, p=1)	Convolución con kernel 3x3, stride 1, padding 1. Afinación de características.
	Conv (k=1, s=1, p=0)	Convolución con kernel 1x1, stride 1, sin padding. Reducción de canales para detección.
	Output	Predicciones de bounding boxes, clases y confidencias para escala P3 (160x160).
P4	Conv (k=3, s=1, p=1)	Convolución con kernel 3x3, stride 1, padding 1. Afinación de características.
	Conv (k=1, s=1, p=0)	Convolución con kernel 1x1, stride 1, sin padding. Reducción de canales para detección.
	Output	Predicciones de bounding boxes, clases y confidencias para escala P4 (80x80).
P5	Conv (k=3, s=1, p=1)	Convolución con kernel 3x3, stride 1, padding 1. Afinación de características.
	Conv (k=1, s=1, p=0)	Convolución con kernel 1x1, stride 1, sin padding. Reducción de canales para detección.
	Output	Predicciones de bounding boxes, clases y confidencias para escala P5 (40x40).

Las predicciones de los detectores en las escalas P3, P4 y P5 se combinan para obtener las detecciones finales. Cada salida incluye:

- Bounding Boxes: Coordenadas de las cajas delimitadoras de los objetos detectados.
- Class Predictions: Probabilidades de que cada caja contenga un objeto de una clase específica.
- Objectness Score: Confianza de que la caja contiene un objeto.

- ***Bloques Internos de la estructura de YOLOv8()***

C2f: Bloque que incluye convoluciones con conexiones residuales, permite una mejor propagación del gradiente y evita el problema de la desaparición del gradiente en redes profundas como se observa en la Figura 13.

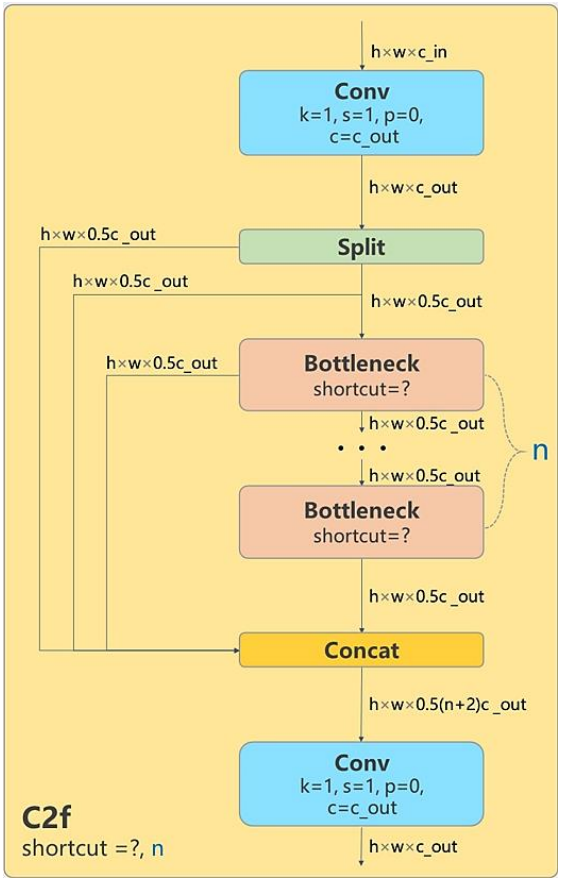


Figura 13. Estructura de bloque C2f [29]

Bottleneck: Consiste en una convolución seguida de una convolución con conexión residual (shortcut), lo que ayuda a preservar la información y facilita el entrenamiento profundo como se detalla en la Figura 14.

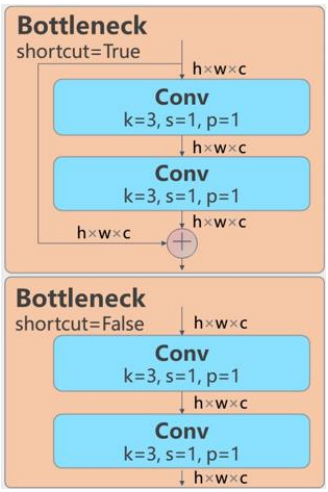


Figura 14. Estructura de bloque Bottleneck [29]

SPPF (Spatial Pyramid Pooling - Fast): Bloque de pooling espacial que aplica max pooling a diferentes escalas y concatena los resultados, consolidando la información espacial y manteniendo el tamaño de la característica. Su estructura es presentada en la Figura 15.

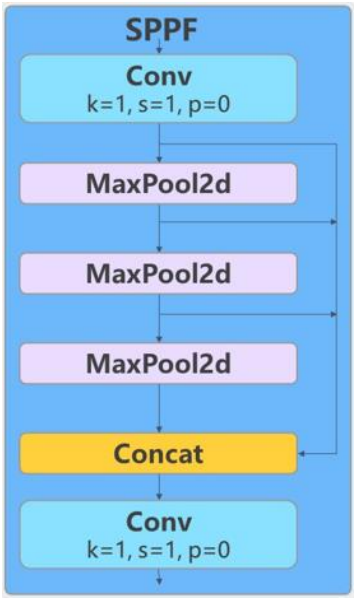


Figura 15. Estructura de bloque SPPF [29]

Conv: Es fundamental en las redes neuronales convolucionales (CNNs) y se utiliza para aplicar operaciones de convolución que extraen características de la imagen de entrada. La estructura se presenta en la Figura 16.

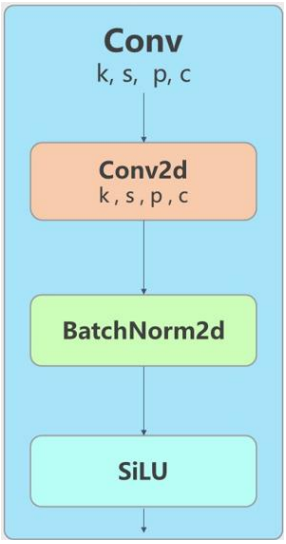


Figura 16. Estructura de bloque Conv [29]

Detect: Es responsable de generar las predicciones de detección de objetos en diferentes escalas de la imagen. Este bloque procesa las características extraídas por el backbone y head para producir las coordenadas de las cajas delimitadoras (bounding boxes), las clases de los objetos detectados y las puntuaciones de confianza. Su estructura se muestra en la Figura 17.

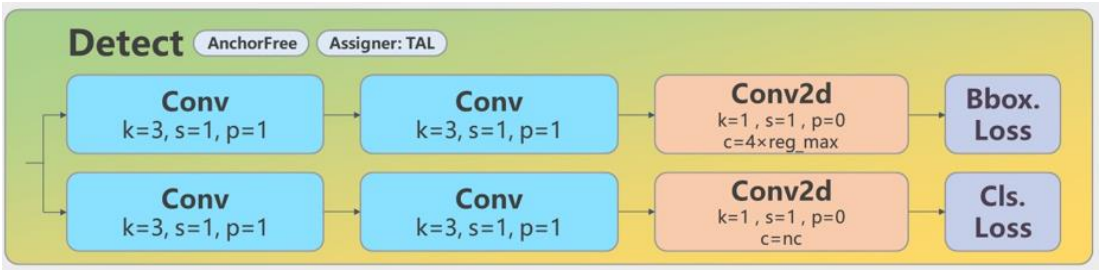


Figura 17. Estructura de bloque de Detect [29]

Upsample: Aumenta la resolución de las características para fusionarlas con otras de resoluciones más altas, permitiendo combinar información de diferentes escalas.

Concat: Combina características de diferentes capas, permitiendo que la red use información de múltiples niveles de abstracción para mejorar la precisión de detección. En la siguiente Tabla 6, se encuentran descritos los parámetros utilizados en cada bloque de todas las capas:

Tabla 6. Parámetros de red neuronal

Parámetro	Significado	Descripción
K	Kernel Size	Tamaño del kernel (ventana) utilizado en la operación de convolución.
S	Stride	Número de píxeles que la ventana del kernel se desplaza en cada paso de la convolución.
P	Padding	Número de píxeles añadidos alrededor de la imagen para mantener la información en los bordes.
C	Channels	Número de canales en la salida de la capa (representa la profundidad de las características).

1.3.10 Plataformas de etiquetado

En el campo de la segmentación, hay una amplia gama de herramientas disponibles para realizar el etiquetado. Actualmente, existen diversas opciones, pero a continuación se resaltarán aquellas que son más reconocidas y utilizadas en la práctica.

a. Labelme

LabelMe es una herramienta de etiquetado de imágenes de código abierto desarrollada por el MIT(Massachusetts Institute of Technology), que permite a los usuarios realizar anotaciones detalladas en imágenes de manera colaborativa y eficiente. Utiliza una interfaz web intuitiva que facilita el marcado de objetos, regiones y características específicas en las imágenes, lo que es fundamental para la creación de conjuntos de datos etiquetados necesarios para entrenar y evaluar algoritmos de visión por computadora y aprendizaje automático. LabelMe ha sido ampliamente adoptado en la comunidad académica y de investigación, contribuyendo significativamente al avance de tecnologías como el reconocimiento de objetos y la segmentación semántica de imágenes [30].



Figura 18. Interfaz de Labelme

LabelMe genera etiquetas para imágenes mediante anotaciones de polígonos, rectángulos, puntos y líneas. Los polígonos delinean objetos de cualquier forma, los rectángulos marcan objetos con forma rectangular, los puntos etiquetan características específicas y las líneas destacan bordes y contornos. Estas etiquetas detalladas son esenciales para entrenar modelos de Visión Artificial en tareas como detección de objetos y segmentación de imágenes [30].

b. Keylabs

Keylabs es una plataforma avanzada para el etiquetado de datos visuales, especializada en la anotación de imágenes y vídeos para proyectos de Visión Artificial. Ofrece una

amplia gama de herramientas para realizar tareas de etiquetado, como segmentación semántica, detección de objetos, seguimiento de instancias, y anotaciones en 3D. Diseñada para mejorar la precisión y eficiencia del etiquetado, Keylabs utiliza Inteligencia Artificial para automatizar partes del proceso, lo que reduce el tiempo necesario para crear conjuntos de datos anotados y minimiza errores humanos.

Además, Keylabs soporta colaboración en tiempo real, permitiendo a varios usuarios trabajar simultáneamente en la misma tarea de etiquetado. La plataforma está equipada con funciones avanzadas como la integración de flujos de trabajo, gestión de proyectos, y control de calidad para asegurar que las anotaciones cumplan con los estándares requeridos para entrenar modelos de aprendizaje automático [31].

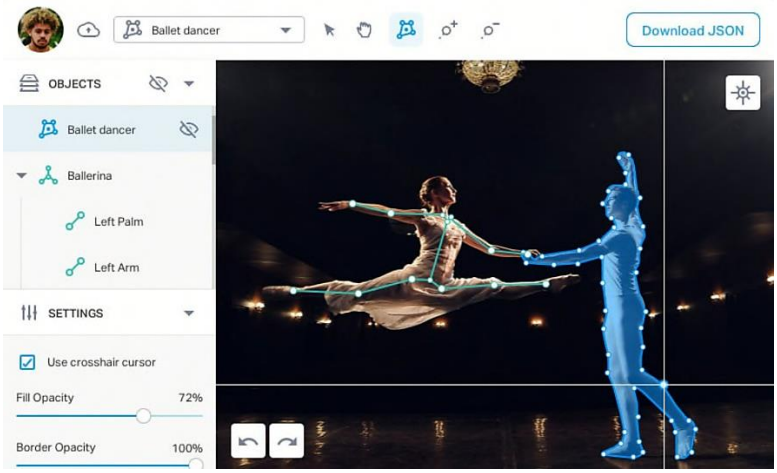


Figura 19. Interfaz de Keylabs [31]

c. CVAT

CVAT (Computer Vision Annotation Tool) es una herramienta de código abierto de Intel para la anotación de datos visuales en proyectos de Visión Artificial. Ofrece una interfaz web para etiquetar imágenes y vídeos mediante cajas delimitadoras, polilíneas, polígonos y puntos clave. Optimizada para el trabajo colaborativo, permite la gestión de proyectos y tareas de anotación en equipo. CVAT soporta anotaciones en 2D y 3D, y se integra con otros sistemas a través de su API REST, siendo ampliamente utilizada en aplicaciones que requieren precisión en el etiquetado, como la conducción autónoma y la robótica [32].



Figura 20. Interfaz de VoTT [32]

1.3.11 Odontolog-IA

La implementación de la Inteligencia Artificial en la Odontología ha evolucionado significativamente en los últimos años, integrándose de manera más eficiente en el proceso clínico. Los sistemas de Inteligencia Artificial ahora son capaces de analizar radiografías panorámicas, cefalométricas y modelos digitales de los pacientes, asistiendo a los especialistas en la identificación de problemas dentales y esqueléticos. Estos sistemas también permiten prever y comunicar de manera más efectiva los resultados del tratamiento, ya que los softwares pueden simular el aspecto de los dientes y la sonrisa al finalizar el tratamiento. Además, la Inteligencia Artificial sigue el progreso del tratamiento a lo largo del tiempo mediante el análisis continuo de imágenes y modelos digitales, facilitando la evaluación de la posición de los dientes y permitiendo ajustar el plan de tratamiento según sea necesario. Esta capacidad de monitoreo y ajuste en tiempo real mejora la precisión y eficacia de los tratamientos odontológicos [33].

1.3.12 Odontología

La Odontología, una rama esencial de la medicina, se dedica a la salud bucodental mediante la prevención, diagnóstico y tratamiento de condiciones que afectan los dientes y las encías. Dentro de sus subdisciplinas, la cefalometría, las radiografías

panorámicas y las radiografías oclusales son herramientas fundamentales. La cefalometría, que implica el uso de radiografías laterales de la cabeza, es vital en ortodoncia y cirugía maxilofacial, ya que permite realizar análisis estandarizados de la estructura facial. Las radiografías panorámicas proporcionan una visión completa de la boca, siendo cruciales para un diagnóstico integral y una planificación adecuada del tratamiento. Las radiografías oclusales, que muestran la mordida y el piso de la boca, son esenciales para diagnósticos específicos. Estas técnicas se complementan entre sí, ofreciendo una herramienta integral para un tratamiento dental efectivo, y se basan en principios físicos y biológicos para lograr una visualización precisa de la anatomía interna [34].

1.3.13 Radiografías panorámicas

Las radiografías panorámicas son esenciales en Odontología moderna, ofreciendo una visión completa de la cavidad oral, incluyendo mandíbula, dientes y estructuras circundantes en una sola imagen. Son cruciales para detectar caries no visibles en exámenes rutinarios, evaluar los terceros molares y proporcionar información sobre tejidos blandos, permitiendo la identificación de patologías difíciles de observar.

Al integrar distintos aspectos de la salud oral en una sola imagen, esta técnica radiográfica se convierte en un elemento integral para la planificación y ejecución de un plan de tratamiento dental comprensivo como se muestra en la Figura 21 [35].



Figura 21. Radiografía panorámica [35]

1.3.14 Terceros Molares

Los terceros molares, conocidos como muelas del juicio, son un aspecto crucial en la Odontología debido a su tendencia a causar diversos problemas como impacciones o desplazamiento de otros dientes. Para evaluar y abordar estos desafíos, los dentistas utilizan clasificaciones como la de Pell y Gregory, que ayuda a determinar la posición de los terceros molares en relación con la mandíbula y el segundo molar.

La orientación de Winter es otra herramienta diagnóstica clave, proporcionando información sobre el ángulo de erupción de estos dientes. Estas evaluaciones son fundamentales para tomar decisiones informadas sobre la necesidad de extracción y la estrategia quirúrgica más apropiada, con el objetivo de minimizar riesgos y garantizar los mejores resultados para la salud bucal del paciente [36].

1.3.15 Clasificación de Terceros Molares

La disposición anatómica de los terceros molares mandibulares es altamente variable y difícil de predecir, lo que resalta la importancia de un diagnóstico preciso para el tratamiento quirúrgico adecuado, la prevención de complicaciones y el manejo posterior a la cirugía. Un estudio radiográfico es fundamental, ya que ayuda a identificar el punto de menor resistencia en el hueso alveolar, lo que facilita superar el anclaje radicular durante las intervenciones quirúrgicas [37].

a. Pell y Gregory

Según Pell y Gregory, los terceros molares pueden clasificarse en niveles A, B o C según su profundidad con respecto al plano oclusal, y en clases I, II o III según el espacio disponible, en relación con la rama ascendente mandibular y el segundo molar adyacente. La posición espacial se ha categorizado según Winter en cuatro grupos basados en la inclinación con respecto al eje longitudinal del tercer molar, como se observa en la Figura 22 [38].

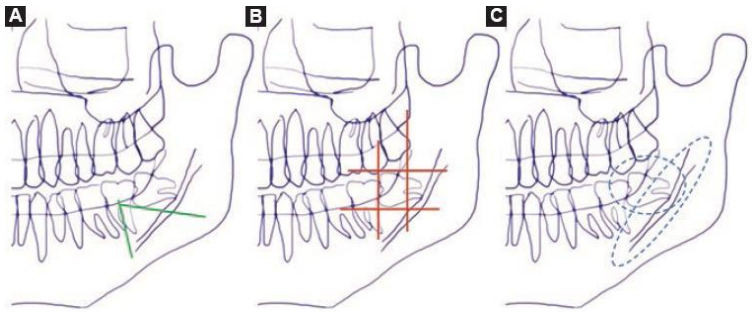


Figura 22. Clasificación de Pell y Gregory [38]

Niveles A, B, C: Clasificación según la profundidad respecto al plano oclusal.

Clases I, II, III: Clasificación según el espacio disponible en relación con la rama ascendente mandibular y el segundo molar.

b. Winter

Winter basó su clasificación en la evaluación de la posición del tercer molar en relación con el eje longitudinal del segundo molar. En el caso mesio-angular, su eje mayor forma un ángulo agudo hacia abajo en relación con el segundo molar. La posición horizontal, el eje mayor del tercer molar es perpendicular al del segundo molar. También, posición vertical, el eje mayor del tercer molar es paralelo al del segundo molar. La posición disto-angular, la corona del tercer molar se dirige hacia la rama ascendente y forma un ángulo abierto hacia arriba y hacia atrás con el segundo molar. Por último, en la posición invertida, la corona se dirige hacia el borde inferior del maxilar y las raíces hacia el cóndilo. Como se pude observar en la Figura 23 [39].

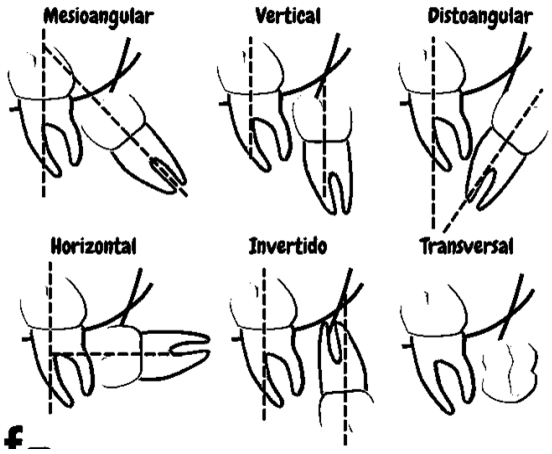


Figura 23. Clasificación de Winter [39]

Mesio-angular: Ángulo agudo hacia abajo respecto al segundo molar. Común y asociado a impactación.

Horizontal: Eje mayor perpendicular al del segundo molar.

Vertical: Eje mayor paralelo al del segundo molar. Favorable para erupción, aunque pueden surgir problemas de espacio.

Invertida: Corona dirigida hacia el borde inferior del maxilar. Raíces apuntan hacia el cóndilo. Rara y generalmente implica una impactación severa.

Transversal: Eje mayor perpendicular a la mandíbula, con la corona apuntando hacia la lengua o la mejilla. Frecuentemente asociado a complicaciones y requiere intervención quirúrgica.

1.4 Objetivos

1.4.1 Objetivo general

Desarrollar un Sistema de Evaluación Inteligente de Terceros Molares basado en Aprendizaje Automático y Procesamiento de Imágenes.

1.4.2 Objetivos específicos

- Analizar las características anatómicas de los terceros molares, las técnicas de aprendizaje automatizado y procesamiento de imágenes.
- Seleccionar software y herramientas para el entrenamiento de un modelo de Inteligencia Artificial con procesamiento de imágenes.
- Desarrollar una interfaz para la evaluación inteligente de terceros molares.

CAPÍTULO II. METODOLOGÍA

2.1 Materiales

En el marco del proyecto, se desarrolló un sistema avanzado de evaluación de terceros molares mediante el análisis de radiografías panorámicas, utilizando Inteligencia Artificial y el lenguaje de programación Python. Para la detección de imágenes, se empleó la arquitectura YOLO (You Only Look Once), conocida por su precisión y rapidez en la identificación de objetos. Además, se utilizó la herramienta Labelme para el etiquetado manual y detallado de las radiografías panorámicas dentales, asegurando así una correcta anotación de las imágenes.

El proceso de entrenamiento del sistema se llevó a cabo con un conjunto de datos propio compuesto por 2592 imágenes, recolectadas y preprocesadas específicamente para este fin. Para el procesamiento eficiente de estos datos voluminosos, se utilizó una PC TUF Gaming 750, equipada con componentes de alto rendimiento que permiten el manejo y análisis de grandes cantidades de datos de manera efectiva. En la Tabla 7 y Tabla 8 se describen el hardware y el software utilizados en el sistema.

Tabla 7. Características del software seleccionado

Material	Características	Descripción
YOLOv8x	Arquitectura de Visión Artificial	Utiliza una red neuronal profunda con mejoras significativas en la identificación de características y la eficacia del modelo.
Python	Lenguaje de programación	Es un lenguaje de programación de alto nivel, interpretado, versátil y multiparadigma.
FireBase	Base de datos de tipo NoSQL	Plataforma en la nube de Google que facilita la creación de aplicaciones web y móviles de alta calidad.

Tabla 8. Características del Hardware seleccionado

Material	Características	Descripción
PC-asus tuf fx 527	Procesador Intel Core i7, 16 GB de RAM y un almacenamiento de 512 GB SSD. Incorpora una tarjeta gráfica NVIDIA GeForce GTX 1650	El Equipo se utilizó para el desarrollo de la programación y la creación de la Interfaz del sistema.

2.2 Métodos

2.2.1 Modalidad de la investigación

El proyecto consistió en una investigación aplicada, en la que se utilizaron conocimientos existentes, complementándolos con el apoyo de las nuevas tecnologías para incrementar su eficacia en la resolución de problemas relacionados con los diagnósticos de los terceros molares.

Este estudio se clasificó como investigación bibliográfica, basándose en la recolección de datos de fuentes como libros, artículos científicos, publicaciones en línea y tesis que abordarán el tema del desarrollo de software.

La investigación fue de campo, ya que se recopiló la información y se buscó desarrollar el software para el mejoramiento de diagnósticos, es decir, con el procesamiento de imágenes, aumentar el número de diagnósticos correctos al evaluar los terceros molares de manera automatizada.

2.2.2 Recolección de información

Para recabar información crucial para el avance del proyecto, se recurrió a fuentes fiables y variadas. Se investigaron minuciosamente repositorios académicos nacionales que ofrecían acceso a una vasta cantidad de investigaciones previas y estudios relevantes. Además, se consultaron libros especializados y revistas científicas de alto impacto para asegurar la inclusión de los conocimientos más actualizados y pertinentes en el campo.

La orientación y directrices proporcionadas por el docente tutor fueron también fundamentales, aportando una perspectiva experta que guió el enfoque del proyecto y garantizar su alineación con los objetivos académicos y de investigación. Complementariamente, se llevaron a cabo encuestas detalladas para obtener datos directamente de los involucrados, lo que permitió enriquecer la base de datos con información práctica y actualizada. Como se observa en la Tabla 9.

Tabla 9. Recolección de información

Criterio	Descripción
¿Para qué?	Determinar diagnósticos más rápidos y precisos, reduciendo la subjetividad y los posibles errores humanos en la interpretación de imágenes dentales.
¿De qué personas u objetos?	De los casos clínicos relacionados con los terceros molares.
¿Cómo?	A través del procesamiento de imágenes, la segmentación de los terceros molares y algoritmos preentrenados.
¿Con qué?	Informes y reportes manuales.
¿Cuándo?	En el periodo Septiembre 2023 a Febrero 2024
¿Dónde?	En la ciudad de Ambato

2.2.3 Procesamiento y análisis de datos

En el proyecto de investigación, el tratamiento y análisis de datos se realizó siguiendo los pasos detallados a continuación:

- Recolección de la información.
- Revisión de la información obtenida.
- Análisis de la fundamentación teórica de la información sobre las variables de investigación.
- Deducción de la información más relevante y útil para el proyecto de investigación.

CAPÍTULO III. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

3.1 Desarrollo de la propuesta

El proyecto comenzó con la identificación de los elementos presentes en casos clínicos en el área de la Odontología, centrándose específicamente en radiografías panorámicas dentales que involucran terceros molares. A continuación, se establecen los programas necesarios para el sistema. Para entrenar el sistema de detección de terceros molares, se optó por el modelo Yolov8. El proceso de etiquetado de datos se llevó a cabo utilizando la herramienta LabelMe, en donde se etiquetaron los conjuntos de datos pertinentes. Finalmente, el entrenamiento se realizó en la plataforma Google Colab, utilizando Yolov8 Ultralytics.

3.1.1 Definición de los elementos para la propuesta

Se ha realizado un análisis exhaustivo sobre los terceros molares retenidos en la población de Ecuador. El Ministerio de Salud desempeña un papel crucial proporcionando información y protocolos actualizados para mejorar la salud bucal. Sin embargo, la falta de actualización de estos protocolos, especialmente debido a la pandemia del COVID-19, dificulta comprender la situación actual de la población ecuatoriana que presenta retención de los terceros molares. Esta falta de información obstaculiza la toma de decisiones clínicas y la planificación de estrategias de prevención y tratamiento en Odontología.

En lugares como Tungurahua-Ecuador, donde la atención odontológica pública es limitada, muchos pacientes recurren a entidades privadas para recibir atención inmediata. Esto puede resultar en ocasiones diagnósticos inconsistentes y errores en la identificación de condiciones relacionadas con los terceros molares [4]. Para evitar los problemas mencionados, se utilizará YOLOv8x para entrenar un sistema de evaluación de terceros molares. Este sistema asistirá al profesional de Odontología en la generación de diagnósticos más precisos y eficientes en cada caso clínico que involucre terceros molares.

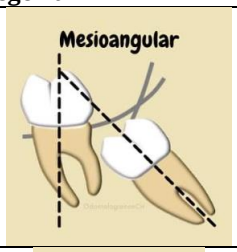
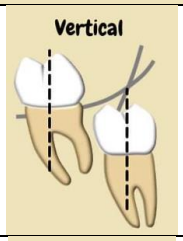
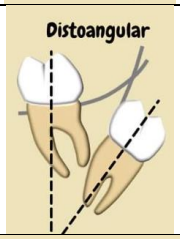
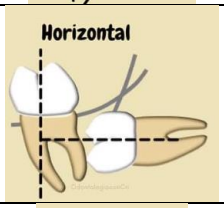
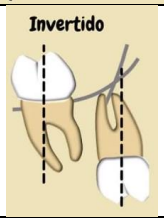
a. Elementos para detectar en Radiografías panorámicas dentales.

Para el desarrollo de este proyecto se escogió dos clasificaciones fundamentales en la evaluación de los terceros molares las cuales son: Clasificación de Winter, Clasificación de Pell y Gregory.

- ***Clasificación de Winter***

Winter propuso una clasificación basada en la posición del tercer molar en relación con el eje longitudinal del segundo molar. En la Tabla 10, se describen las características de los elementos a detectar [40].

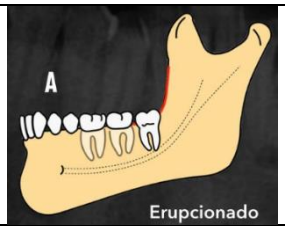
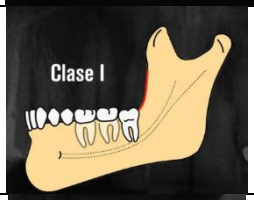
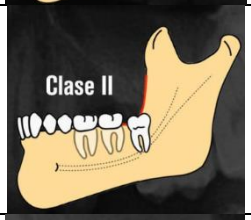
Tabla 10. Clasificación de Winter [40]

Categoría	**Descripción**
	Ejes forman un ángulo de 45° anterosuperior
	Ejes son paralelos
	Ejes forman un ángulo de 45° anteroinferior
	Ejes son perpendiculares
	La corona ocupa el lugar de la raíz con un giro de 180°

- ***Clasificación de Pell y Gregory***

La clasificación de Pell y Gregory evalúa la impactación de los terceros molares inferiores según su profundidad en relación con el plano oclusal del segundo molar (posiciones A, B o C) y el tamaño mesiodistal del diente retenido en relación con la distancia entre el segundo molar y la parte anterior de la rama mandibular (Clases I, II o III). Esto se observa en la Tabla 11.

Tabla 11. Clasificación de Pell y Gregory [40]

Posición / Clase	**Descripción**
Posición A 	El tercer molar inferior está por debajo del plano oclusal del segundo molar inferior.
Posición B 	El tercer molar inferior está a nivel del plano oclusal del segundo molar inferior.
Posición C 	El tercer molar inferior está por encima del plano oclusal del segundo molar inferior.
Clase I 	El diámetro mesiodistal del diente retenido es menor que la distancia desde el segundo molar inferior hasta la parte anterior de la rama de la mandíbula.
Clase II 	El diámetro mesiodistal del diente retenido es igual a la distancia desde el segundo molar inferior hasta la parte anterior de la rama de la mandíbula.
Clase III 	El diámetro mesiodistal del diente retenido es mayor que la distancia desde el segundo molar inferior hasta la parte anterior de la rama de la mandíbula.

3.1.2 Tecnologías utilizadas

El análisis abarca la combinación estratégica de herramientas que proporcionan una base sólida para el éxito del proyecto, mejorando la funcionalidad y la eficiencia económica del sistema propuesto. Además, implica la búsqueda de la arquitectura más adecuada para el sistema.

a. Selección del software de programación

Se realizó una evaluación comparativa de los lenguajes de programación más usados para aplicaciones de Inteligencia Artificial

, con el objetivo de seleccionar el más adecuado. Este análisis exhaustivo garantiza una elección informada y eficaz en la implementación de la programación necesaria para integrar la inteligencia artificial en el sistema. La Tabla 12 presenta esta comparación.

Tabla 12. Características de los lenguajes de programación [41], [42], [43]

Características	**Matlab**	**Python**	**Lisp**
Sintaxis	La estructura de sintaxis matricial facilita las operaciones matemáticas.	La sintaxis es directa y precisa, lo que la hace fácil de comprender y aprender.	La sintaxis se fundamenta en el uso de paréntesis, lo cual puede resultar más complicado.
Biblioteca/Frameworks	Una amplia gama de herramientas disponibles para el procesamiento de señales, redes neuronales y aprendizaje automático.	Existen numerosas bibliotecas disponibles, tales como TensorFlow, PyTorch y scikit-learn.	Hay menos bibliotecas específicamente diseñadas para Inteligencia Artificial, aunque es posible integrarse con algunas de ellas.
Desarrollo rápido	Ideal para la rápida creación de prototipos gracias a su amplia variedad de herramientas disponibles.	Óptimo para el desarrollo ágil, con una sintaxis que resulta fácil de comprender.	El tiempo de desarrollo puede extenderse debido a la sintaxis y las herramientas especializadas.
Aplicaciones Comunes	El software se utiliza para el procesamiento de señales, la visión por computadora y la simulación.	Se utiliza en aplicaciones como visión por computadora.	Se utiliza en el procesamiento de lenguaje natural y en sistemas expertos.
Integración de sistemas	Es posible la integración con sistemas embebidos	Es frecuentemente empleado en sistemas y	No es tan frecuente encontrarlo en sistemas embebidos y

	y hardware especializado.	aplicaciones empresariales.	aplicaciones empresariales.

Después de comparar las opciones, se decidió utilizar Python para el desarrollo del proyecto debido a su amplia variedad de bibliotecas, así como una comunidad activa y su facilidad de uso. Estos aspectos convierten a Python en una herramienta potente, accesible y gratuita para proyectos relacionados con la Inteligencia Artificial.

b. Selección de la plataforma basada en la nube

Para este proyecto, se necesita una plataforma en la nube para entrenar el modelo de Inteligencia Artificial destinado a la detección de terceros molares en radiografías panorámicas. Esta plataforma utiliza recursos y servicios informáticos disponibles en internet, en lugar de depender de servidores locales, proporcionando acceso a aplicaciones, almacenamiento y otros servicios con flexibilidad y acceso remoto a través de la conectividad en línea.

Tabla 13. Plataformas basadas en la nube [23],[24],[25]

Característica	**Microsoft Azure Notebooks**	**Kaggle Kernels**	**Google Colab**
Entorno de Desarrollo	Jupyter en la nube	Jupyter en la nube	Jupyter en la nube
Acceso Gratuito a GPU	Sí	Sí	Sí
Integración con la Nube	Integración con servicios en la nube de Azure	Integración con servicios de Kaggle	Integración con Google Cloud Platform
Colaboración en Tiempo Real	Sí	Sí	Sí
Acceso a Recursos Escalables	Sí	Sí	Sí (a través de Google Cloud)
Almacenamiento y Carga de Datos	Integrado con Azure Storage	Integrado con Kaggle Datasets	Integrado con Google Drive
Herramientas Adicionales	Servicios adicionales de Azure	Funciones específicas de Kaggle	Acceso a servicios de Google Cloud
Integración con Herramientas ML	Integración con servicios de Azure ML	Funcionalidades específicas de Kaggle ML	Integración con TensorFlow, PyTorch, etc.

Tras considerar todos los aspectos, se optó por seleccionar Google Colab debido a su acceso gratuito a recursos de GPU, esenciales para el entrenamiento de Inteligencia Artificial. Además, proporciona una integración fluida con Google Drive, donde reside la base de datos, un entorno basado en Jupyter Notebooks, bibliotecas populares de Python preinstaladas, facilidad para la colaboración en tiempo real y acceso rápido a conjuntos de datos públicos.

c. Selección de la arquitectura de Visión Artificial

En el ámbito de la Visión Artificial, se emplean estructuras complejas de redes neuronales convolucionales y modelos de aprendizaje profundo diseñados para optimizar el procesamiento de imágenes y mejorar la percepción visual. Estas arquitecturas son cruciales para aplicaciones que abarcan desde la detección precisa de objetos hasta el reconocimiento facial y la clasificación avanzada de imágenes. La Tabla 14 muestra una comparación de las arquitecturas comúnmente utilizadas.

Tabla 14. Arquitecturas de Visión Artificial [44],[45],[46]

Criterio	**YOLO**	**Faster R-CNN**	**SSD**
Método de detección	Detección en una pasada	Proposición de regiones	Detección en una pasada
Precisión	Precisa	Muy precisa	Buena
Velocidad de detección	Rápida	Más lenta que YOLO	Rápida
Tamaño de modelo	Moderadamente grande	Grande	Moderadamente grande
Uso en tiempo real	Sí, eficiente	No tan eficiente	No tan eficiente

Tras revisar y contrastar diversas alternativas, se optó por seleccionar las versiones más actualizadas de YOLO.

Su arquitectura sólida y eficaz ofrece ventajas significativas para el contexto específico donde se necesita un rendimiento óptimo. Se busca obtener una detección precisa con una velocidad adecuada en cada consulta.

d. Selección de la versión de Yolo

Para seleccionar el modelo, es importante considerar las características que se detallan en la Tabla 15:

Tabla 15. Características de las versiones de Yolov8 [47]

Parámetro	Descripción
Size en píxeles	Procesa imágenes de diversos tamaños, como 320x320, 416x416, y 640x640 píxeles.
MAP val 50-95	Alto promedio de precisión en diferentes umbrales de IoU(Intersection over Union) entre 0.50 y 0.95.
Speed CPU ONNX ms	Alta velocidad de inferencia en CPUs, medida en milisegundos (ms).
Params M (Millones)	Varía en cantidad de parámetros desde decenas hasta cientos de millones, según la versión del modelo.
FLOPs (Operaciones de punto flotante por segundo)	Eficiente en operaciones de punto flotante por segundo, permitiendo rápida inferencia sin comprometer la precisión.

Decidimos usar YOLOv8X por su excelente velocidad y precisión, comparándola con otras variantes disponibles y considerando tanto la velocidad de la CPU como el MAP (mean average precision), que indica la eficacia del sistema.

Esta elección se fundamenta en la capacidad de YOLOv8X para proporcionar resultados precisos y eficaces en la detección de objetos, lo cual contribuye al éxito global del sistema. Como se muestra en la Tabla 16.

Tabla 16. Versiones de Yolov8 [47]

Modelo	Size (pixels)	mAP50-95	Speed CPU ONNX (ms)	Params (M)	FLOPs (B)
YOLOv8n	640	37.3	80.4	3.2	8.7
YOLOv8s	640	44.9	128.4	11.2	28.6
YOLOv8m	640	50.2	234.7	25.9	78.9
YOLOv8l	640	52.9	375.2	43.7	165.2
YOLOv8x	640	54.8	525.1	71.6	257.8

e. Descripción de los modelos de IA utilizados por Yolov8x

- ***Redes Convolucionales Profundas (CNN).*** YOLOv8X son la base de su capacidad para realizar detecciones rápidas y precisas de objetos en imágenes, y representan lo último en tecnología de visión por computadora para aplicaciones exigentes.

- ***Aprendizaje Profundo.*** Se lleva a cabo durante la fase de entrenamiento del modelo. Durante este proceso, el modelo es alimentado con un gran conjunto de datos de imágenes etiquetadas, junto con sus correspondientes anotaciones que indican la ubicación de los objetos de interés en las imágenes.

- ***Attention Mechanisms.*** Representan un avance significativo en la capacidad de los modelos de detección de objetos para manejar imágenes complejas y diversas. Al enfocarse en las partes más relevantes de la imagen, estos mecanismos mejoran tanto la precisión como la eficiencia del modelo, haciendo de YOLOv8X una herramienta poderosa y versátil para aplicaciones de visión por computadora.

- ***Modelo de Backbone.*** Es una componente crítica que determina en gran medida el rendimiento del sistema en términos de precisión y velocidad. Al usar arquitecturas de redes profundas y eficientes, el backbone extrae características significativas de las imágenes, que luego se utilizan para la detección precisa de objetos.

  Las arquitecturas modernas como ResNet, Darknet, EfficientNet y CSPNet, cuando se integran como backbone, potencian las capacidades de YOLOv8X para aplicaciones avanzadas de visión por computadora.

- ***Modelo de Decodificador.*** YOLOv8X juega un papel crucial en la transformación de las características extraídas por el backbone en predicciones utilizables para la detección de objetos. A través de una serie de operaciones convolucionales y mecanismos de optimización, el decodificador predice las cajas delimitadoras, las puntuaciones de confianza y las clases de los objetos con alta precisión.

  Al integrar técnicas avanzadas como el uso de cajas ancla, múltiples escalas y supresión de no-máximos, el decodificador de YOLOv8X asegura detecciones rápidas y precisas, adecuadas para aplicaciones de visión por computadora en tiempo real.

3.1.3 Arquitectura del sistema

La Figura 24, presenta un desglose de la arquitectura del sistema:

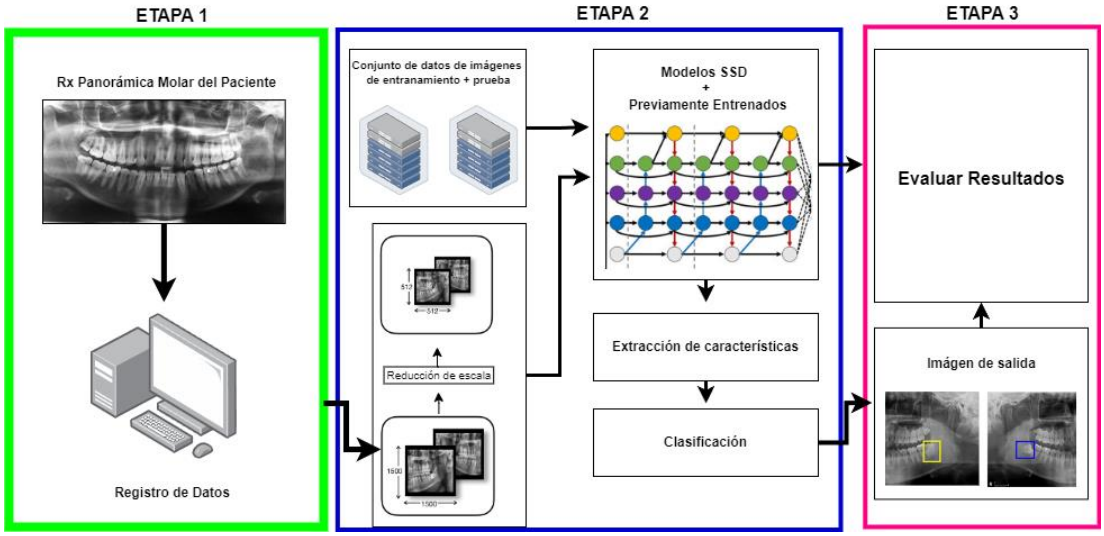


Figura 24. Arquitectura del sistema

- ***Etapa 1: Adquisición y procesamiento de datos***

En la primera etapa del sistema, el profesional en el área de Odontología realiza el ingreso manual de la radiografía panorámica molar del paciente, y el registro de datos personales del mismo. Una vez dentro del sistema, inicia el proceso de análisis, paso crucial, ya que la calidad de los datos de entrada afecta directamente la precisión y efectividad del análisis subsiguiente.

- ***Etapa 2: Entrenamiento***

La segunda etapa se enfoca en el procesamiento de las imágenes obtenidas y su análisis mediante modelos de aprendizaje automático. Esta fase incluye varios subprocesos:

Conjunto de Datos de Imágenes de Entrenamiento y Prueba: Se utilizan bases de datos de imágenes previamente recopiladas y etiquetadas para entrenar y probar los modelos de detección.

Reducción de Escala: Las imágenes panorámicas son redimensionadas a una escala adecuada para ser procesadas eficientemente por los modelos de detección.

Modelos SSD + Previamente Entrenados: Se emplean modelos de detección de objetos, específicamente Single Shot Multibox Detector (SSD), que han sido previamente entrenados con imágenes de terceros molares. Estos modelos son capaces de identificar y localizar características relevantes en las imágenes.

Extracción de Características: El modelo SSD extrae características importantes de las imágenes, tales como bordes, formas y texturas que son indicativas de la presencia de terceros molares.

Clasificación: Con base en las características extraídas, el sistema clasifica las regiones de interés en la imagen, determinando la presencia y posición de los terceros molares.

- ***Etapa 3: Evaluación de Resultados***

En la tercera y última etapa, se realiza una evaluación exhaustiva de los resultados obtenidos del análisis de las imágenes. Este proceso incluye:

Evaluar Resultados: Se analiza el desempeño del sistema de detección y se revisan los resultados para asegurar su precisión y fiabilidad. Se busca confirmar que los terceros molares han sido correctamente identificados y localizados en la imagen.

Imagen de Salida: Las imágenes procesadas son presentadas con las áreas relevantes destacadas, usualmente mediante recuadros de color rojo, que indican la ubicación de los terceros molares detectados. Esta visualización facilita la interpretación por parte de los profesionales odontológicos, permitiéndoles tomar decisiones informadas sobre el tratamiento del paciente.

3.1.4 Descripción del sistema de detección

Se presenta la propuesta del sistema de evaluación inteligente de terceros molares en la Figura 25, el cual se compone por diversas etapas detalladas por medio de un diagrama de bloques.

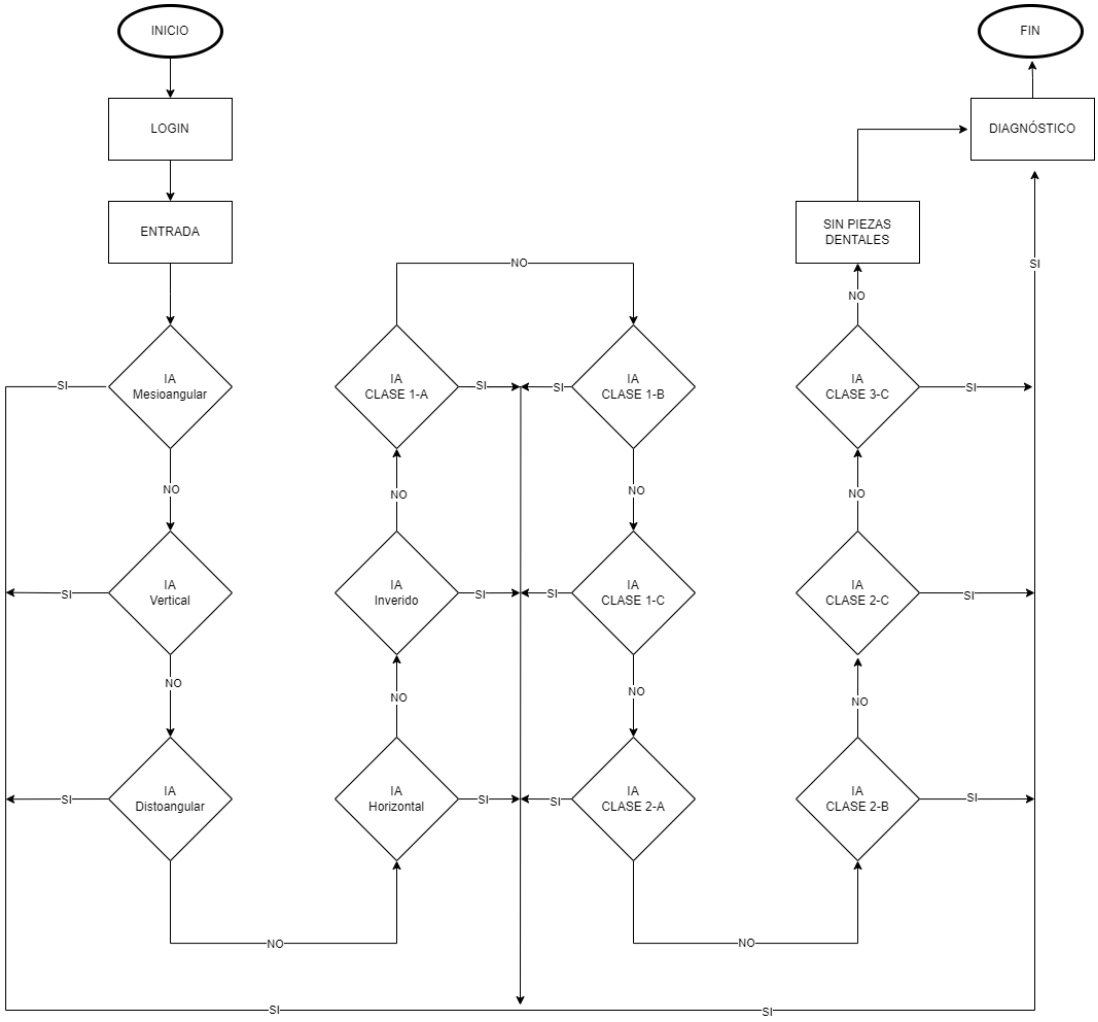


Figura 25. Diagrama de bloques del sistema

3.1.5 Diseño del sistema

La ejecución del modelo entrenado se realizó empleando el lenguaje de programación Python junto con el entorno de desarrollo Visual Studio Code. A continuación, se presenta un análisis de las acciones realizadas en el código para la programación del sistema.

a. Bibliotecas requeridas para el desarrollo del sistema

Durante la creación de este sistema, se utilizaron varias bibliotecas para mejorar la funcionalidad y el rendimiento del software. La Tabla 17 proporciona una descripción detallada de las bibliotecas seleccionadas, incluyendo pyrebase, tkinter, customtkinter, datetime, subprocess, filedialog, os, ultralytics, numpy, cv2, firebase_admim.

La selección y combinación estratégica de estas bibliotecas se basa en su capacidad conjunta para crear un entorno robusto y adaptable que mejora las capacidades del sistema en múltiples áreas clave, incluyendo el procesamiento de datos, la interacción con los usuarios y la integración de tecnologías de Inteligencia Artificial avanzadas. Estos se presentan en la Tabla 17.

Tabla 17. Bibliotecas requeridas del sistema

Biblioteca	**Característica Principal**
pyrebase	Pyrebase es una biblioteca Python que simplifica la integración de aplicaciones Python con Firebase, lo que permite interactuar con la base de datos.
tkinter	Tkinter es la biblioteca estándar de Python para interfaces gráficas de usuario (GUI), proporcionando herramientas para crear ventanas y widgets.
customtkinter	Esta parece ser una biblioteca personalizada basada en tkinter, que posiblemente extiende las funcionalidades de tkinter con componentes personalizados.
datetime	datetime proporciona clases para manipular fechas y horas en Python de una manera sencilla y eficiente.
subprocess	subprocess permite crear procesos, conectarlos a las tuberías de E/S, y obtener los códigos de retorno de los procesos hijos.
filedialog	filedialog es parte de tkinter y proporciona una interfaz para que los usuarios seleccionen archivos o directorios a través de una GUI.
os	La biblioteca os proporciona funciones para interactuar con el sistema operativo, como acceder al sistema de archivos y manipular rutas.
ultralytics	Ultralytics es una biblioteca que incluye herramientas para tareas de visión por computadora, como detección de objetos y análisis de imágenes.
numpy	NumPy es una biblioteca fundamental para la computación científica en Python, que proporciona soporte para matrices y operaciones matemáticas.
cv2	cv2 es un módulo de OpenCV (Open Source Computer Vision Library), que proporciona herramientas para el procesamiento de imágenes y visión por computadora.
firebase_admin	firebase_admin es parte de la biblioteca Firebase de Google para Python, que proporciona acceso programático a servicios de Firebase, como Firebase Realtime Database y Firebase Storage.

- ***Importación de bibliotecas en el desarrollo de la programación.***

La Tabla 18 muestra los comandos de manera general que fueron utilizados en el desarrollo del proyecto.

Tabla 18. Importación de librerías

```
import pyrebase
import tkinter as tk
import tkinter
import customtkinter
from customtkinter import CTk, CTkFrame, CTkEntry, CTkLabel,CTkButton,CTkCheckBox
from datetime import datetime
import subprocess
from tkinter import filedialog
import os
from ultralytics import YOLO
import numpy as np
import cv2
import firebase_admin
from firebase_admin import credentials, storage
```

b. Adquisición de la imagen

El procesamiento de la imagen por parte del sistema sigue una secuencia de pasos, como se ilustra en el diagrama de flujo de la Figura 26.

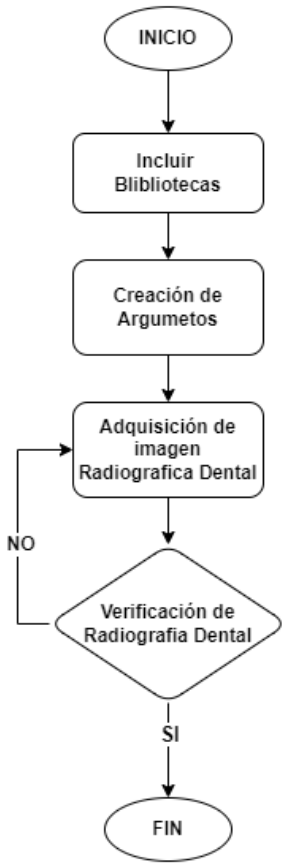


Figura 26. Diagrama de flujo de la etapa de adquisición

El profesional ingresa la imagen digital de la radiografía panorámica, que luego se procesa e introduce en el sistema de evaluación de terceros molares.

- ***Bibliotecas requeridas para el desarrollo de la etapa descrita.***

Se utiliza la biblioteca de tkinter para la creación de interfaces gráficas, junto a filedialog para abrir cuadros de diálogo de selección de archivos.

```
import tkinter as tk
from tkinter import filedialog
```

- ***Creación de argumentos.***

El almacenamiento de la ruta de la imagen se lleva a cabo por una variable global, junto a la función de abrir un cuadro de dialogo para la selección de archivo de imagen en sus múltiples formatos.

```
global image_pathge
image_pathge=filedialog.askopenfilename(filetypes=[("Imagefiles","*.png;
*.jpg;*.jpeg")])
```

- ***Verificación de imagen subida exitosa.***

Utilizando la sentencia if en la variable “image_pathge” donde se notificará si la imagen fue subida correctamente.

```
if image_pathge:
resultado_label2.configure(text="Radiografica subida correctamente")
```

c. Procesamiento

Una vez que la imagen de la radiografía panorámica se ha subido correctamente, el sistema procede a ingresarla en el modelo de redes neuronales. Este modelo sigue una serie de pasos detallados en la Figura 27.

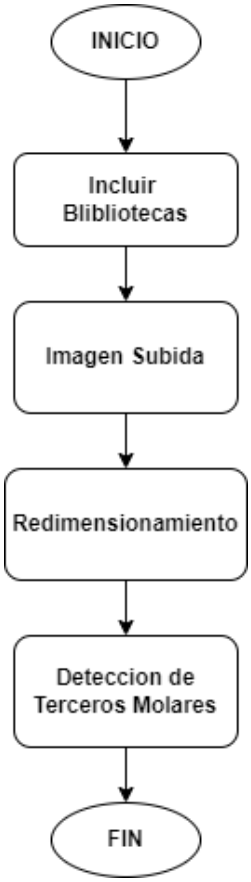


Figura 27. Diagrama de flujo del procesamiento de imágenes

- ***Bibliotecas requeridas para el desarrollo de la etapa descrita.***

Se establecen las librerías y bibliotecas para un procesamiento eficiente de la imagen antes de su ingreso al modelo de redes neuronales.

```
import os
import cv2
import numpy as np
from ultralytics import YOLO
```

- ***Carga de los modelos de YOLO***

Antes de la detección, se inicia cargando los modelos YOLO del archivo "besth.pt, bestmesio2, besve2, …,", lo que facilita su uso en la detección de objetos durante el proceso siguiente.

```
model = ["bestve2.pt", "bestmesio2.pt", "besth3.pt", …….,]
```

- ***Redimensionamiento de imagen en la presentación de resultados.***

A continuación, se procede a redimensionar la imagen a las dimensiones 1024x768 utilizando un algoritmo de interpolación que calcula nuevos valores de píxeles basados en los píxeles originales.

Este proceso es crucial para garantizar que la imagen mantenga una alta calidad visual y detalle, esencial para un análisis preciso. Con la librería OpenCV, este proceso se realiza automáticamente mediante un solo comando que emplea interpolación bilineal, un método eficiente y comúnmente utilizado en procesamiento de imágenes.

```
image_resized = cv2.resize(image, (1024, 768))
```

El resultado es una imagen de mayor tamaño, lo que mejora significativamente la visualización, especialmente para la presentación de los terceros molares, permitiendo a los profesionales de la salud dental examinar con mayor claridad y detalle posibles patologías o malformaciones.

- ***Detección de Terceros molares.***

En el análisis de la imagen, es fundamental enfocarse en la detección de terceros molares. Para este propósito, se utiliza la variable "image_resized", que representa la imagen redimensionada utilizando las bibliotecas de OpenCV.

El objetivo es identificar las regiones de interés en la imagen y guardarlas en la variable "results".

```
results = model(image_resized, conf=confidence_threshold)
```

d. Registro de resultados.

En esta sección del código, se aborda el manejo de los resultados después de evaluar la radiografía panorámica como lo indica la Figura 28.



Figura 28. Registro de resultados

- ***Bibliotecas requeridas para el desarrollo de la etapa descrita.***

Se deben establecer las librerías y bibliotecas para el registro correcto de los resultados y datos del paciente para un mejor historial clínico.

```
import pyrebase
import firebase_admin
from firebase_admin import credentials, storage
```

- ***Verificación de detecciones.***

En esta parte se verifica si hay detecciones de objetos en la imagen procesada por cada modelo de detección de objetos. Para cada modelo, se comprueba si el número de resultados (objetos detectados) es mayor que cero.

```
has_detection = any(len(result) > 0 for result in results)
            if has_detection:
                detections.append(model_name + ": Se detectó al menos un objeto.")
                file.write(model_name + ": Se detectó al menos un objeto.\n")
                for i, result in enumerate(results):
```

- ***Registro de datos del paciente.***

Se define la función “registrar_paciente()”, que se encarga de obtener los datos ingresados por el usuario en el formulario de la interfaz gráfica, tales como el nombre, apellidos, edad, correo electrónico y género. Luego, se crea un diccionario llamado paciente que almacena estos datos junto con la fecha y hora de registro.

```
def registrar_paciente():
    nombre = nombre_entry.get()
    apellidos = apellidos_entry.get()
    edad = edad_entry.get()
    correo = correo_entry.get()
    genero = ""
    if genero_masculino_var.get():
        genero = "Masculino"
    if genero_femenino_var.get():
        genero = "Femenino"
    fecha_registro = datetime.now().strftime("%Y-%m-%d %H:%M:%S")
```

- ***Registro de datos de Molares.***

Después de detectar objetos en la imagen, se suben la imagen y el archivo de resultados a Firebase Storage. Esto se logra mediante las funciones “upload_image()” y “upload_file()”.

```
upload_image(save_path, f"{model_name}_detection_{i}.jpg")
upload_file(txt_file_path, "resultados.txt")
```

De esta manera, se asegura que tanto la imagen como los resultados estén disponibles en la nube para su posterior acceso y análisis.

e. Dataset

Se dio prioridad a la selección de conjuntos de datos que ofrecieran una diversidad considerable de imágenes para el entrenamiento en reconocimiento de los casos de terceros molares. Este enfoque fue elegido con el objetivo de mejorar la capacidad del modelo para reconocer y generalizar la presencia de los distintos casos de terceros molares presentes en radiografías panorámicas. Las bases de datos seleccionadas se estructuraron de manera específica para respaldar las etapas críticas del proceso de entrenamiento, tal como se ilustra en la Figura 29.

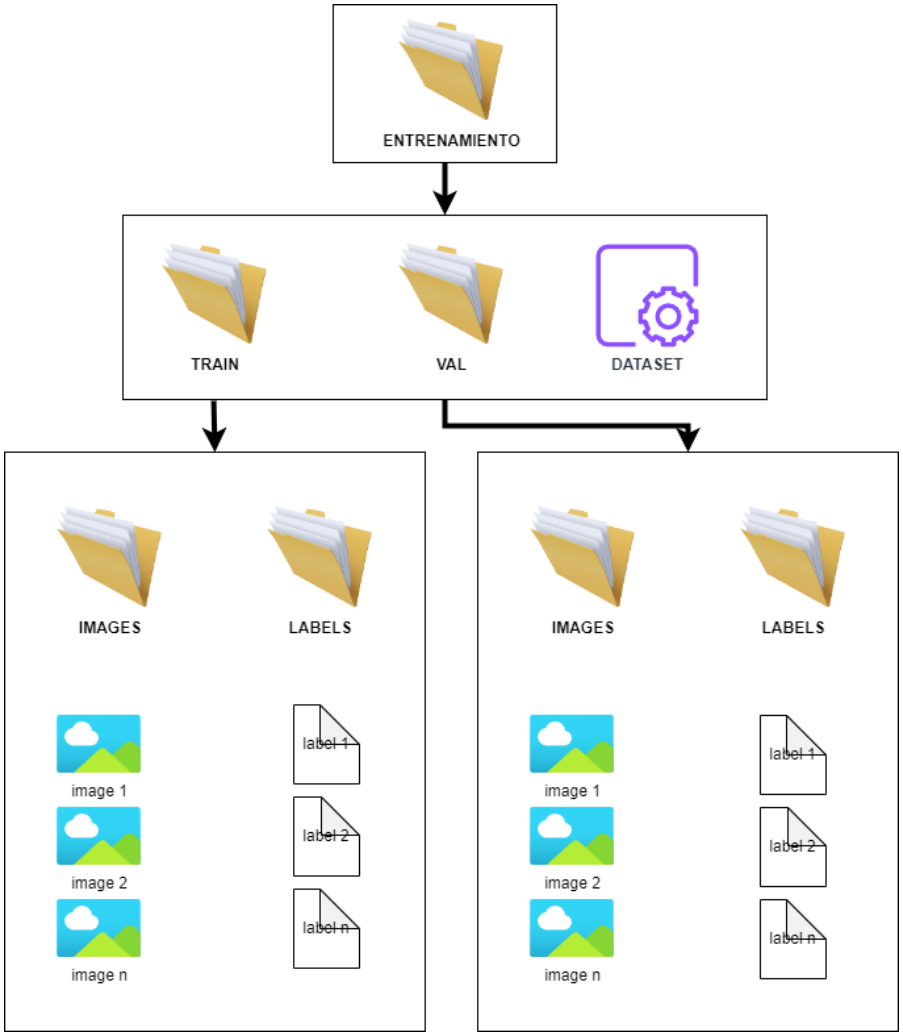


Figura 29. Arquitectura de la base de datos

La imagen muestra la estructura de un dataset para el entrenamiento de Inteligencia Artificial. El directorio principal, denominado "ENTRENAMIENTO", contiene subdirectorios y archivos necesarios para el proceso de entrenamiento y validación. Dentro de este directorio principal, hay dos subdirectorios: "TRAIN" y "VAL", cada uno de los cuales se utiliza para el entrenamiento y la validación del modelo, respectivamente.

El subdirectorio "TRAIN" contiene dos carpetas: "IMAGES", que alberga las imágenes utilizadas para el entrenamiento, y "LABELS", que contiene los archivos de etiquetas correspondientes a cada imagen de entrenamiento. De manera similar, el subdirectorio "VAL" también contiene dos carpetas: "IMAGES", para las imágenes utilizadas en la validación, y "LABELS", para los archivos de etiquetas correspondientes a cada imagen de validación.

Las imágenes y etiquetas están organizadas de tal manera que cada imagen tiene una etiqueta correspondiente en los archivos de etiquetas. Esta estructura es típica en datasets de aprendizaje supervisado, donde las imágenes y sus respectivas etiquetas se utilizan para entrenar y validar modelos de Inteligencia Artificial.

Para el etiquetado de cada clase, se contó con la asistencia de un profesional en el área de Odontología. Su experiencia garantizó un etiquetado correcto y una identificación precisa de los molares. Gracias a su ayuda, la clasificación de cada clase se realizó de manera más eficiente, reduciendo significativamente el tiempo dedicado a esta tarea.

- ***Características de la base de datos para el entrenamiento***

Durante el entrenamiento de la red neuronal convolucional, se ha empleado un conjunto de datos específico con características bien definidas. Este conjunto se conoce como "Metodología de clasificadores binarios de detección de objetos basada en aprendizaje profundo para identificar objetos pequeños manejados de manera similar". Las características de este conjunto de datos se presentan en la Tabla 19.

Tabla 19. Características de la base de datos

Características	**Detalle**
Número de imágenes	Se compone de un total de 2592 imágenes destinadas al reconocimiento de terceros molares. (Imágenes para entrenamiento y validación del sistema en producción).
Dimensionalidad	Las imágenes se presentan en un formato unidimensional, lo que significa que cada imagen en la base de datos está representada en una sola dimensión.
Parámetros	La base de datos aborda 12 parámetros, de los cuales se usarán los clasificadores de Pell Y Gregory y Winter.

La base de datos del proyecto se ha organizado clasificando los casos clínicos en diferentes bases de datos, para permitir un etiquetado más preciso se optó por un etiquetado individual ya que en una radiografía panorámica se puede identificar varias clases. Se separaron 2000 imágenes para el entrenamiento de cada IA, con su respectiva clasificación de molar. Además, se destinaron 592 imágenes para realizar las pruebas de funcionamiento, esto siguiendo las recomendaciones Ultralytics

Yolo[44]. En la Tabla 20 se muestra la base de datos por caso clínico de molar y el número de datos que contiene cada una de ellas.

Tabla 20. Base de datos por caso clínico Molar

Tipo de Base de datos	**Número de Datos**
Winter	
Mesioangular	217
Vertical	203
Distoangular	145
Horizontal	153
Invertido	97
Pell y Gregory	
Clase 1 fase A	205
Clase 1 fase B	175
Clase 1 fase C	168
Clase 2 fase A	185
Clase 2 fase B	172
Clase 2 fase C	195
Clase 3 fase C	85

Al clasificar las bases de datos de cada caso clínico molar, se logra un etiquetado más preciso, lo que mejora significativamente el entrenamiento de las inteligencias artificiales.

f. Etiquetado de imágenes

Se optó por utilizar la herramienta Labelme para llevar a cabo el etiquetado, cargando en ella el conjunto de datos según su caso clínico de terceros molares. El proceso de anotación consiste en identificar objetos individuales y delinear sus regiones, lo cual es esencial para tareas como la detección de objetos y la segmentación semántica como se observa en la Figura 30.

YOLO extrae las coordenadas espaciales de las cajas delimitadoras, que representan la posición del cuadro en la imagen junto con su ancho y alto relativos. Además, cada objeto detectado se clasifica en una categoría específica, como "vertical" o "mesioangular", entre otras.

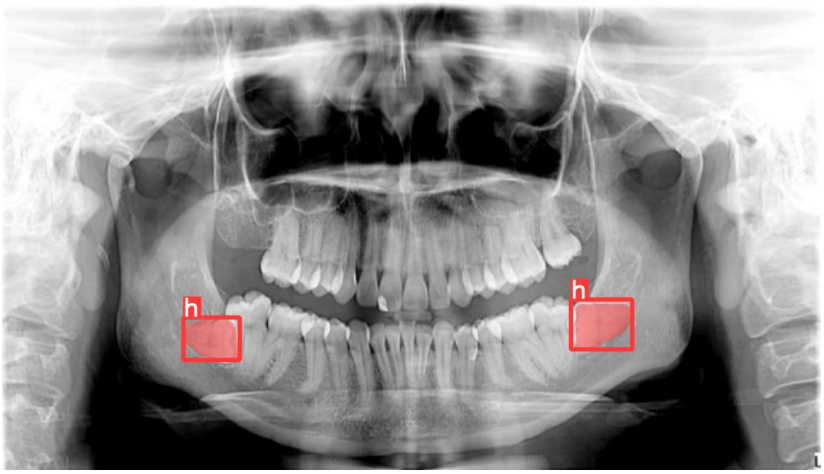


Figura 30. Coordenadas y Clases

La distribución de las clases se presenta de manera más clara en la Tabla 21.

Tabla 21. Distribución de clases

Clases	**Parámetro**
C0	Distoangular
C1	Horizontal
C2	Invertido
C3	Mesioangular
C4	Vertical
C5	Clase 1 fase A
C6	Clase 1 fase B
C7	Clase 1 fase C
C8	Clase 2 fase A
C9	Clase 2 fase B
C10	Clase 2 fase C
Cl1	Clase 3 fase C

En una sola radiografía panorámica dental, es posible identificar hasta seis tipos de etiquetas, basándose en las clasificaciones de Pell-Gregory y de Winter. Para lograr una identificación más precisa, se optó por realizar etiquetados individuales según el caso clínico presente, Además, se contó con la ayuda de un profesional de Odontología para realizar los etiquetados de las diferentes muestras recolectadas.

Cada base de datos de un caso clínico molar fue supervisada por este profesional durante el proceso de etiquetado, con el fin de evitar errores y garantizar la precisión del sistema. La estructura de datos requerida por YOLOv8x incluye las coordenadas rectangulares de las posiciones, la posición de la base y la altura para determinar un punto intermedio, y las clases correspondientes. Esta descripción se puede apreciar más claramente en la Figura 31.

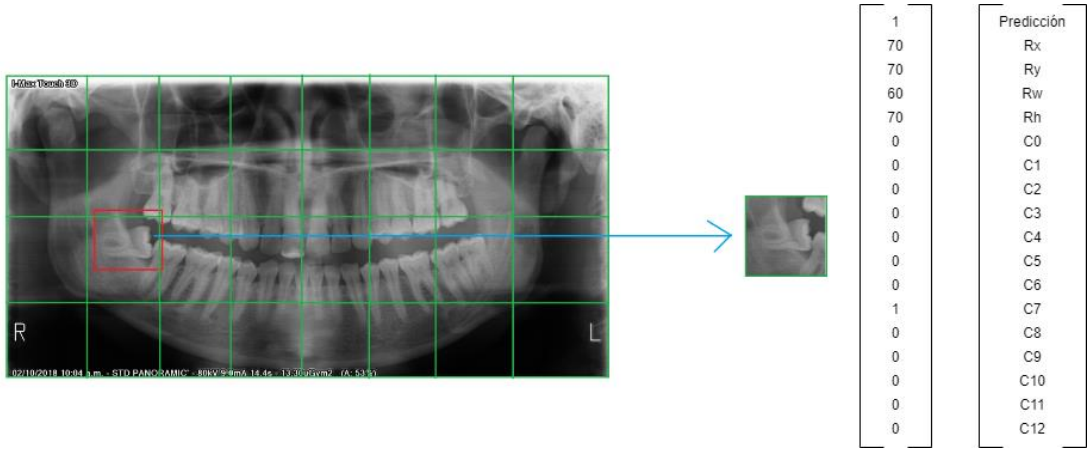


Figura 31. Localización del objeto

Se inicia el proceso de etiquetado, donde cada imagen es examinada individualmente de manera manual. Se aplica con precisión un polígono delimitador para resaltar el objeto de estudio, como se ilustra en la Figura 32. Estos objetos representan diversos casos clínicos de terceros molares, categorizados según los criterios de Pell y Gregory, así como de Winter, cada uno con su etiqueta correspondiente. Este procedimiento no se limita únicamente a la marcación de los objetos de interés, sino que también implica una identificación minuciosa y una delimitación exacta de cada uno, lo que garantiza la generación de datos anotados de alta calidad.

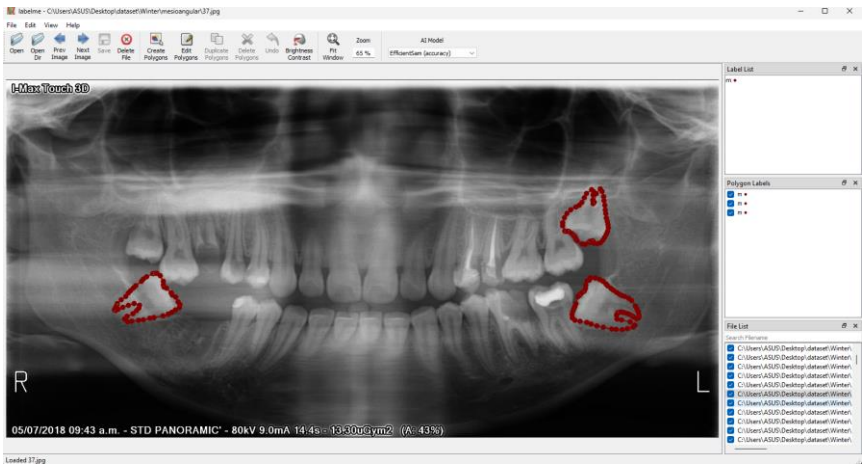


Figura 32. Etiquetado del sistema

El resultado de este proceso es un conjunto de anotaciones con los parámetros necesarios para entrenar el modelo YOLOv8x. En la Figura 33 se puede observar un ejemplo de la estructura de estas anotaciones.

```
{
  "version": "5.4.1",
  "flags": {},
  "shapes": [
    {
      "label": "m",
      "points": [
        [
          1488.1656804733727,
          592.8579881656806
        ],
        [
          1500.0,
          592.8579881656806
        ],
        [
          1504.7337278106509,
          592.8579881656806
        ],
        [
          1518.9349112426037,
          595.224852071006
        ],
```


Figura 33. Archivo de salida del proceso de etiquetado

Con lo anterior preparado y la estructura de carpetas de la base de datos organizada, se procede a cargar la base de datos en Google Colab, como se muestra en la Figura 34.

```
from google.colab import drive
drive.mount('/content/drive')
```

Figura 34. Proceso de cargar la base de datos

g. Rutas de entrenamiento.

Las rutas de los conjuntos de datos de entrenamiento, que se utilizarán en el modelo, se detallan a continuación:

- train: /content/drive/MyDrive/TESIS/horizontal/YOLODataset/datasethorizotal/train

- val: /content/drive/MyDrive/TESIS/horizontal/YOLODataset/datasethorizotal/val

h. Extracción de características de las imágenes

La sólida estructura de YOLOv8x determina de manera automática las capas empleadas, visibles en la Figura 35, donde se llevan a cabo convoluciones, c2f, SPPF, upsample, concat y segmentación.

```
module
ultralytics.nn.modules.conv.Conv
ultralytics.nn.modules.conv.Conv
ultralytics.nn.modules.block.C2f
ultralytics.nn.modules.conv.Conv
ultralytics.nn.modules.block.C2f
ultralytics.nn.modules.conv.Conv
ultralytics.nn.modules.block.C2f
ultralytics.nn.modules.conv.Conv
ultralytics.nn.modules.block.C2f
ultralytics.nn.modules.block.SPPF
torch.nn.modules.upsampling.Upsample
ultralytics.nn.modules.conv.Concat
ultralytics.nn.modules.block.C2f
torch.nn.modules.upsampling.Upsample
ultralytics.nn.modules.conv.Concat
ultralytics.nn.modules.block.C2f
ultralytics.nn.modules.conv.Conv
ultralytics.nn.modules.conv.Concat
ultralytics.nn.modules.block.C2f
ultralytics.nn.modules.conv.Conv
ultralytics.nn.modules.conv.Concat
ultralytics.nn.modules.block.C2f
ultralytics.nn.modules.head.Segment
```

Figura 35. Modelo neuronal

Como resultado de la compilación del modelo neuronal mostrado en la Figura 36, se observa que el modelo YOLOv8x consta de un total de 401 capas. Estas capas son los componentes individuales de la red neuronal e incluyen capas de convolución, normalización y activación, entre otras. El modelo posee 71,752,774 parámetros, que representan los pesos y sesgos de las conexiones entre las neuronas. Además, se señala que hay 71,752,758 gradientes asociados con estos parámetros.

```
YOLOv8x-seg summary: 401 layers, 71752774 parameters, 71752758 gradients
```

Figura 36. Compilación del modelo de la red neuronal

3.1.6 Entrenamiento del Sistema

A continuación, la Tabla 22 presenta un desglose detallado de los parámetros relacionados con la red de entrenamiento. Es importante tener en cuenta que el sistema está compuesto por 12 IAs, cada una entrenada individualmente con su respectiva base de datos según el caso clínico. Los datos presentados a continuación corresponden al entrenamiento del caso clínico molar mesioangular, debido a la mayor cantidad de datos disponibles para este tipo de caso. El mismo procedimiento se siguió para cada uno de estos entrenamientos. Durante el proceso de entrenamiento del modelo, se comienza ejecutando el archivo específico en COLAB, como se muestra en la Figura 37. Este procedimiento incluye el entrenamiento del modelo, utilizando 80% de los datos para el entrenamiento y el 20% para la validación, a su vez, se optó por un tamaño de lote de 16 para el procesamiento por lotes, lo que significa que las imágenes se procesan en grupos de 16 conforme a las recomendaciones [48].

Inicialmente, se configuraron 100 épocas para determinar el número de repeticiones durante el entrenamiento. Sin embargo, gracias a la detección de convergencia de YOLOv8x, el número de épocas se ajustó a 55.

Tabla 22. Parámetros para el entrenamiento

Parámetro	**Característica**	**Detalle**
Entrenamiento	174	Etiquetas utilizadas en el entrenamiento
Etiquetas de validación	43	Etiquetas destinadas a la validación
Imágenes	217	Número total de imágenes
Datos	Data/Campo	Conjunto de datos
Tamaño de lote	16	Cantidad de muestras procesadas por la red en cada lote
Épocas	55	Total, de ciclos de entrenamiento
Modelo	Yolov8x	Tipo de modelo empleado en el entrenamiento

Para realizar este proceso, se utiliza un archivo YAML generado a partir del etiquetado en LabelMe, que almacena las rutas del conjunto de datos necesario para el entrenamiento. Además, se emplea una estructura específica de la arquitectura YOLOv8x.

```
!yolo task=segment mode=train epochs=55 data=/content/drive/MyDrive/TESIS/Entrenamiento/
Entrenamiento/DatasetOrientacion/dataset.yaml model=yolov8x-seg.pt imgsz=640 batch=16
```

Figura 37. Entrenamiento de la IA

Al iniciar la ejecución del código, se examinan y recuperan las imágenes destinadas tanto al entrenamiento como a la validación, comenzando así el ciclo de entrenamiento. La Figura 38 se muestra el progreso del entrenamiento a lo largo de las 55 épocas especificadas. Asimismo, esta representación gráfica incluye detalles sobre el uso de la memoria de la GPU virtual utilizada, proporcionando una visión completa de la eficiencia y la carga de trabajo del sistema durante el entrenamiento del modelo.

```
New https://pypi.org/project/ultralytics/8.2.2 available 😃 Update with 'pip install -U ultralytics'
Ultralytics YOLOv8.0.124 🚀 Python-3.10.12 torch-2.2.1+cu121 CPU
yolo/engine/trainer: task=segment, mode=train, model=yolov8x-seg.pt, data=/content/drive/MyDrive/TESIS/Entrenamiento/DatasetOrientacion/dataset.yaml, epoch
2024-04-19 17:49:58.615704: E external/local_xla/xla/stream_executor/cuda/cuda_dnn.cc:9261] Unable to register cuDNN factory: Attempting to register factor
2024-04-19 17:49:58.615800: E external/local_xla/xla/stream_executor/cuda/cuda_fft.cc:607] Unable to register cuFFT factory: Attempting to register factory
2024-04-19 17:49:58.618304: E external/local_xla/xla/stream_executor/cuda/cuda_blas.cc:1515] Unable to register cuBLAS factory: Attempting to register fact
Overriding model.yaml nc=80 with nc=2
```

Figura 38. Inicio del entrenamiento

Durante este proceso, se ejecutan 55 épocas, cada una de aproximadamente 23 segundos, utilizando alrededor de 15.4 GB de memoria GPU. La duración y el uso de la memoria pueden variar según el número de parámetros y la cantidad de imágenes procesadas. La Figura 39 ofrece una representación detallada de este procedimiento, proporcionando una visión visual del rendimiento del proceso a lo largo de las épocas especificadas.

```
Epoch    GPU_mem   box_loss   seg_loss   cls_loss   dfl_loss  Instances       Size
 3/55      15.4G     0.8954     0.3575      1.656      1.211         68        640: 100% 9/9 [00:13<00:00,  1.50s/it]
           Class     Images  Instances      Box(P          R      mAP50  mAP50-95)     Mask(P          R      mAP50  mAP50-95):
             all         35         70    0.00886          1     0.0103    0.00726    0.00282        0.3    0.00231   0.000573

Epoch    GPU_mem   box_loss   seg_loss   cls_loss   dfl_loss  Instances       Size
 4/55      15.4G     0.9212     0.2895      1.579      1.215         57        640: 100% 9/9 [00:13<00:00,  1.46s/it]
           Class     Images  Instances      Box(P          R      mAP50  mAP50-95)     Mask(P          R      mAP50  mAP50-95):
             all         35         70     0.0393      0.129     0.0213    0.0133     0.0393      0.129     0.0213   0.00791

Epoch    GPU_mem   box_loss   seg_loss   cls_loss   dfl_loss  Instances       Size
 5/55      15.4G     0.9698     0.3913       1.42      1.216         57        640: 100% 9/9 [00:13<00:00,  1.49s/it]
           Class     Images  Instances      Box(P          R      mAP50  mAP50-95)     Mask(P          R      mAP50  mAP50-95):
             all         35         70     0.0416        0.7     0.0723     0.029    0.00403      0.114    0.00378   0.00121

Epoch    GPU_mem   box_loss   seg_loss   cls_loss   dfl_loss  Instances       Size
 6/55      15.4G      1.008     0.4956      1.411      1.265         57        640: 100% 9/9 [00:14<00:00,  1.56s/it]
           Class     Images  Instances      Box(P          R      mAP50  mAP50-95)     Mask(P          R      mAP50  mAP50-95):
             all         35         70     0.0416        0.7     0.0723     0.029    0.00403      0.114    0.00378   0.00121

Epoch    GPU_mem   box_loss   seg_loss   cls_loss   dfl_loss  Instances       Size
 7/55      15.4G     0.7969     0.2666      1.316      1.158         53        640: 100% 9/9 [00:14<00:00,  1.56s/it]
           Class     Images  Instances      Box(P          R      mAP50  mAP50-95)     Mask(P          R      mAP50  mAP50-95):
             all         35         70     0.0416        0.7     0.0723     0.029    0.00403      0.114    0.00378   0.00121

Epoch    GPU_mem   box_loss   seg_loss   cls_loss   dfl_loss  Instances       Size
 8/55      15.3G     0.7589     0.2517      1.232      1.117         69        640: 100% 9/9 [00:13<00:00,  1.54s/it]
```

Figura 39. Entrenamiento de la IA por épocas

El proceso de entrenamiento finaliza y los resultados se presentan en la salida de la consola. Para este conjunto de datos, el servidor de Google ha requerido un total de 27 minutos para generar el modelo de inferencia. Los archivos resultantes, denominados "best.pt" y "last.pt," contienen los pesos esenciales para la implementación de YOLOv8x en la fase de inferencia. A continuación, se describe la función de cada archivo:

best.pt: Este archivo almacena los pesos del modelo con el mejor desempeño durante el entrenamiento.

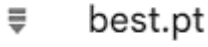


Figura 40. IA entrenada

last.pt: Este archivo contiene los pesos del modelo obtenidos en la última época de entrenamiento.

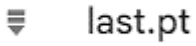


Figura 41. Última época de entrenamiento

a. Exportación de gráficas.

Con el entrenamiento finalizado, YOLOv8x entrega el algoritmo entrenado y una carpeta llena de gráficas para el análisis del modelo. Los cuales son mostrados en la Figura 42, junto a los archivos enviados al Drive en la Figura 43.

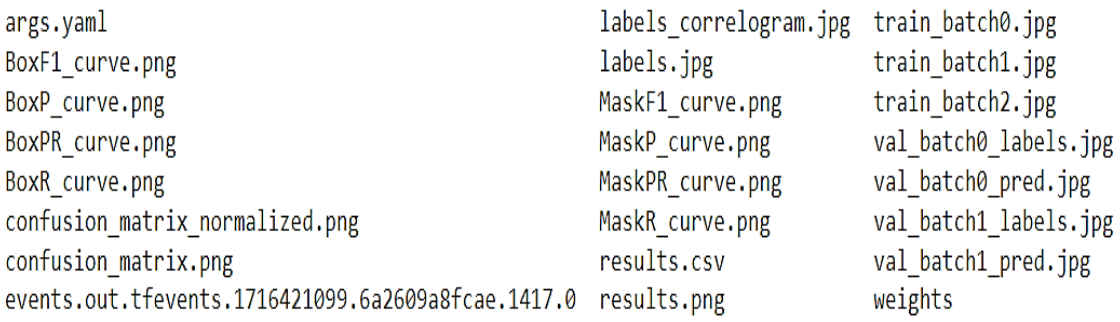


Figura 42. Gráficas que proporciona YOLOv8x

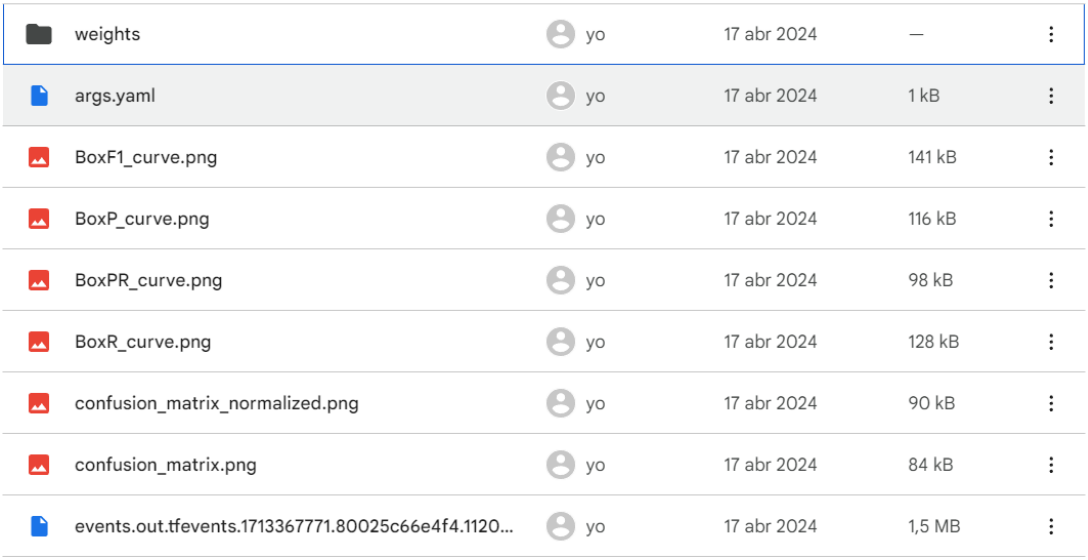


Figura 43. Gráficas enviadas al Drive

Estos archivos se muestran cada uno en el Anexo D.

- ***Resultados del entrenamiento.***

Como se puede observar en la Figura 44 y la Figura 45, los resultados con configuraciones de 55 y 100 épocas respectivamente muestran que, a medida que aumentan las épocas, el modelo genera menos errores.

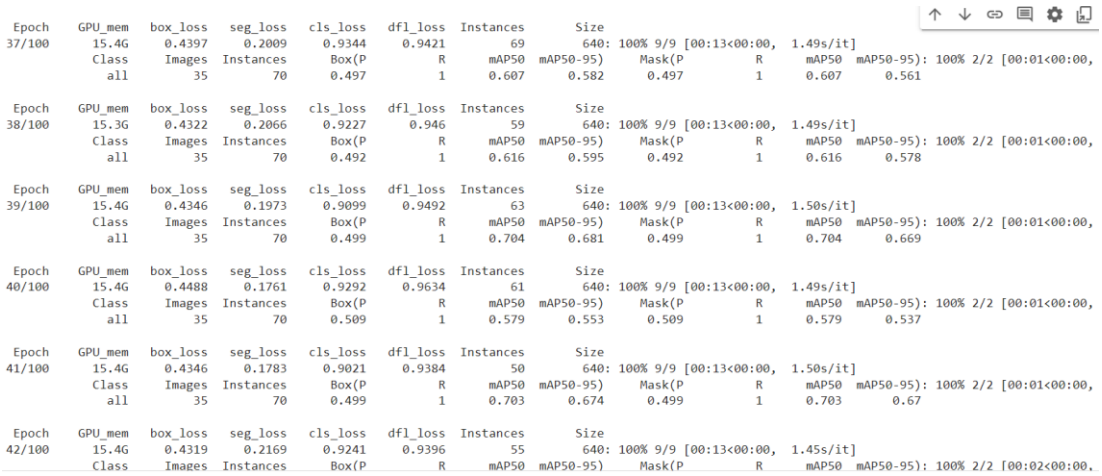


Figura 44. Resultados del entrenamiento con 100 épocas

```
Epoch    GPU_mem   box_loss   seg_loss   cls_loss   dfl_loss  Instances       Size
52/55      15.4G     0.3238     0.1821     0.8589     0.9184         51        640: 100% 9/9 [00:14<00:00,  1.59s/it]
           Class     Images  Instances      Box(P          R      mAP50  mAP50-95)     Mask(P          R      mAP50  mAP50-95): 100% 2/2 [00:02<00:00,
             all         35         70      0.499          1      0.584      0.571      0.499          1      0.584      0.558

Epoch    GPU_mem   box_loss   seg_loss   cls_loss   dfl_loss  Instances       Size
53/55      15.3G     0.3281     0.1482     0.8676     0.9141         59        640: 100% 9/9 [00:14<00:00,  1.57s/it]
           Class     Images  Instances      Box(P          R      mAP50  mAP50-95)     Mask(P          R      mAP50  mAP50-95): 100% 2/2 [00:01<00:00,
             all         35         70      0.499          1      0.615      0.599      0.499          1      0.615      0.593

Epoch    GPU_mem   box_loss   seg_loss   cls_loss   dfl_loss  Instances       Size
54/55      15.4G     0.3351     0.1709     0.8625     0.9162         59        640: 100% 9/9 [00:14<00:00,  1.59s/it]
           Class     Images  Instances      Box(P          R      mAP50  mAP50-95)     Mask(P          R      mAP50  mAP50-95): 100% 2/2 [00:01<00:00,
             all         35         70      0.499          1      0.598      0.582      0.499          1      0.598      0.571

Epoch    GPU_mem   box_loss   seg_loss   cls_loss   dfl_loss  Instances       Size
55/55      15.4G     0.2982     0.1528     0.8564     0.9024         56        640: 100% 9/9 [00:14<00:00,  1.60s/it]
           Class     Images  Instances      Box(P          R      mAP50  mAP50-95)     Mask(P          R      mAP50  mAP50-95): 100% 2/2 [00:02<00:00,
             all         35         70      0.499          1      0.587      0.571      0.499          1      0.587      0.565
```

Figura 45. Resultados del entrenamiento con 55 épocas

- ***Precisión de las épocas***

A lo largo del análisis de precisión en múltiples épocas de entrenamiento, se observa un patrón ascendente tanto en la precisión del conjunto de entrenamiento como en el de validación. Esto sugiere que el modelo ha capturado eficazmente los patrones inherentes a los datos, indicando un proceso de aprendizaje efectivo.

La convergencia simultánea de ambas métricas sugiere un equilibrio robusto en el proceso de aprendizaje, lo que respalda la capacidad del modelo para generalizar eficazmente a nuevos datos. Sin embargo, al analizar los resultados mostrados en la Figura 46, se evidencia una discrepancia notable, ya que la precisión en el conjunto de validación presenta puntos que se desvían de la línea de aprendizaje.

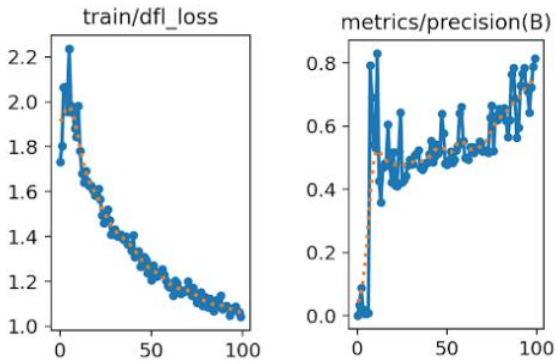


Figura 46. Precisión del modelo con 100 épocas

Esta discrepancia genera dudas sobre la confiabilidad de los resultados, subrayando la necesidad de una evaluación más minuciosa. Por otro lado, Figura 47 presenta resultados preliminares prometedores, confirmando la validez y el progreso positivo del modelo durante el entrenamiento. Cabe destacar que, aunque se podría aumentar

el número de épocas de entrenamiento, los cambios en las métricas ya no serían tan significativos ni representativos en términos de mejora.

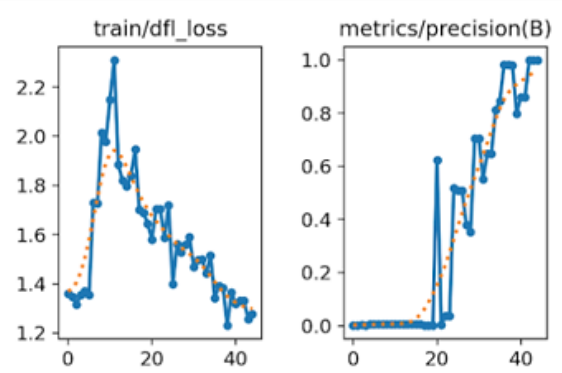


Figura 47. Precisión del modelo con 45 épocas

- ***Tabla de resultados de los entrenamientos***

En el sistema desarrollado, se llevaron a cabo múltiples entrenamientos con el fin de comparar los resultados. La Tabla 23 muestran los valores obtenidos de estos entrenamientos con sus mejores resultados, incluyendo los parámetros de Épocas, Precisión (P), Recall (R), mAP50 (media de precisión promedio con IoU 0.5) y mAP50-95 (media de precisión promedio entre IoU 0.5 y 0.95).

Cada entrenamiento varía entre 45 y 55 épocas, debido a la cantidad de muestras en cada subcategoría. Este ajuste permite obtener mejores resultados en los entrenamientos.

Tabla 23. Tabla de resultados de entrenamientos

Clases	**Imágenes**	**Imágenes Val.**	**Épocas**	**P**	**R**	**mAP50**	**mAP50-95**
Mesioangular	174	43	45	0.999	1	0.995	0.936
Vertical	163	40	45	0.999	1	0.996	0.978
Distoangular	116	29	55	0.999	1	0.996	0.988
horizontal	123	30	55	0.999	1	0.996	0.988
invertido	78	19	55	0.999	1	0.996	0.923
Fase 1 clase A	164	41	45	0.999	1	0.996	0.988
Fase 1 clase B	140	35	45	0.999	1	0.996	0.978
Fase 1 clase C	135	33	55	0.998	0.99	0.994	0.923
Fase 2 clase A	148	37	45	0.999	1	0.996	0.988
Fase 2 clase B	138	34	55	0.998	0.99	0.994	0.988
Fase 2 clase C	156	39	55	0.998	0.99	0.994	0.978
Fase 3 clase C	68	17	55	0.999	1	0.996	0.923

b. Procesamiento de Imágenes

Se presenta el procesamiento de imágenes de las radiografías, el cual es un paso crucial para preparar los datos antes de ser analizados por la red neuronal previamente entrenada. El proceso comienza con la conversión de las imágenes a escala de grises, lo que reduce la complejidad computacional al simplificar la información de color en un solo canal.

- ***Bibliotecas requeridas para el desarrollo de la etapa descrita***

En esta etapa se presentan las bibliotecas utilizadas para el procesamiento de imágenes.

```
import cv2
```

- ***Lectura de la imagen***

La imagen se lee en formato digital, como se muestra en la Figura 48. Esta etapa convierte la imagen en una matriz numérica. En el caso de una imagen radiográfica en blanco y negro, cada píxel se representa típicamente por 8 bits, lo que permite 256 niveles de intensidad de gris.

```
imagen = cv2.imread('radiografia.jpg')
```



Figura 48. Imagen radiográfica original

En la Figura 49, muestra el histograma con las cantidades de blancos como de grises de la imagen original.

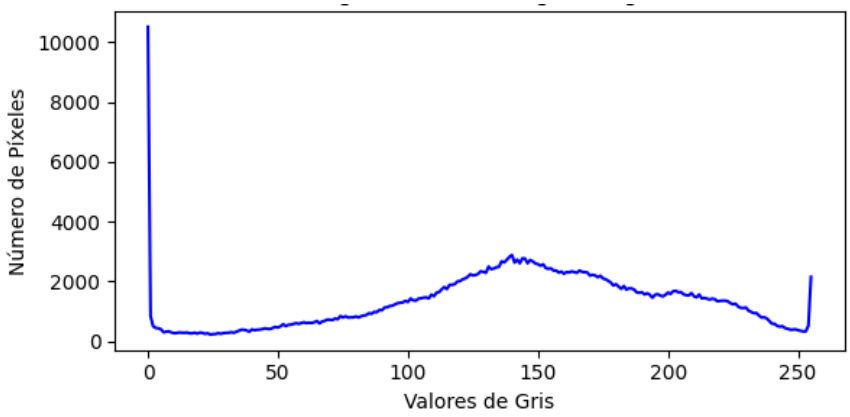


Figura 49. Histograma de la imagen original

- ***Escala de Grises***

Convertir una radiografía a escala de grises implica procesar la imagen para asegurar que cada píxel se represente por un solo valor de intensidad, generalmente de 8 bits, como se muestra en la Figura 50. Este cambio se realiza para evitar la saturación de blancos y grises, y para estandarizar las imágenes en un formato general, optimizando así su análisis y procesamiento posterior.

```
imagen_gris = cv2.imread(imagen, cv2. IMREAD_GRAYSCALE)
```



Figura 50. Imagen a escala de grises

La Figura 51, muestran el cambio de la imagen evitando la saturación tanto de blancos como de grises.

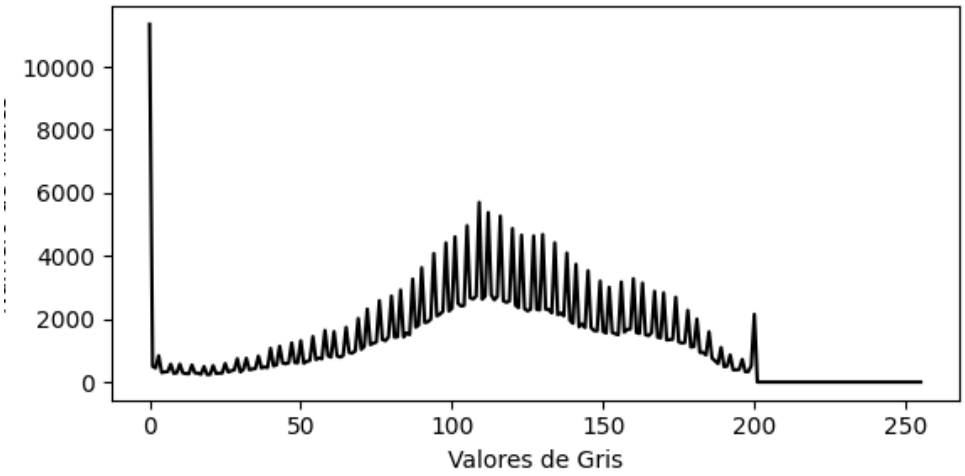


Figura 51. Histograma de imagen a escala de grises

c. Autentificación de Usuarios

Para la autenticación del usuario, se utilizó Firebase. El objetivo es permitir el acceso al sistema mediante un inicio de sesión con correo y contraseña.

- ***Bibliotecas requeridas para el desarrollo de la etapa descrita***

En esta etapa se muestra las librerías que se utilizaron para desarrollar el login.

```
import pyrebase
import tkinter
import customtkinter
import subprocess
```

- ***Creación de Login***

En la Figura 52 se puede observar la creación de la base de autenticación en Firebase. A continuación, Firebase proporciona las credenciales necesarias para enlazar y subir datos desde Python, como se ilustra en la Figura 53.

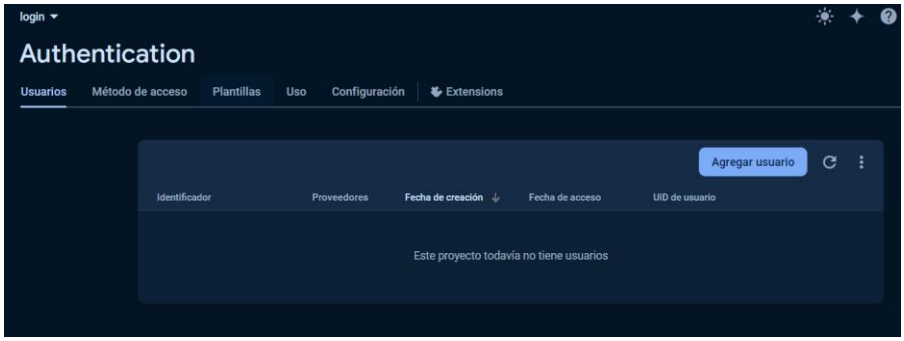


Figura 52. Base de autentificación en fire base

```
firebaseConfig = {
    'apiKey': "AIzaSyCXapt1eKR8nBKMhTetpn_h8Rxfm2DXRFM",
    'authDomain': "login-6d76e.firebaseapp.com",
    'databaseURL':"https://login-6d76e-default-rtdb.firebaseio.com/",
    'projectId': "login-6d76e",
    'storageBucket': "login-6d76e.appspot.com",
    'messagingSenderId': "952264809251",
    'appId': "1:952264809251:web:a5344620ebd6b2781f4a96",
    'measurementId': "G-GM6C52K8GF"
}
```

Figura 53. Credenciales de Base autentificador

d. Interfaz de ingreso al sistema

Se ha creado una interfaz para la introducción de usuario y contraseña. Esto permitirá verificar el usuario y en caso de no contar con una cuenta, el usuario pueda registrarse para poder ingresar con sus propias credenciales, como se ilustra en la Figura 54. Una vez iniciada la sesión, el programa mostrará una ventana con opciones para registrar nuevos pacientes.



Figura 54. Interfaz Gráfica

La interfaz se diseñó con un enfoque en la seguridad de la información durante el desarrollo del sistema de inicio de sesión. Firebase realiza una verificación en tiempo real para garantizar que los datos proporcionados coincidan con los registros almacenados. Si la autenticación es exitosa, el usuario obtiene acceso al sistema; de lo contrario, se le notifica que las credenciales son incorrectas.

Cada una de las partes del interfaz del programa se encuentran descritas en el Anexo G.

3.1.7 Pruebas de Funcionamiento

- ***Registro de usuario***

La interfaz de inicio de sesión permite que los profesionales ingresen con su correo electrónico y contraseña respectivos. En caso de no contar con una cuenta, pueden seleccionar la opción de registrarse para añadir un nuevo usuario a la base de datos. Al completar el registro, se mostrará un mensaje confirmando que el usuario se ha registrado correctamente, como se muestra en la Figura 55.



Figura 55. Registro de usuario

El registro se reflejará en la base de datos, como se muestra en la Figura 56, junto a los demás profesionales que ya están registrados en el sistema.



Figura 56. Usuarios registrados

Una vez que se han ingresado las credenciales del profesional, se podrá iniciar sesión y acceder al sistema para realizar las evaluaciones correspondientes o revisar los registros de pacientes.



Figura 57. Panel menú

En este caso, se accede a "Nuevo Paciente" para realizar pruebas del funcionamiento del sistema. En la interfaz se encontrarán varios parámetros para llenar con los datos del paciente antes de la evaluación, con el fin de tener un registro detallado. Como se muestra en la Figura 58.

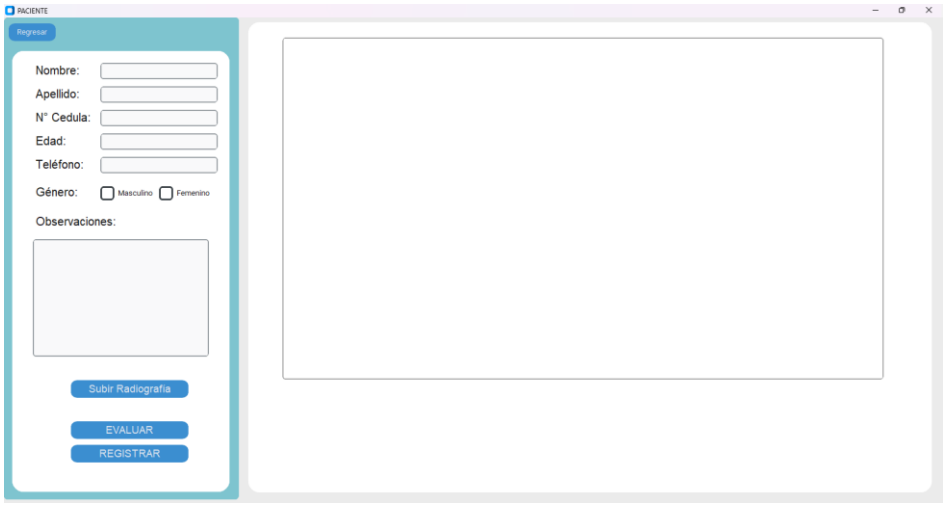


Figura 58. Interfaz de Nuevo Paciente

Para evaluar la eficiencia del sistema de detección de terceros molares, se realizaron pruebas exhaustivas en tres casos clínicos externos de la base de datos de entrenamiento como de la de validación.

Es importante recalcar que la comprobación del sistema se llevó a cabo junto con un profesional odontólogo. El profesional en el área de Odontología mencionó que, en una radiografía panorámica dental, al evaluar con la clasificación de Winter, se pueden presentar un máximo de cuatro resultados, ya que existen solo dos molares superiores y dos inferiores.

En el caso del clasificador de Pell y Gregory, se pueden presentar un máximo de dos resultados, porque se basa exclusivamente en los molares inferiores. Por lo tanto, el total máximo de resultados es seis, este valor puede varias por la pérdida de piezas dentales por distintas circunstancias o posicionamiento de los Molares.

a. Prueba 1

- ***Activación de proceso***

1. Paciente Número uno: El registro se observa en la Figura 59.

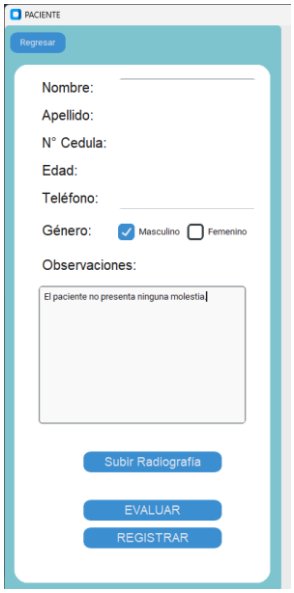


Figura 59. Registro del paciente

2. Evaluación de Radiografía Panorámica Dental: A continuación, en la Figura 60, Figura 61.

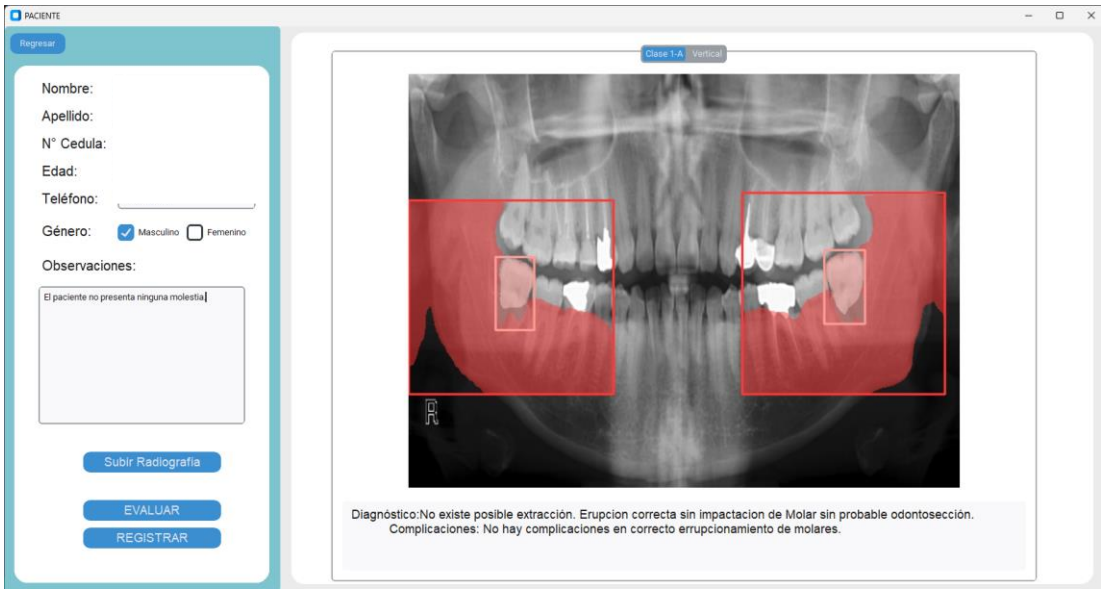


Figura 60. Molar Clase 1-A detectado

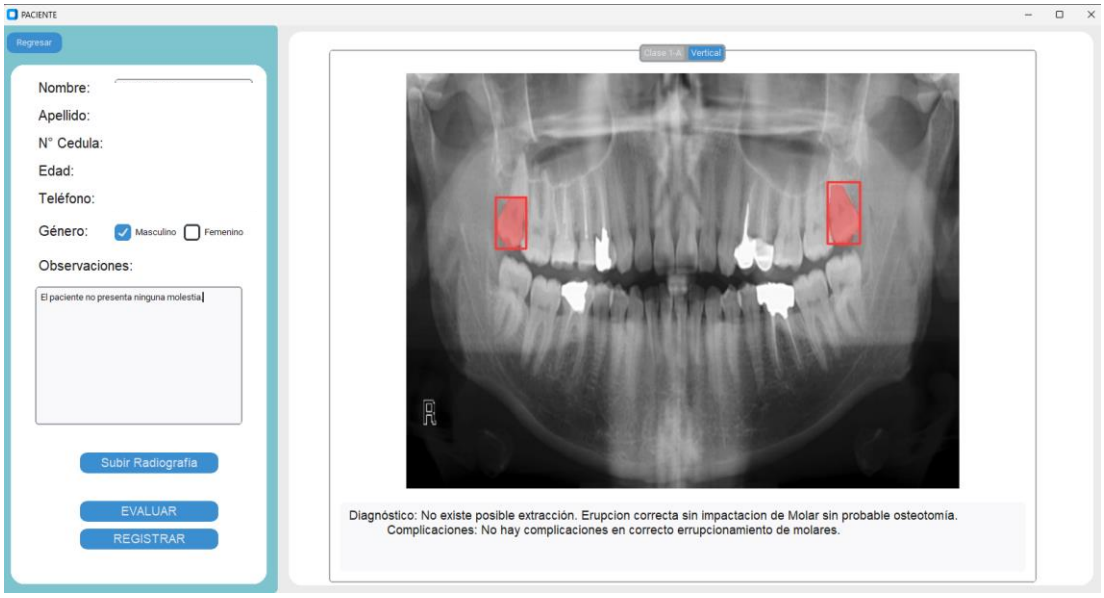


Figura 61. Molar Vertical detectado

3. Registro de Evaluación en la Base de datos. Se observa en la Figura 62, Figura 63.

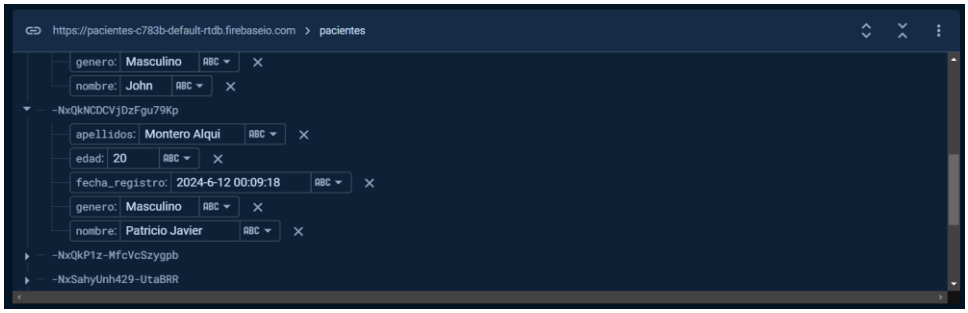


Figura 62. Datos del paciente



Figura 63. Imágenes de evaluación del paciente

b. Prueba 2

- ***Activación de proceso***

1. Paciente Número dos: El registro se observa en la Figura 64.

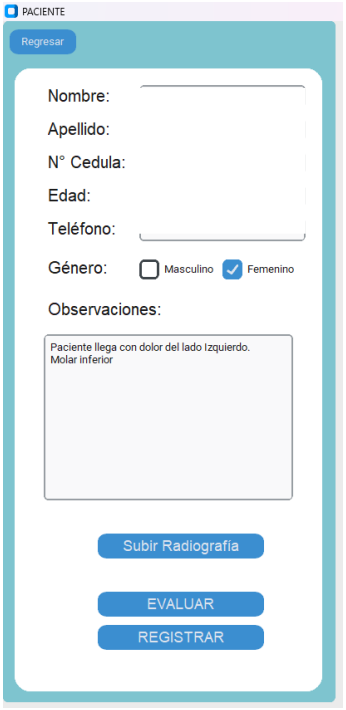


Figura 64. Registro del paciente

2. Evaluación de Radiografía Panorámica Dental: A continuación, en la Figura 65, Figura 66, Figura 67, Figura 68.

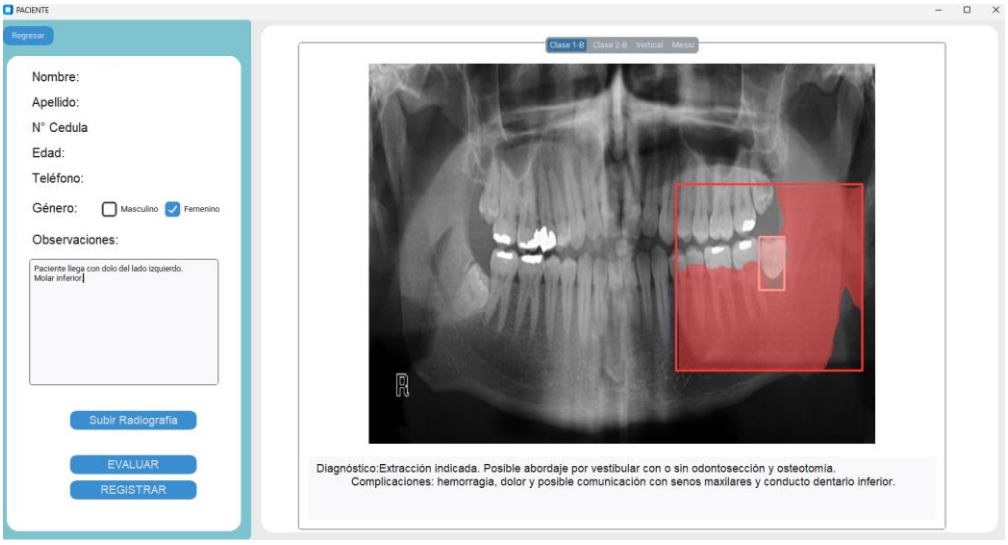


Figura 65. Molar Clase 1-B detectado

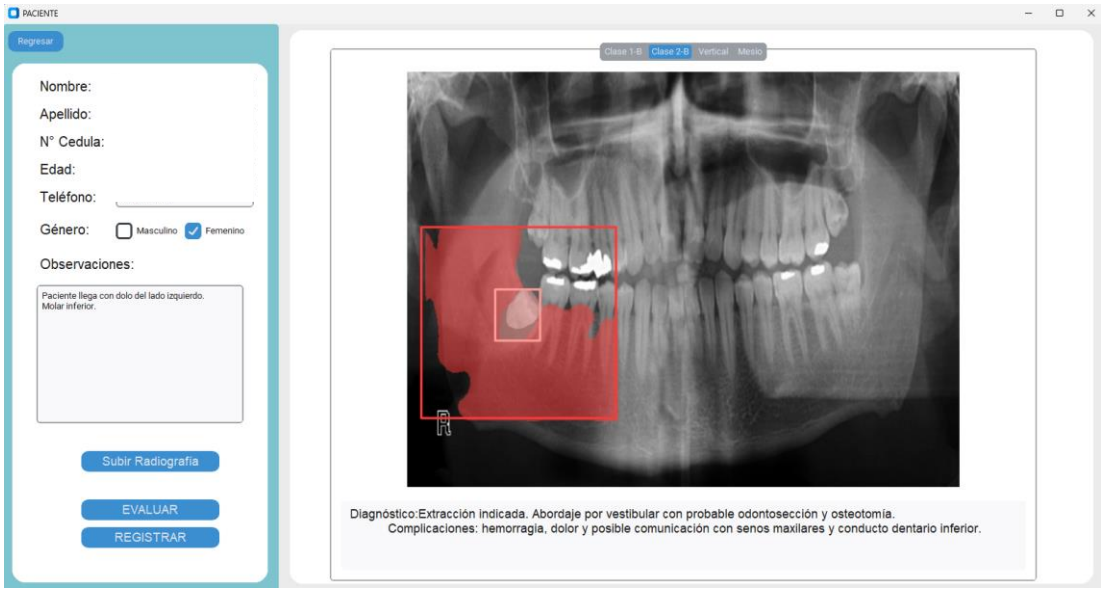


Figura 66. Molar Clase 2-B detectado

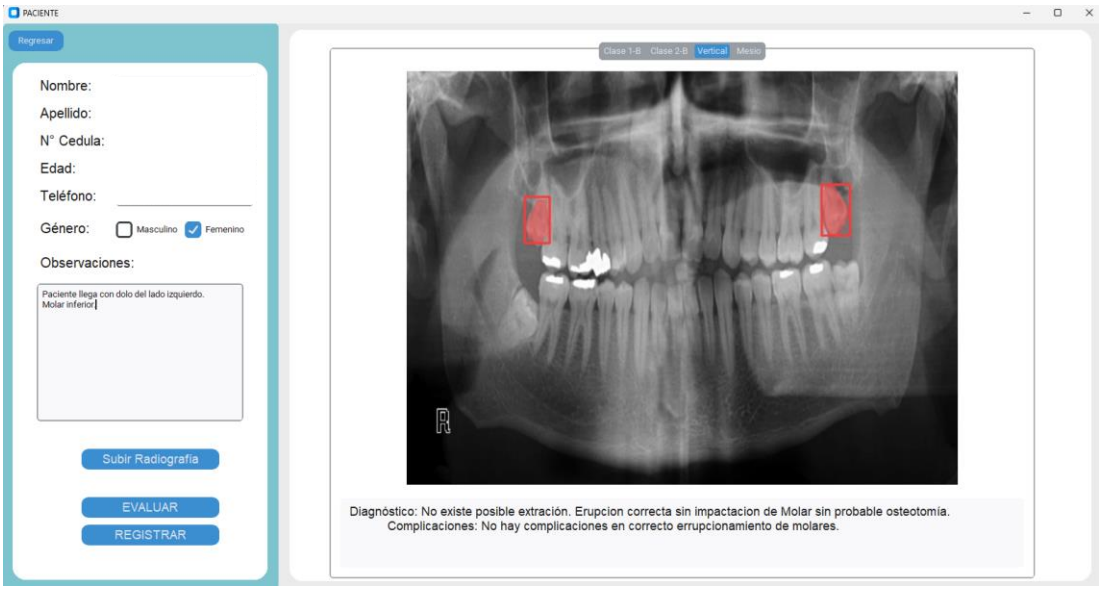


Figura 67. Molar vertical detectado

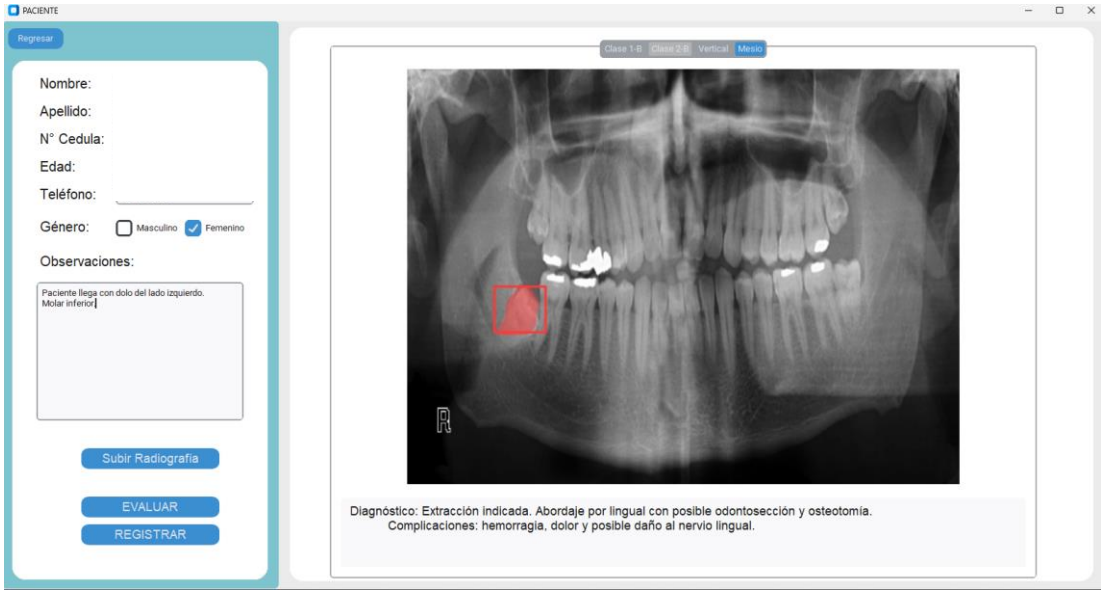


Figura 68. Molar mesioAngular detectad

3. Registro de Evaluación en la Base de datos. Se observa en la Figura 69, Figura 70.

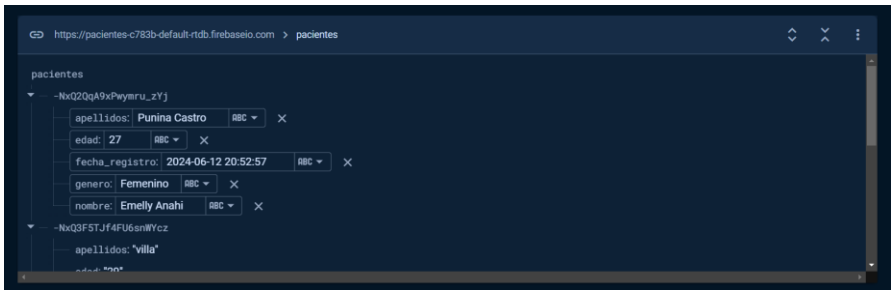


Figura 69. Datos del paciente

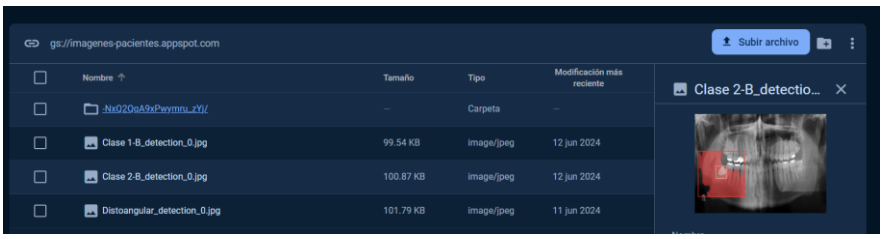


Figura 70. Imágenes de evaluación del paciente

c. Prueba 3

- ***Activación de proceso***

1. Paciente Número tres. El registro se observa en la Figura 71.

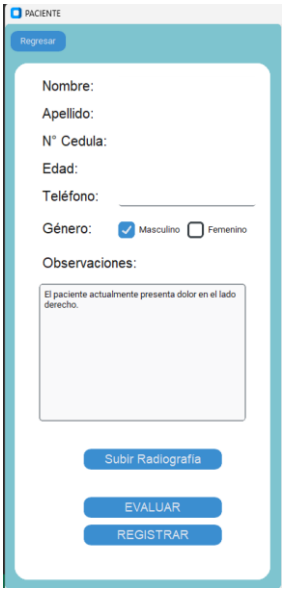


Figura 71. Registro del paciente

2. Evaluación de Radiografía Panorámica Dental: A continuación, en la Figura 72, Figura 73, Figura 74.

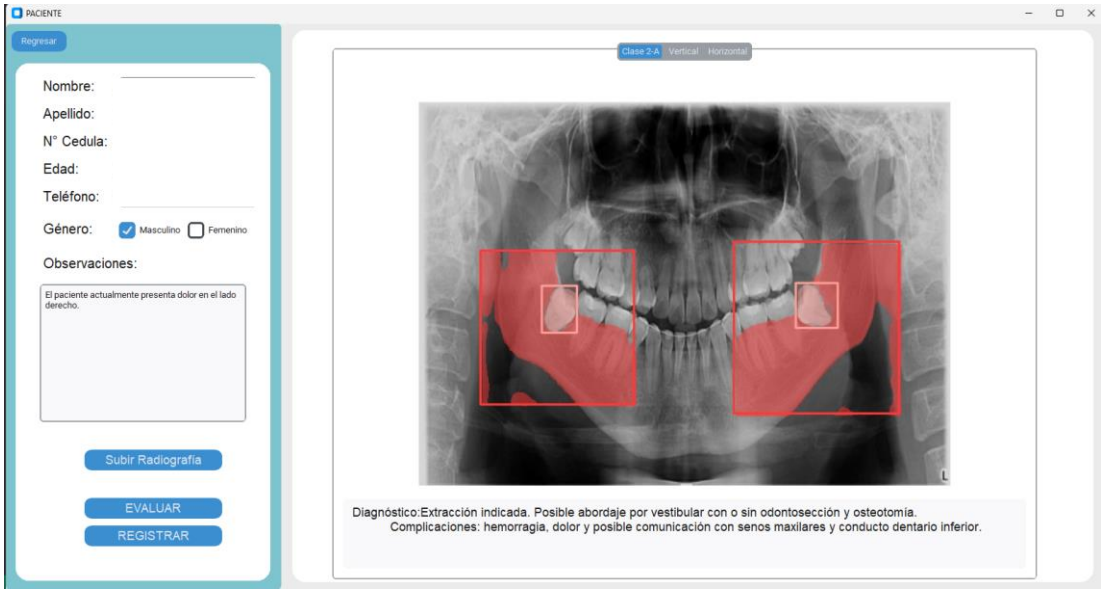


Figura 72. Molar Clase 2-A detectado

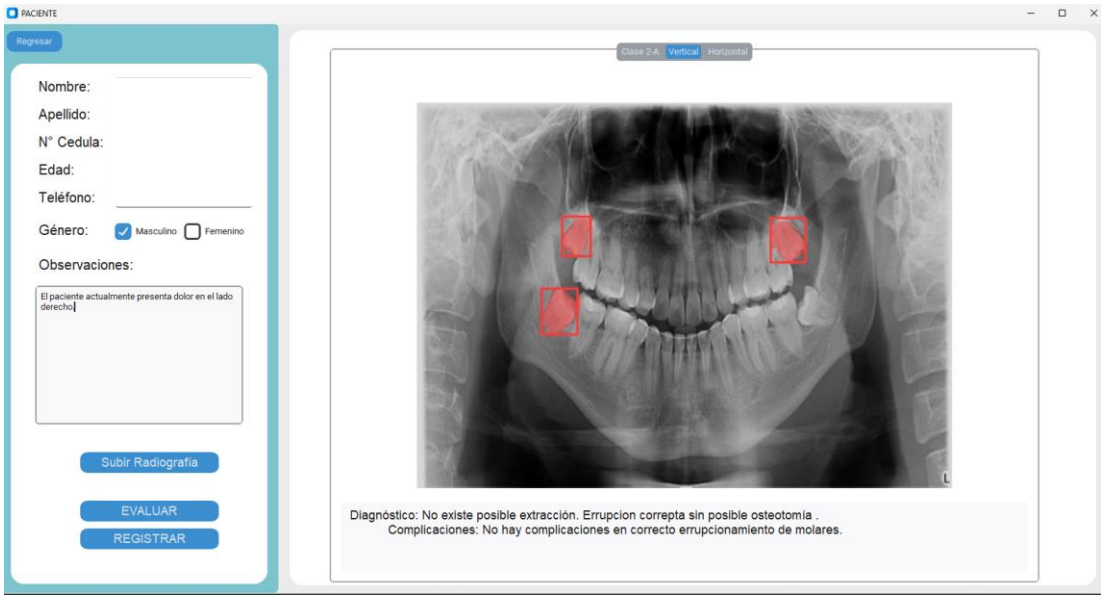


Figura 73. Molar vertical detectado

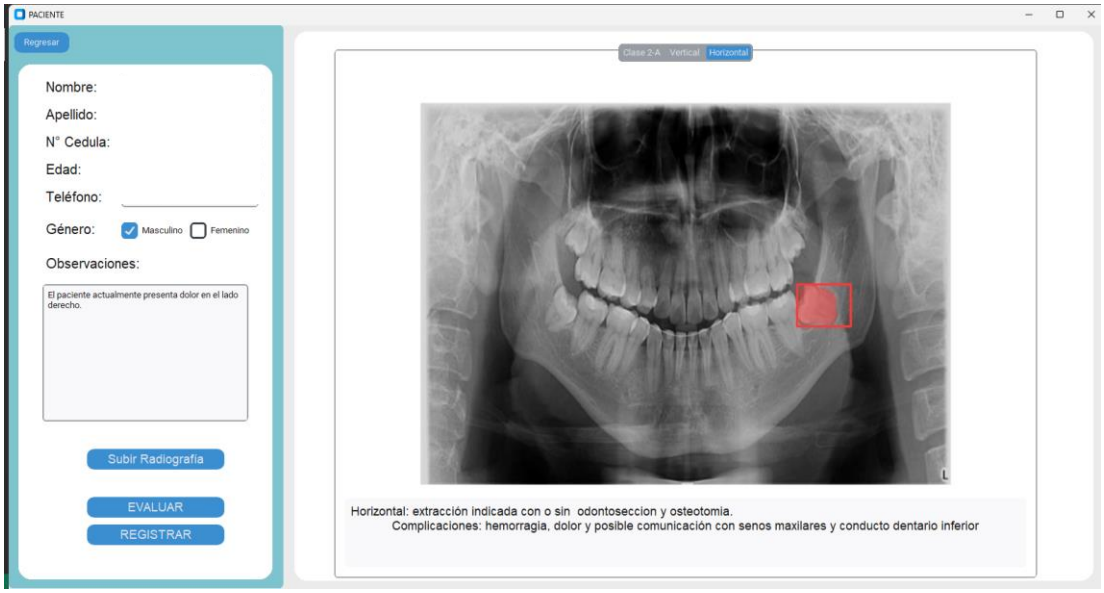


Figura 74. Molar Horizontal detectado

3. Registro de Evaluación en la Base de datos. Se observa en la Figura 75, Figura 76.

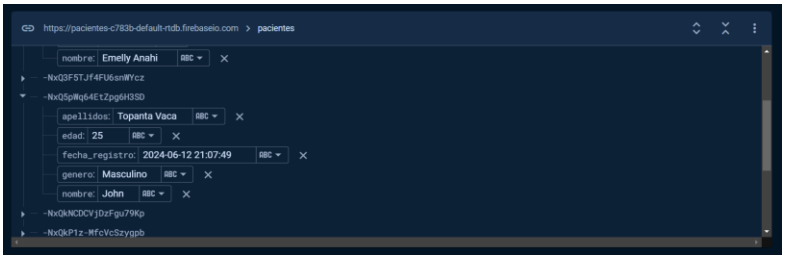


Figura 75. Datos del paciente

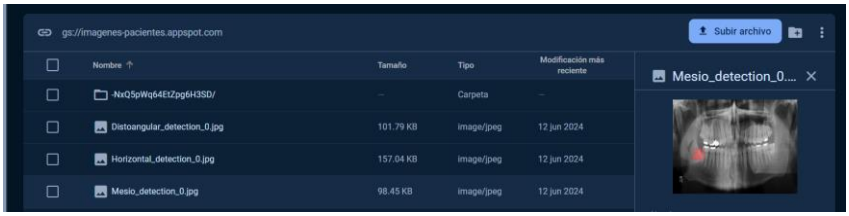


Figura 76. Imágenes de evaluación del paciente

3.2 Validación de resultados

En esta sección se llevaron a cabo pruebas de funcionamiento del sistema, compuesto por doce modelos de Inteligencia Artificial previamente entrenadas para la detección de casos de molares según las clasificaciones de Pell-Gregory y Winter. Se apartaron 592 imágenes con el fin de realizar estas pruebas de funcionamiento del sistema, utilizando casos clínicos de molares independientes de las bases de datos empleadas durante el entrenamiento. Cada una de las pruebas se realizaron con un porcentaje similar de imágenes para tener un número de pruebas de valores iguales. Al evaluar el sistema desarrollado, se emplearon las siguientes definiciones para medir la exactitud y la efectividad de las predicciones:

- ***Verdaderos positivos (VP):*** Son los casos en los que el sistema identifica correctamente una condición como positiva y esta predicción es precisa.

- ***Falsos positivos (FP):*** Representan los casos en los que el sistema incorrectamente identifica una condición como positiva, cuando en realidad es negativa.

- ***Verdaderos negativos (VN):*** Corresponden a los casos en los que el sistema identifica correctamente una condición como negativa y esta predicción es acertada.

- ***Falsos negativos (FN):*** Son los casos en los que el sistema incorrectamente identifica una condición como negativa, cuando en realidad es positiva.

Estas métricas permitieron una evaluación detallada y precisa del desempeño del sistema, facilitando ajustes y mejoras basadas en los resultados obtenidos [49].

3.2.1 Matriz de confusión de Winter: Mesioangular

Se elaboró una matriz de confusión para el caso MesioAngular mediante el análisis de los resultados de 50 casos clínicos, lo cual se presenta de manera resumida en la siguiente Tabla 24 .

Tabla 24. Matriz de confusión Mesioangular

Predicción	**Valor positivo**	**Valor negativo**
Predicción Positiva	38(VP)	2(FN)
Predicción Negativa	2(FP)	8(VN)

- ***Interpretación de resultados.***

Los datos se obtuvieron a partir de pruebas de rendimiento utilizando radiografías panorámicas de pacientes externos a la base de datos.

Verdaderos positivos: 38

El sistema detectó con precisión 38 molares que exhiben características de un molar Mesioangular.

Verdaderos negativos: 8

Se registró que el sistema descartó 8 molares de tipo vertical, entre otros y ausencia del molar tipo mesioangular en la radiografía panorámica.

Falsos positivos: 2

En 2 ciertos casos, el sistema no identificó correctamente el tercer molar, lo que sugiere una incapacidad para detectar una condición que realmente estaba presente.

Falsos negativos: 2

El sistema logró descartar 2 casos en los que no se observan características de un molar Mesioangular.

3.2.2 Matriz de confusión de Winter: Vertical

Se elaboró una matriz de confusión para el caso Horizontal mediante el análisis de los resultados de 50 casos clínicos, lo cual se presenta de manera resumida en la siguiente.

Tabla 25. Matriz de confusión Vertical

Predicción	**Valor positivo**	**Valor negativo**
Predicción Positiva	40(VP)	1(FN)
Predicción Negativa	1(FP)	8(VN)

- ***Interpretación de resultados.***

Los datos se obtuvieron a partir de pruebas de rendimiento utilizando radiografías panorámicas de pacientes externos a la base de datos.

Verdaderos positivos: 40

El sistema detectó con precisión 40 molares que exhiben características de un molar tipo Vertical.

Verdaderos negativos: 8

Se registró que el sistema descartó 8 molares de tipo mesioangular, entre otros y ausencia del molar tipo vertical en la radiografía panorámica.

Falsos positivos: 1

En 1 cierto caso, el sistema no identificó correctamente el tercer molar, lo que sugiere una incapacidad para detectar una condición que realmente estaba presente.

Falsos negativos: 1

El sistema logró descartar 1 caso en el que no se observan características de un molar Vertical.

3.2.3 Matriz de confusión de Winter: Distoangular

Se elaboró una matriz de confusión para el caso Distoangular mediante el análisis de los resultados de 48 casos clínicos, lo cual se presenta de manera resumida en la siguiente.

Tabla 26. Matriz de confusión Distoangular

Predicción	**Valor positivo**	**Valor negativo**
Predicción Positiva	26(VP)	5(FN)
Predicción Negativa	2(FP)	15(VN)

- ***Interpretación de resultados.***

Los datos se obtuvieron a partir de pruebas de rendimiento utilizando radiografías panorámicas de pacientes externos a la base de datos.

Verdaderos positivos: 26

El sistema detectó con precisión 26 molares que exhiben características de un molar tipo Distoangular.

Verdaderos negativos: 15

Se registró que el sistema descartó 15 molares de tipo horizontal, entre otros y ausencia del molar tipo distoangular en la radiografía panorámica.

Falsos positivos: 2

En 2 ciertos casos, el sistema no identificó correctamente el tercer molar, lo que sugiere una incapacidad para detectar una condición que realmente estaba presente.

Falsos negativos: 2

El sistema logró descartar 2 casos en los que no se observaban características de un molar distoangular.

3.2.4 Matriz de confusión de Winter: Horizontal

Se elaboró una matriz de confusión para el caso Vertical mediante el análisis de los resultados de 50 casos clínicos, lo cual se presenta de manera resumida en la siguiente.

Tabla 27. Matriz de confusión Horizontal

Predicción	**Valor positivo**	**Valor negativo**
Predicción Positiva	38(VP)	2(FN)
Predicción Negativa	2(FP)	8(VN)

- ***Interpretación de resultados.***

Los datos se obtuvieron a partir de pruebas de rendimiento utilizando radiografías panorámicas de pacientes externos a la base de datos.

Verdaderos positivos: 38

El sistema detectó con precisión 38 molares que exhibían características de un molar tipo horizontal.

Verdaderos negativos: 8

Se registró que el sistema descartó 8 molares de tipo distoangular, entre otros y ausencia del molar tipo horizontal en la radiografía panorámica.

Falsos positivos: 2

En 2 ciertos casos, el sistema no identificó correctamente el tercer molar, lo que sugiere una incapacidad para detectar una condición que realmente estaba presente.

Falsos negativos: 2

El sistema logró descartar 2 casos en los que no se observan características de un molar horizontal.

3.2.5 Matriz de confusión de Winter: Invertido

Se elaboró una matriz de confusión para el caso Invertido mediante el análisis de los resultados de 50 casos clínicos, lo cual se presenta de manera resumida en la siguiente.

Tabla 28. Matriz de confusión Invertido

Predicción	**Valor positivo**	**Valor negativo**
Predicción Positiva	8(VP)	3(FN)
Predicción Negativa	1(FP)	38(VN)

- ***Interpretación de resultados.***

Los datos se obtuvieron a partir de pruebas de rendimiento utilizando radiografías panorámicas de pacientes externos a la base de datos.

Verdaderos positivos: 8

El sistema detectó con precisión 40 molares que exhiben características de un molar tipo Invertido.

Verdaderos negativos: 38

Se registró que el sistema descartó 8 molares de tipo vertical, entre otros y ausencia del molar tipo invertido en la radiografía panorámica.

Falsos positivos: 1

En 1 caso, el sistema no identificó correctamente el tercer molar, lo que sugiere una incapacidad para detectar una condición que realmente estaba presente.

Falsos negativos: 3

El sistema logró descartar 2 casos en los que no se observan características de un molar invertido.

3.2.6 Matriz de confusión de Pell y Gregory: Fase 1 Clase A

Se elaboró una matriz de confusión para el caso Fase 1 Clase A mediante el análisis de los resultados de 50 casos clínicos, lo cual se presenta de manera resumida en la siguiente.

Tabla 29. Matriz de confusión Fase 1 Clase A

Predicción	**Valor positivo**	**Valor negativo**
Predicción Positiva	36(VP)	1(FN)
Predicción Negativa	1(FP)	12(VN)

- ***Interpretación de resultados.***

Los datos se obtuvieron a partir de pruebas de rendimiento utilizando radiografías panorámicas de pacientes externos a la base de datos.

Verdaderos positivos: 36

El sistema detectó con precisión 36 molares que exhiben características de un molar Fase 1 clase A.

Verdaderos negativos: 12

Se registró que el sistema descartó 12 molares de Fase 2 Clase A, entre otros y ausencia del molar Fase 1 Clase A en la radiografía panorámica.

Falsos positivos: 1

En 1 caso, el sistema no identificó correctamente el tercer molar, lo que sugiere una incapacidad para detectar una condición que realmente estaba presente.

Falsos negativos: 1

El sistema logró descartar 1 caso en el que no se observan características de un molar Fase 1 Clase A.

3.2.7 Matriz de confusión de Pell y Gregory: Fase 1 Clase B

Se elaboró una matriz de confusión para el caso Fase 1 Clase B mediante el análisis de los resultados de 50 casos clínicos, lo cual se presenta de manera resumida en la siguiente.

Tabla 30. Matriz de confusión Fase 1 Clase B

Predicción	**Valor positivo**	**Valor negativo**
Predicción Positiva	38(VP)	1(FN)
Predicción Negativa	1(FP)	10(VN)

- ***Interpretación de resultados.***

Los datos se obtuvieron a partir de pruebas de rendimiento utilizando radiografías panorámicas de pacientes externos a la base de datos.

Verdaderos positivos: 38

El sistema detectó con precisión 38 molares que exhiben características de un molar Fase 1 clase B.

Verdaderos negativos: 10

Se registró que el sistema descartó 10 molares de Fase 2 Clase B, entre otros y ausencia del molar Fase 1 Clase B en la radiografía panorámica.

Falsos positivos: 1

En 1 caso, el sistema no identificó correctamente el tercer molar, lo que sugiere una incapacidad para detectar una condición que realmente estaba presente.

Falsos negativos: 1

El sistema logró descartar 1 caso en el que no se observan características de un molar Fase 1 Clase B.

3.2.8 Matriz de confusión de Pell y Gregory: Fase 1 Clase C

Se elaboró una matriz de confusión para el caso Fase 1 Clase C mediante el análisis de los resultados de 48 casos clínicos, lo cual se presenta de manera resumida en la siguiente.

Tabla 31. Matriz de confusión Fase 1 Clase C

Predicción	**Valor positivo**	**Valor negativo**
Predicción Positiva	11(VP)	2(FN)
Predicción Negativa	2(FP)	33(VN)

- ***Interpretación de resultados.***

Los datos se obtuvieron a partir de pruebas de rendimiento utilizando radiografías panorámicas de pacientes externos a la base de datos.

Verdaderos positivos: 11

El sistema detectó con precisión 1 molares que exhiben características de un molar Fase 1 clase C.

Verdaderos negativos: 33

Se registró que el sistema descartó 33 molares de Fase 2 Clase C, entre otros y ausencia del molar Fase 1 Clase C en la radiografía panorámica.

Falsos positivos: 2

En 2 casos, el sistema no identificó correctamente el tercer molar, lo que sugiere una incapacidad para detectar una condición que realmente estaba presente.

Falsos negativos: 2

El sistema logró descartar 2 casos en los que no se observan características de un molar Fase 1 Clase C.

3.2.9 Matriz de confusión de Pell y Gregory: Fase 2 Clase A

Se elaboró una matriz de confusión para el caso Fase 2 Clase A mediante el análisis de los resultados de 50 casos clínicos, lo cual se presenta de manera resumida en la siguiente.

Tabla 32. Matriz de confusión Fase 2 Clase A

Predicción	**Valor positivo**	**Valor negativo**
Predicción Positiva	22(VP)	1(FN)
Predicción Negativa	1(FP)	26(VN)

- ***Interpretación de resultados.***

Los datos se obtuvieron a partir de pruebas de rendimiento utilizando radiografías panorámicas de pacientes externos a la base de datos.

Verdaderos positivos: 22

El sistema detectó con precisión 2 molares que exhiben características de un molar Fase 2 clase A.

Verdaderos negativos: 26

Se registró que el sistema descartó 10 molares de Fase 1 Clase A, entre otros y ausencia del molar Fase 2 Clase A en la radiografía panorámica.

Falsos positivos: 1

En 1 caso, el sistema no identificó correctamente el tercer molar, lo que sugiere una incapacidad para detectar una condición que realmente estaba presente.

Falsos negativos: 1

El sistema logró descartar 1 caso en el que no se observan características de un molar Fase 2 Clase A.

3.2.10 Matriz de confusión de Pell y Gregory: Fase 2 Clase B

Se elaboró una matriz de confusión para el caso Fase 2 Clase B mediante el análisis de los resultados de 48 casos clínicos, lo cual se presenta de manera resumida en la siguiente.

Tabla 33. Matriz de confusión Fase 2 Clase B

Predicción	**Valor positivo**	**Valor negativo**
Predicción Positiva	14(VP)	2(FN)
Predicción Negativa	1(FP)	31(VN)

- ***Interpretación de resultados.***

Los datos se obtuvieron a partir de pruebas de rendimiento utilizando radiografías panorámicas de pacientes externos a la base de datos.

Verdaderos positivos: 14

El sistema detectó con precisión 14 molares que exhiben características de un molar Fase 2 clase B.

Verdaderos negativos: 31

Se registró que el sistema descartó 31 molares de Fase 1 Clase B, entre otros y ausencia del molar Fase 2 Clase B en la radiografía panorámica.

Falsos positivos: 1

En 1 caso, el sistema no identificó correctamente el tercer molar, lo que sugiere una incapacidad para detectar una condición que realmente estaba presente.

Falsos negativos: 2

El sistema logró descartar 2 casos en los que no se observan características de un molar Fase 2 Clase B.

3.2.11 Matriz de confusión de Pell y Gregory: Fase 2 Clase C

Se elaboró una matriz de confusión para el caso Fase 2 Clase C mediante el análisis de los resultados de 50 casos clínicos, lo cual se presenta de manera resumida en la siguiente.

Tabla 34. Matriz de confusión Fase 2 Clase C

Predicción	**Valor positivo**	**Valor negativo**
Predicción Positiva	23(VP)	4(FN)
Predicción Negativa	2(FP)	21(VN)

- ***Interpretación de resultados.***

Los datos se obtuvieron a partir de pruebas de rendimiento utilizando radiografías panorámicas de pacientes externos a la base de datos.

Verdaderos positivos: 23

El sistema detectó con precisión 3 molares que exhiben características de un molar Fase 2 clase C.

Verdaderos negativos: 21

Se registró que el sistema descartó 33 molares de Fase 1 Clase C, entre otros y ausencia del molar Fase 2 Clase C en la radiografía panorámica.

Falsos positivos: 2

En 2 casos, el sistema no identificó correctamente el tercer molar, lo que sugiere una incapacidad para detectar una condición que realmente estaba presente.

Falsos negativos: 4

El sistema logró descartar 4 casos en los que no se observan características de un molar Fase 2 Clase C.

3.2.12 Matriz de confusión de Pell y Gregory: Fase 3 Clase C

Se elaboró una matriz de confusión para el caso Fase 3 Clase C mediante el análisis de los resultados de 48 casos clínicos, lo cual se presenta de manera resumida en la siguiente.

Tabla 35. Matriz de confusión Fase 3 Clase C

Predicción	**Valor positivo**	**Valor negativo**
Predicción Positiva	7(VP)	1(FN)
Predicción Negativa	1(FP)	39(VN)

- ***Interpretación de resultados.***

Los datos se obtuvieron a partir de pruebas de rendimiento utilizando radiografías panorámicas de pacientes externos a la base de datos.

Verdaderos positivos: 7

El sistema detectó con precisión 7 molares que exhiben características de un molar Fase 3 clase C.

Verdaderos negativos: 39

Se registró que el sistema descartó 39 molares de Fase 2 Clase C, entre otros y ausencia del molar Fase 3 Clase C en la radiografía panorámica.

Falsos positivos: 1

En 1 caso, el sistema no identificó correctamente el tercer molar, lo que sugiere una incapacidad para detectar una condición que realmente estaba presente.

Falsos negativos: 1

El sistema logró descartar 1 caso en el que no se observan características de un molar Fase 3 Clase C.

3.2.13 Validación de resultados

Estos parámetros son esenciales para evaluar y comparar modelos de clasificación, proporcionando un mejor rendimiento en términos de precisión, capacidad para detectar casos positivos y globalmente en la exactitud de todas las predicciones realizadas [49].

- ***Precisión:*** La precisión mide la proporción de predicciones positivas correctas (VP) respecto al total de predicciones positivas realizadas por el modelo (VP + FP). Es decir, indica qué tan correctas son las predicciones positivas del modelo.

- ***Sensibilidad (Recall):*** La sensibilidad, también conocida como recall o exhaustividad, mide la proporción de casos positivos que el modelo logra detectar correctamente (VP) respecto al total de casos positivos reales en los datos (VP + FN). Es decir, indica la capacidad del modelo para identificar correctamente los casos positivos.

- ***El F1-score:*** Es la media armónica de precisión y sensibilidad. Es una métrica que combina ambos valores en un solo número, proporcionando una medida equilibrada del rendimiento del modelo.

- ***Exactitud:*** La exactitud mide la proporción de predicciones correctas (tanto positivas como negativas) realizadas por el modelo respecto al total de muestras evaluadas.

a. Cálculos de Winter: MesioAngular

- ***Precisión***

$$\boldsymbol{Precisión} = \frac{\boldsymbol{VP}}{(\boldsymbol{VP+FP})} \quad \textbf{(2)}$$

$$Precisión = \frac{38}{(38 + 2)}$$

$$Precisión = 0.95$$

- ***Sensibilidad (Recall)***

$$\boldsymbol{Recall} = \frac{\boldsymbol{VP}}{(\boldsymbol{VP+FN})} \quad \textbf{(3)}$$

$$Recall = \frac{38}{(38+2)}$$

$$Recall = 0.95$$

- ***F1_score***

$$\boldsymbol{F1\_score} = \boldsymbol{2} * \left(\frac{\boldsymbol{Precisión * Recall}}{\boldsymbol{Precisión + Recall}}\right) \quad \textbf{(4)}$$

$$F1\_score = 2 * \left(\frac{0.95 * 0.95}{0.95 + 0.95}\right)$$

$$F1\_score = 0.95$$

- ***Exactitud***

$$\boldsymbol{Exactitud} = \left(\frac{\boldsymbol{VP + VN}}{\boldsymbol{VP + FP + VN + FN}}\right) \quad \textbf{(5)}$$

$$Exactitud = \left(\frac{38+8}{38+2+2+8}\right)$$

$$Exactitud = 0.92$$

b. Cálculos de Winter: Vertical

- ***Precisión***

$$\boldsymbol{Precisión} = \frac{\boldsymbol{VP}}{(\boldsymbol{VP+FP})}$$

$$Precisión = \frac{40}{(40+1)}$$

$$Precisión = 0.976$$

- ***Sensibilidad (Recall)***

$$\boldsymbol{Recall} = \frac{\boldsymbol{VP}}{(\boldsymbol{VP+FN})}$$

$$Recall = \frac{40}{(40+1)}$$

$$Recall = 0.976$$

- ***F1_score***

$$\boldsymbol{F1\_score = 2 * \left(\frac{Precisión * Recall}{Precisión + Recall}\right)}$$

$$F1\_score = 2 * \left(\frac{0.976 * 0.976}{0.976 + 0.976}\right)$$

$$F1\_score = 0.976$$

- ***Exactitud***

$$\boldsymbol{Exactitud = \left(\frac{VP + VN}{VP + FP + VN + FN}\right)}$$

$$Exactitud = \left(\frac{40 + 8}{40 + 1 + 1 + 8}\right)$$

$$Exactitud = 0.96$$

c. Cálculos de Winter: Distoangular

- ***Precisión***

$$\boldsymbol{Precisión = \frac{VP}{(VP + FP)}}$$

$$Precisión = \frac{26}{(26 + 2)}$$

$$Precisión = 0.929$$

- ***Sensibilidad (Recall)***

$$\boldsymbol{Recall = \frac{VP}{(VP + FN)}}$$

$$Recall = \frac{26}{(26 + 5)}$$

$$Recall = 0.839$$

- ***F1_score***

$$\boldsymbol{F1\_score = 2 * \left(\frac{Precisión * Recall}{Precisión + Recall}\right)}$$

$$F1\_score = 2 * \left(\frac{0.929 * 0.839}{0.929 + 0.839}\right)$$

$$F1\_score = 0.882$$

- ***Exactitud***

$$\boldsymbol{Exactitud} = \left(\frac{\boldsymbol{VP} + \boldsymbol{VN}}{\boldsymbol{VP} + \boldsymbol{FP} + \boldsymbol{VN} + \boldsymbol{FN}}\right)$$

$$Exactitud = \left(\frac{26 + 15}{26 + 2 + 2 + 15}\right)$$

$$Exactitud = 0.854$$

d. Cálculos de Winter: Horizontal

- ***Precisión***

$$\boldsymbol{Precisión} = \frac{\boldsymbol{VP}}{(\boldsymbol{VP}+\boldsymbol{FP})}$$

$$Precisión = \frac{38}{(38 + 2)}$$

$$Precisión = 0.95$$

- ***Sensibilidad (Recall)***

$$\boldsymbol{Recall} = \frac{\boldsymbol{VP}}{(\boldsymbol{VP}+\boldsymbol{FN})}$$

$$Recall = \frac{38}{(38 + 2)}$$

$$Recall = 0.95$$

- ***F1_score***

$$\boldsymbol{F1\_score} = \boldsymbol{2} * \left(\frac{\boldsymbol{Precisión} * \boldsymbol{Recall}}{\boldsymbol{Precisión} + \boldsymbol{Recall}}\right)$$

$$F1\_score = 2 * \left(\frac{0.95 * 0.95}{0.95 + 0.95}\right)$$

$$F1\_score = 0.95$$

- ***Exactitud***

$$\boldsymbol{Exactitud} = \left(\frac{\boldsymbol{VP} + \boldsymbol{VN}}{\boldsymbol{VP} + \boldsymbol{FP} + \boldsymbol{VN} + \boldsymbol{FN}}\right)$$

$$Exactitud = \left(\frac{38 + 8}{38 + 2 + 2 + 8}\right)$$

$$Exactitud = 0.92$$

e. Cálculos de Winter: Invertido

- ***Precisión***

$$\boldsymbol{Precisión} = \frac{\boldsymbol{VP}}{(\boldsymbol{VP+FP})}$$

$$Precisión = \frac{8}{(8+1)}$$

$$Precisión = 0.889$$

- ***Sensibilidad (Recall)***

$$\boldsymbol{Recall} = \frac{\boldsymbol{VP}}{(\boldsymbol{VP+FN})}$$

$$Recall = \frac{8}{(8+3)}$$

$$Recall = 0.727$$

- ***F1_score***

$$\boldsymbol{F1\_score} = \boldsymbol{2} * \left(\frac{\boldsymbol{Precisión} * \boldsymbol{Recall}}{\boldsymbol{Precisión+Recall}}\right)$$

$$F1\_score = 2 * \left(\frac{0.889 * 0.727}{0.889 + 0.727}\right)$$

$$F1\_score = 0.800$$

- ***Exactitud***

$$\boldsymbol{Exactitud} = \left(\frac{\boldsymbol{VP+VN}}{\boldsymbol{VP+FP+VN+FN}}\right)$$

$$Exactitud = \left(\frac{8+38}{8+1+3+38}\right)$$

$$Exactitud = 0.92$$

f. Cálculos de Pell y Gregory: Fase 1 Clase A

- ***Precisión***

$$\boldsymbol{Precisión} = \frac{\boldsymbol{VP}}{(\boldsymbol{VP+FP})}$$

$$Precisión = \frac{36}{(36+1)}$$

$$Precisión = 0.973$$

- ***Sensibilidad (Recall)***

$$\boldsymbol{Recall} = \frac{\boldsymbol{VP}}{(\boldsymbol{VP+FN})}$$

$$Recall = \frac{36}{(36+1)}$$

$$Recall = 0.973$$

- ***F1_score***

$$\boldsymbol{F1\_score} = \boldsymbol{2} * \left(\frac{\boldsymbol{Precisión * Recall}}{\boldsymbol{Precisión + Recall}}\right)$$

$$F1\_score = 2 * \left(\frac{0.973 * 0.973}{0.973 + 0.973}\right)$$

$$F1\_score = 0.972$$

- ***Exactitud***

$$\boldsymbol{Exactitud} = \left(\frac{\boldsymbol{VP + VN}}{\boldsymbol{VP + FP + VN + FN}}\right)$$

$$Exactitud = \left(\frac{36 + 12}{36 + 1 + 1 + 12}\right)$$

$$Exactitud = 0.96$$

g. Cálculos de Pell y Gregory: Fase 1 Clase B

- ***Precisión***

$$\boldsymbol{Precisión} = \frac{\boldsymbol{VP}}{(\boldsymbol{VP+FP})}$$

$$Precisión = \frac{38}{(38+1)}$$

$$Precisión = 0.974$$

- ***Sensibilidad (Recall)***

$$\boldsymbol{Recall} = \frac{\boldsymbol{VP}}{(\boldsymbol{VP+FN})}$$

$$Recall = \frac{38}{(38+1)}$$

$$Recall = 0.974$$

- ***F1_score***

$$\boldsymbol{F1\_score = 2 * \left(\frac{Precisión * Recall}{Precisión + Recall}\right)}$$

$$F1\_score = 2 * \left(\frac{0.974 * 0.974}{0.974 + 0.974}\right)$$

$$F1\_score = 0.974$$

- ***Exactitud***

$$\boldsymbol{Exactitud = \left(\frac{VP + VN}{VP + FP + VN + FN}\right)}$$

$$Exactitud = \left(\frac{38 + 10}{38 + 1 + 1 + 10}\right)$$

$$Exactitud = 0.96$$

h. Cálculos de Pell y Gregory: Fase 1 Clase C

- ***Precisión***

$$\boldsymbol{Precisión = \frac{VP}{(VP+FP)}}$$

$$Precisión = \frac{11}{(11+2)}$$

$$Precisión = 0.846$$

- ***Sensibilidad (Recall)***

$$\boldsymbol{Recall = \frac{VP}{(VP+FN)}}$$

$$Recall = \frac{11}{(11+2)}$$

$$Recall = 0.846$$

- ***F1_score***

$$\boldsymbol{F1\_score = 2 * \left(\frac{Precisión * Recall}{Precisión + Recall}\right)}$$

$$F1\_score = 2 * \left(\frac{0.846 * 0.864}{0.846 + 0.864}\right)$$

$$F1\_score = 0.846$$

- ***Exactitud***

$$\boldsymbol{Exactitud = \left(\frac{VP + VN}{VP + FP + VN + FN}\right)}$$

$$Exactitud = \left(\frac{11 + 33}{11 + 2 + 2 + 33}\right)$$

$$Exactitud = 0.917$$

i. Cálculos de Pell y Gregory: Fase 2 Clase A

- ***Precisión***

$$\boldsymbol{Precisión = \frac{VP}{(VP + FP)}}$$

$$Precisión = \frac{22}{(22 + 1)}$$

$$Precisión = \ 0.957$$

- ***Sensibilidad (Recall)***

$$\boldsymbol{Recall = \frac{VP}{(VP + FN)}}$$

$$Recall = \frac{22}{(22 + 1)}$$

$$Recall = \ 0.957$$

- ***F1_score***

$$\boldsymbol{F1\_score = 2 * \left(\frac{Precisión * Recall}{Precisión + Recall}\right)}$$

$$F1\_score = 2 * \left(\frac{0.957 * 0.957}{0.957 + 0.957}\right)$$

$$F1\_score = 0.957$$

- ***Exactitud***

$$\boldsymbol{Exactitud} = \left(\frac{\boldsymbol{VP} + \boldsymbol{VN}}{\boldsymbol{VP} + \boldsymbol{FP} + \boldsymbol{VN} + \boldsymbol{FN}}\right)$$

$$Exactitud = \left(\frac{22 + 26}{22 + 1 + 1 + 26}\right)$$

$$Exactitud = 0.957$$

j. Cálculos de Pell y Gregory: Fase 2 Clase B

- ***Precisión***

$$\boldsymbol{Precisión} = \frac{\boldsymbol{VP}}{(\boldsymbol{VP}+\boldsymbol{FP})}$$

$$Presición = \frac{14}{(14 + 1)}$$

$$Presición = 0.933$$

- ***Sensibilidad (Recall)***

$$\boldsymbol{Recall} = \frac{\boldsymbol{VP}}{(\boldsymbol{VP}+\boldsymbol{FN})}$$

$$Recall = \frac{14}{(14 + 2)}$$

$$Recall = 0.875$$

- ***F1_score***

$$\boldsymbol{F1\_score} = \boldsymbol{2} * \left(\frac{\boldsymbol{Precisión} * \boldsymbol{Recall}}{\boldsymbol{Precisión} + \boldsymbol{Recall}}\right)$$

$$F1\_score = 2 * \left(\frac{0.933 * 0.875}{0.933 + 0.875}\right)$$

$$F1\_score = 0.902$$

- ***Exactitud***

$$\boldsymbol{Exactitud} = \left(\frac{\boldsymbol{VP} + \boldsymbol{VN}}{\boldsymbol{VP} + \boldsymbol{FP} + \boldsymbol{VN} + \boldsymbol{FN}}\right)$$

$$Exactitud = \left(\frac{14 + 31}{14 + 1 + 2 + 31}\right)$$

$$Exactitud = 0.938$$

k. Cálculos de Pell y Gregory: Fase 2 Clase C

- ***Precisión***

$$\boldsymbol{Precisión} = \frac{\boldsymbol{VP}}{(\boldsymbol{VP+FP})}$$

$$Precisión = \frac{23}{(23+2)}$$

$$Precisión = 0.92$$

- ***Sensibilidad (Recall)***

$$\boldsymbol{Recall} = \frac{\boldsymbol{VP}}{(\boldsymbol{VP+FN})}$$

$$Recall = \frac{23}{(23+4)}$$

$$Recall = 0.852$$

- ***F1_score***

$$\boldsymbol{F1\_score} = \boldsymbol{2} * \left(\frac{\boldsymbol{Precisión * Recall}}{\boldsymbol{Precisión + Recall}}\right)$$

$$F1\_score = 2 * \left(\frac{0.92 * 0.852}{0.92 + 0.852}\right)$$

$$F1\_score = 0.884$$

- ***Exactitud***

$$\boldsymbol{Exactitud} = \left(\frac{\boldsymbol{VP + VN}}{\boldsymbol{VP + FP + VN + FN}}\right)$$

$$Exactitud = \left(\frac{23+21}{23+4+2+21}\right)$$

$$Exactitud = 0.88$$

l. Cálculos de Pell y Gregory: Fase 3 Clase C

- ***Precisión***

$$\boldsymbol{Precisión} = \frac{\boldsymbol{VP}}{(\boldsymbol{VP+FP})}$$

$$Precisión = \frac{7}{(7+1)}$$

$$Presición = 0.875$$

- ***Sensibilidad (Recall)***

$$\boldsymbol{Recall = \frac{VP}{(VP+FN)}}$$

$$Recall = \frac{7}{(7+1)}$$

$$Recall = 0.875$$

- ***F1_score***

$$\boldsymbol{F1\_score = 2 * \left(\frac{Precisión * Recall}{Precisión + Recall}\right)}$$

$$F1\_score = 2 * \left(\frac{0.875 * 0.875}{0.875 + 0.875}\right)$$

$$F1\_score = 0.875$$

- ***Exactitud***

$$\boldsymbol{Exactitud = \left(\frac{VP + VN}{VP + FP + VN + FN}\right)}$$

$$Exactitud = \left(\frac{7 + 39}{71 + 1 + 1 + 39}\right)$$

$$Exactitud = 0.9583$$

A continuación, se presenta la Figura 77, que detalla los valores específicos de los doce parámetros utilizados para validar el modelo de detección de doce categorías de molares. Cada barra que corresponde a una categoría distinta contiene los datos de la eficiencia y precisión del modelo en la detección de cada categoría de los molares. La información proporcionada en la figura es esencial para comprender el rendimiento del modelo en diversos contextos, permitiendo así una evaluación completa y detallada de su capacidad predictiva.

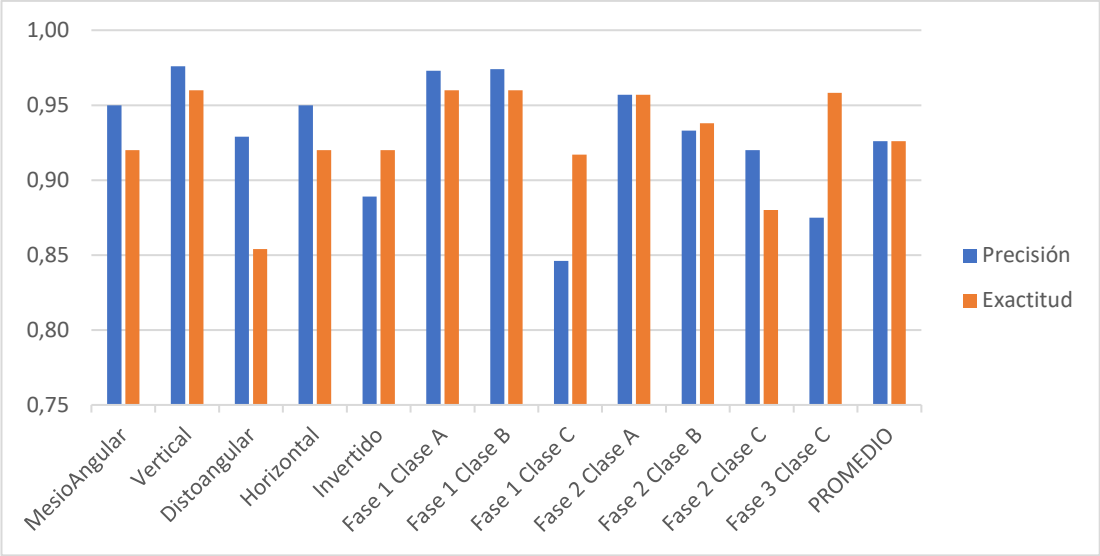


Figura 77. Matriz de confusión

Basándose en los parámetros de validación analizados, se concluye que el sistema de detección presenta una alta precisión y sensibilidad, demostrando su capacidad para identificar especialmente los casos de terceros molares según las clasificaciones de Pell-Gregory y Winter. El parámetro F1-score se utiliza para evaluar porcentualmente el rendimiento y la versatilidad del modelo cuando se aplica en pruebas con radiografías panorámicas dentales de pacientes externos a la base de datos. Este valor, que se normaliza entre 0 y 1 (donde 1 representa un rendimiento perfecto y 0 un rendimiento nulo), tras el proceso de cálculo del F1-score del sistema mostró un promedio total de 0.90.

$$\boldsymbol{Rendimiento\ del\ sistema = F1\_score * 100} \quad \textbf{(6)}$$

$$\boldsymbol{Rendimiento\ del\ sistema = 0.906 * 100}$$

$$\boldsymbol{Rendimiento\ del\ sistema = 90.6\%}$$

Este porcentaje refleja el rendimiento del sistema inteligente de evaluación de terceros molares basado en aprendizaje automático y procesamiento de imágenes. Es fundamental entender que este parámetro puede variar considerablemente debido a factores como la falta de piezas dentales en pacientes de edad avanzada y la presencia de dientes no erupcionados en pacientes jóvenes con detención primaria.

3.3 Presupuesto

El cálculo del presupuesto para el sistema de evaluación inteligente de terceros molares basado en aprendizaje automático y procesamiento de imágenes se llevó a cabo a través de un análisis detallado del diseño y desarrollo. Para el diseño, se tomaron en cuenta las horas dedicadas a la programación y el salario de un ingeniero en telecomunicaciones, el cual, según el Ministerio de Trabajo de Ecuador, es de 858 dólares mensuales. El cálculo del salario diario se realizó considerando un total de 21 días laborables por cada mes.

$$\boldsymbol{Salario_{\text{xdía}} = \frac{Salario_{xmes}}{Días\ laborables}} \tag{7}$$

$$Salario_{xdía} = \frac{858}{21}$$

$$Salario_{xdía} = 40.86\$$$

Según el Ministerio de Trabajo de Ecuador, la jornada laboral es de 8 horas, y se emplea una fórmula específica para calcular el valor de una hora de trabajo en dólares.

$$\boldsymbol{Salario_{xhora} = \frac{Salario_{xdia}}{Horas\ laborables}} \tag{8}$$

$$Salario_{xhora} = \frac{40.86}{8}$$

$$Salario_{xhora} = 5.11\$$$

El proyecto tuvo de un tiempo de desarrollo de 2 meses, dando un total de $1716

Para el entrenamiento, se tuvo la colaboración del profesional odontológico, quien participó en la clasificación y etiquetado de cada caso clínico molar de Pell-Gregory y Winter. Según el Ministerio de Trabajo, los profesionales de la salud en el área de Odontología tienen un salario aproximado de 1000 dólares. El cálculo del salario diario se realizó considerando un total de 21 días laborables por cada mes.

$$\boldsymbol{Salario_{\text{xdía}} = \frac{Salario_{xmes}}{Días\ laborables}} \tag{7}$$

$$Salario_{xdía} = \frac{1000}{21}$$

$$Salario_{xdía} = 47.619\$$$

Se contó con la supervisión del odontólogo por 2 días a la semana, considerando el tiempo dedicado al etiquetado y clasificación, que fue de aproximadamente 2 meses, dando un total de 16 días.

$$\boldsymbol{Salario = Días\ laborables\ x\ Salario_{xdía}}$$

$$Salario = 16\ x\ 47.619\$$$

$$Salario = 761.9\$$$

Esto da un total de 761.9$ por los honorarios de profesional en el área de la Odontología. Se emplearon diversos materiales y servicio profesionales en el área de la Odontología para la ejecución del proyecto, los cuales están detallados en la tabla adjunta.

Tabla 36. Presupuesto

Ítem	**Detalle**	**Valor total**
1	Acceso a Bases de Datos	$100
2	Desarrollo del proyecto	$1,716
3	Materiales de Oficina	$40
4	Servicios Profesionales en el Área de la Odontología.	$761.9
5	Movilización	$40
6	Total	$2,617.9

CAPÍTULO IV. CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

4.1 Conclusiones

- El análisis de las características anatómicas de los terceros molares, apoyado en las clasificaciones de Pell-Gregory y Winter, las cuales se enfocan en la angulación, la profundidad y la relación con estructuras anatómicas adyacentes de cada categoría de tercer molar, identificando sus posiciones, permitió un estudio preciso y la selección de 12 categorías comunes junto al uso de 2592 imágenes radiográficas. La implementación de redes neuronales convolucionales como técnica de aprendizaje automatizado facilitó una clasificación efectiva de estas categorías, optimizando el proceso de evaluación. Además, el procesamiento de las radiografías en escala de grises estandarizó las imágenes a un solo formato, evitando la saturación de blancos y grises.

- Google Colab como plataforma de entrenamiento, junto con YOLOv8x, permitió desarrollar redes neuronales convolucionales eficientemente, superando a FASTER R-CNN y SSD en velocidad de detección, de fácil uso y manejo de parámetros de entrenamiento. Los entrenamientos se realizaron durante un tiempo de entre 20 y 30 minutos por modelo, optimizando el proceso con 45-55 épocas para alinear el entrenamiento con la curva de aprendizaje. Además, la utilización de la librería OpenCV facilitó la conversión inmediata de radiografías a escala de grises, evitando saturaciones en su transformación. La integración de estas herramientas permitió lograr una precisión del sistema del 90.6%, demostrando la efectividad del enfoque en el procesamiento y entrenamiento de modelos de Inteligencia Artificial con imágenes odontológicas.

- El desarrollo de la interfaz para la evaluación inteligente de terceros molares en Python resultó efectivo con la utilización de librerías compatibles con las redes neuronales entrenadas con YOLOv8. La biblioteca customtkinter permitió crear una interfaz amigable para los profesionales de la Odontología,

mientras que Firebase Admin, facilitó el almacenamiento y manejo de datos clínicos, para posteriores estudios de casos clínicos. Esta combinación de herramientas consiguió crear una hoja clínica junto a un historial para la evaluación de terceros molares.

4.2 Recomendaciones

- Se recomienda expandir la base de datos actual de 2000 imágenes totales de terceros molares, a una de mayor cantidad posible de imágenes en cada subcategoría. Esta ampliación permitirá al modelo de Inteligencia Artificial entrenarse con un conjunto de datos más extenso y variado, mejorando así su capacidad de generalización y adaptabilidad. Esto generará un aumento en la precisión del sistema hasta un 99% en la evaluación de los terceros molares.

- Para optimizar la gestión y almacenamiento de los registros clínicos, se sugiere la adquisición de un plan de pago en Firebase ya que el plan gratuito ofrece 50.000 lecturas/día, 20.000 escritura/día y 10GB de almacenamiento. Esta migración permitirá manejar un mayor volumen de datos con mejor capacidad al permitir realizar por lo menos con 100.000 lecturas/día, 100.000 escritura/días, 100.000 eliminaciones, 100GB de almacenamiento y descargas, también de contar con encriptación de extremo a extremo en su seguridad.

- Se recomienda adquirir Google Colab Pro o Pro+ para aprovechar mayores recursos de procesamiento y reducir el tiempo de entrenamiento del modelo. El plan gratuito contiene limitaciones tanto en la CPU, GPU y TPU, con sesiones de 12 horas que a menudo son interrumpidas después de 1-2 horas de inactividad en el caso de entrenamiento de IAs se reduce a un número de 6 entrenamientos por día. Con Colab Pro, permitirá entrenar modelos más complejos de manera más eficiente sin ninguna limitación, logrando sesiones hasta después de 24 horas sin interrupciones, junto a entrenamientos prolongados y podrán completarse rápidamente, permitiendo iterar y mejorar el modelo con mayor frecuencia.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

[1] A. Melián-Rivas *et al.*, "Recomendaciones en la Atención de Pacientes en Cirugía Maxilofacial Durante la Pandemia de COVID-19 (SARS-CoV-2)," *International journal of odontostomatology*, vol. 14, no. 4, pp. 474–480, Dec. 2020, doi: 10.4067/S0718-381X2020000400474.

[2] R. Stevens, V. Taylor, J. Nichols, A. B. Maccabe, K. Yelick, and D. Brown, "AI for Science: Report on the Department of Energy (DOE) Town Halls on Artificial Intelligence (AI) for Science," Feb. 2020, doi: 10.2172/1604756.

[3] Escuela Politécnica Nacional, "Innovación sobre el aprendizaje automático de computadoras fue presentado en la EPN." Accessed: May 14, 2024. [Online]. Available: https://www.epn.edu.ec/innovacion-sobre-el-aprendizaje-automatico-fue-presentado-en-la-epn/

[4] J. M. Parise-Vasco, J. M. Parise-Vasco, P. Zambrano-Achig, A. Viteri-García, and A. Armas-Vega, "Estado de la salud bucal en el Ecuador," *Odontología Sanmarquina*, vol. 23, no. 3, pp. 327–331, Jul. 2020, doi: 10.15381/os.v23i3.18133.

[5] V. Patil *et al.*, "Age Assessment through Root Lengths of Mandibular Second and Third Permanent Molars Using Machine Learning and Artificial Neural Networks," *Journal of Imaging 2023, Vol. 9, Page 33*, vol. 9, no. 2, p. 33, Feb. 2023, doi: 10.3390/JIMAGING9020033.

[6] E. Choi *et al.*, "Artificial intelligence in positioning between mandibular third molar and inferior alveolar nerve on panoramic radiography," *Scientific Reports 2022 12:1*, vol. 12, no. 1, pp. 1–7, Feb. 2022, doi: 10.1038/s41598-022-06483-2.

[7] M. E. Celik, "Deep Learning Based Detection Tool for Impacted Mandibular Third Molar Teeth," *Diagnostics 2022, Vol. 12, Page 942*, vol. 12, no. 4, p. 942, Apr. 2022, doi: 10.3390/DIAGNOSTICS12040942.

[8] J. H. Yoo *et al.*, "Deep learning based prediction of extraction difficulty for mandibular third molars," *Scientific Reports 2021 11:1*, vol. 11, no. 1, pp. 1–9, Jan. 2021, doi: 10.1038/s41598-021-81449-4.

[9] M. Vranckx *et al.*, "Artificial Intelligence (AI)-Driven Molar Angulation Measurements to Predict Third Molar Eruption on Panoramic Radiographs," *International Journal of Environmental Research and Public Health 2020, Vol. 17, Page 3716*, vol. 17, no. 10, p. 3716, May 2020, doi: 10.3390/IJERPH17103716.

[10] S. J. Russell *et al.*, "Artificial intelligence : a modern approach," *Pearson Education Limited*, vol. 3, p. 1151, 2016, Accessed: Jun. 19, 2024. [Online]. Available: https://thuvienso.hoasen.edu.vn/handle/123456789/8967

[11] I. Goodfellow, Y. Bengio, A. Courville, and J. Heaton, “Ian Goodfellow, Yoshua Bengio, and Aaron Courville: Deep learning,” *Genetic Programming and Evolvable Machines 2017 19:1*, vol. 19, no. 1, pp. 305–307, Oct. 2017, doi: 10.1007/S10710-017-9314-Z.

[12] Raúl. Pino Diez, N. de. Abajo Martínez, and Alberto. Gómez Gómez, “Introducción a la Inteligencia Artificial : Sistemas expertos, redes neuronales artificiales y computación evolutiva,” 2001, Accessed: Jun. 19, 2024. [Online]. Available:https://books.google.com/books/about/Introducci%C3%B3n_a_la_inteligencia_artifici.html?hl=es&id=RKqLMCw3IUkC

[13] J. A. Taquía Gutiérrez, “El procesamiento de imágenes y su potencial aplicación en empresas con estrategia digital,” *Interfases, ISSN-e 1993-4912, Nº. 10, 2017, págs. 11-29*, no. 10, pp. 11–29, 2017, Accessed: May 14, 2024. [Online]. Available: https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=6230450&info=resumen&idioma=ENG

[14] S. W. Smith, “30 Complex numbers,” *The Scientist and Engineer’s Guide to Digital Signal Processing*, vol. 595, no. 1–2, pp. 152–9, 1997, Accessed: Jun. 19, 2024. [Online]. Available: https://books.google.com/books/about/Digital_Signal_Processing_A_Practical_Gu.html?hl=es&id=PCrcintuzAgC

[15] A. R. Velásquez, “Procesamiento de imágenes médicas,” *Iatreia*, vol. 12, no. 1, p. pág. 12-18, Jan. 1999, doi: 10.17533/udea.iatreia.3673.

[16] Y. K. Ha, M. S. Young, S. L. Kyung, J. Han, C. A. Yi, and K. K. Yoon, “Persistent pulmonary nodular ground-glass opacity at thin-section CT: Histopathologic comparisons,” *Radiology*, vol. 245, no. 1, pp. 267–275, Oct. 2007, doi: 10.1148/RADIOL.2451061682.

[17] L. D. Herra Gómez and L. D. Herra Gómez, “Conceptualización del procesamiento digital de imágenes para la evaluación de superficies de pavimento en Costa Rica,” *Infraestructura Vial*, vol. 20, no. 35, pp. 20–26, Oct. 2018, doi: 10.15517/IV.V20I35.34831.

[18] J. Gómez-Camperos, H. Jaramillo, and G. Guerrero-Gómez, “Técnicas de procesamiento digital de imágenes para detección de plagas y enfermedades en cultivos: una revisión,” *Ingeniería y Competitividad*, vol. 24, no. 1, Jan. 2022, doi: 10.25100/iyc.v24i1.10973.

[19] S. Amaya-Zapata, D. Pulgarín-Velásquez, I.-D. Torres-Pardo, S. Amaya-Zapata, D. Pulgarín-Velásquez, and I. D. Torres-Pardo, “Desarrollo e Implementación de un Sistema de Visión Artificial Basado en Lenguajes de Uso Libre para un Sistema Seleccionador de Productos de un Centro Integrado de Manufactura (CIM),” *Lámpsakos (revista descontinuada)*, vol. 15, no. 15, pp. 43–50, Mar. 2016, doi: 10.21501/21454086.1702.

[20] Q. Guo *et al.*, “LightGyro: A Batteryless Orientation Measuring Scheme Based on Light Reflection,” *ACM Trans Sens Netw*, vol. 20, no. 4, pp. 1–23, Jul. 2024, doi: 10.1145/3597934.

[21] Bishop, C. M. (2006). Pattern Recoginiton and Machine Learning. *Information Science and Statistics*, 738. https://www.springer.com/gp/book/9780387310732

[22] P. Mell and T. Grance, “The NIST Definition of Cloud Computing Recommendations of the National Institute of Standards and Technology”.

[23] A. Kumar, S. Mishra, and T. K. Hazra, “Keyword Spotting with Neural Networks Used for Image Classification,” *Advances in Intelligent Systems and Computing*, vol. 1065, pp. 15–37, 2020, doi: 10.1007/978-981-15-0361-0_2.

[24] R. Johary *et al.*, “Detection of Large-Scale Floods Using Google Earth Engine and Google Colab,” *Remote Sensing 2023, Vol. 15, Page 5368*, vol. 15, no. 22, p. 5368, Nov. 2023, doi: 10.3390/RS15225368.

[25] Thomas H. Cormen, Charles E. Leiserson, Ronald L. Rivest, Clifford Stein “Introduction to Algorithms, fourth edition ” Accessed: Jun. 19, 2024. [Online]. Available:https://books.google.es/books?hl=es&lr=&id=RSMuEAAAQBAJ&oi=fnd&pg=PR13&dq=Introduction+to+Algorithms&ots=a3h80Z9JXH&sig=C5TTZ5dBZoZIoi14gVOVKPsJrhk#v=onepage&q=Introduction%20to%20Algorithms&f=false

[26] J. Redmon, S. Divvala, R. Girshick, and A. Farhadi, “You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection.” pp. 779–788, 2016.

[27] W. Liu *et al.*, “SSD: Single shot multibox detector,” *Lecture Notes in Computer Science (including subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)*, vol. 9905 LNCS, pp. 21–37, 2016, doi: 10.1007/978-3-319-46448-0_2/FIGURES/5.

[28] S. Ren, K. He, R. Girshick, and J. Sun, “Faster R-CNN: Towards Real-Time Object Detection with Region Proposal Networks,” *IEEE Trans Pattern Anal Mach Intell*, vol. 39, no. 6, pp. 1137–1149, Jun. 2017, doi: 10.1109/TPAMI.2016.2577031.

[29] Saxena, A. (2022). An Introduction to Convolutional Neural Networks. International Journal for Research in Applied Science and Engineering Technology, 10(12), 943–947. https://doi.org/10.22214/ijraset.2022.47789

[30] B. C. Russell, A. Torralba, K. P. Murphy, and W. T. Freeman, “LabelMe: A database and web-based tool for image annotation,” *Int J Comput Vis*, vol. 77, no. 1–3, pp. 157–173, May 2008, doi: 10.1007/S11263-007-0090-8/METRICS.

[31] P. Ahlgren, T. Yue, R. Rousseau, and L. Yang, “The role of the Chinese Key Labs in the international and national scientific arena revisited,” *Res Eval*, vol. 26, no. 2, pp. 132–143, Apr. 2017, doi: 10.1093/RESEVAL/RVX011.

[32] A. Musleh, S. A. AlRyalat, and A. Qasem, “Image Annotation Software for Artificial Intelligence Applications,” *High Yield Medical Reviews*, vol. 1, no. 2, Dec. 2023, doi: 10.59707/HYMRXHMX8234.

[33] S. Uribe and S. Uribe, “Futuro de la Inteligencia Artificial en Odontología,” *Odontología Sanmarquina*, vol. 24, no. 3, pp. 305–307, Jul. 2021, doi: 10.15381/os.v24i3.20726.

[34] P. G. Nijkamp, L. L. M. H. Habets, I. H. A. Aartman, and A. Zentner, “The influence of cephalometrics on orthodontic treatment planning,” *Eur J Orthod*, vol. 30, no. 6, pp. 630–635, Dec. 2008, doi: 10.1093/EJO/CJN059.

[35] B. Molander, “Panoramic radiography in dental diagnostics.,” *Swed Dent J Suppl*, vol. 119, pp. 1–26, Jan. 1996, Accessed: May 14, 2024. [Online]. Available: https://europepmc.org/article/med/8971997

[36] L. Khojastepour, M. S. Khaghaninejad, R. Hasanshahi, M. Forghani, and F. Ahrari, “Does the Winter or Pell and Gregory Classification System Indicate the Apical Position of Impacted Mandibular Third Molars?,” *Journal of Oral and Maxillofacial Surgery*, vol. 77, no. 11, pp. 2222.e1-2222.e9, Nov. 2019, doi: 10.1016/J.JOMS.2019.06.004.

[37] E. Dias-Ribeiro, J. Lacet de Lima-Júnior, J. Lucas Barbosa, I. Ivonete Barreto Haagsma, and L. Barbosa Sousa de Lucena, “Prevalencia de la posición de terceros molares inferiores retenidos con relación a la clasificación de Pell & Gregory,” *Revista Odontológica Mexicana Órgano Oficial de la Facultad de Odontología UNAM*, vol. 13, no. 4, pp. 229–233, 2009, Accessed: Jun. 19, 2024. [Online]. Available: www.medigraphic.com

[38] D. E. Pell *et al.*, “UNIVERSIDAD DE CUENCA FACULTAD DE ODONTOLOGÍA FRECUENCIA DE LA POSICIÓN DE TERCEROS MOLARES INFERIORES RETENIDOS CON RELACIÓN A LA CLASIFICACIÓN UNIVERSIDAD DE CUENCA TRABAJO DE GRADUACIÓN PREVIO A LA OBTENCIÓN DEL TÍTULO DE ODONTÓLOGO AUTORES: Pablo Andrés Crespo Reinoso,” 2014.

[39] M. C. da Silva, L. C. V. Iwaki, A. Yamashita, and T. W. Mitsunari, “ESTUDIO RADIOGRÁFICO DE LA PREVALENCIA DE IMPACTACIONES DENTARIAS DE TERCEROS MOLARES Y SUS RESPECTIVAS POSICIONES,” *Acta Odontol Venez*, vol. 52, no. 2, 2014, Accessed: Jun. 19, 2024. [Online]. Available: http://saber.ucv.ve/ojs/index.php/rev_aov/article/view/9927

[40] K. K. Santos, F. S. Lages, C. A. B. Maciel, J. C. R. Glória, and D. W. Douglas-de-Oliveira, “Prevalence of Mandibular Third Molars According to the Pell & Gregory and Winter Classifications,” *J Maxillofac Oral Surg*, vol. 21, no. 2, pp. 627–633, Jun. 2022, doi: 10.1007/S12663-020-01473-1/METRICS.

[41] J. Hao and T. K. Ho, “Machine Learning Made Easy: A Review of Scikit-learn Package in Python Programming Language,” *Journal of Educational and*

Behavioral Statistics, vol. 44, no. 3, pp. 348–361, Jun. 2019, doi: 10.3102/1076998619832248/SUPPL_FILE/DS_10.3102_1076998619832248.ZIP.

[42] P. H. Winston and B. K. Horn, "LISP. Second edition." Addison Wesley Pub.,Reading, MA, Jan. 01, 1986.

[43] J. P. Elhorst, "Matlab Software for Spatial Panels," *http://dx.doi.org/10.1177/0160017612452429*, vol. 37, no. 3, pp. 389–405, Aug. 2012, doi: 10.1177/0160017612452429.

[44] P. Jiang, D. Ergu, F. Liu, Y. Cai, and B. Ma, "A Review of Yolo Algorithm Developments," *Procedia Comput Sci*, vol. 199, pp. 1066–1073, Jan. 2022, doi: 10.1016/J.PROCS.2022.01.135.

[45] R. Girshick, "Fast R-CNN." pp. 1440–1448, 2015. Accessed: May 19, 2024. [Online]. Available: https://github.com/rbgirshick/

[46] S. Zhai, D. Shang, S. Wang, and S. Dong, "DF-SSD: An Improved SSD Object Detection Algorithm Based on DenseNet and Feature Fusion," *IEEE Access*, vol. 8, pp. 24344–24357, 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2020.2971026.

[47] J. Redmon, S. Divvala, R. Girshick, and A. Farhadi, "You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection." pp. 779–788, 2016. Accessed: May 19, 2024. [Online]. Available: http://pjreddie.com/yolo/

[48] M. Swamynathan, "Mastering Machine Learning with Python in Six Steps," *Mastering Machine Learning with Python in Six Steps*, 2017, doi: 10.1007/978-1-4842-2866-1.

[49] Constaín Aragón, A. (2013). Análisis detallado de sensibilidad y especificidad. Ingeniería Civil, ISSN 0213-8468, No 170, 2013, Págs. 103-122, 170,103–122.https://dialnet.unirioja.es/servlet/articulo?codigo=4387316& info=resumen&idioma=ENG

ANEXOS

Anexo A. CARACTERÍSTICAS DEL EQUIPO PC

PC ASUS TUF DASH F15 FX517ZC

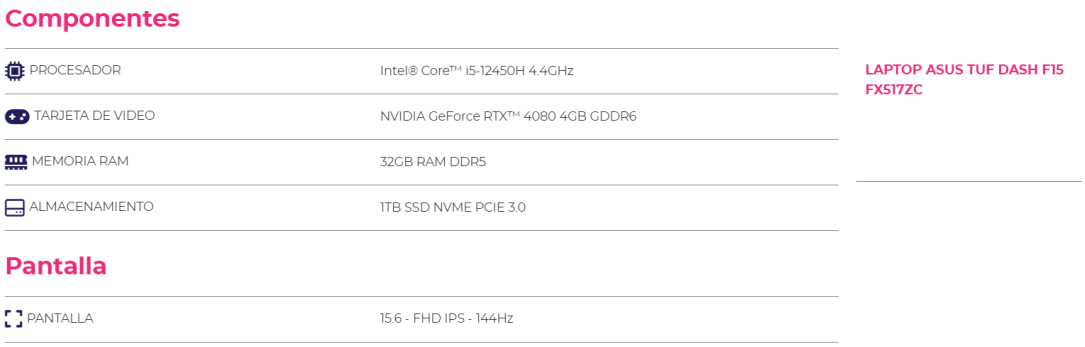


Figura A1. PC ASUS TUF DATASHEET

Anexo B. ETIQUETADO DE CASOS CLINICOS MOLARES

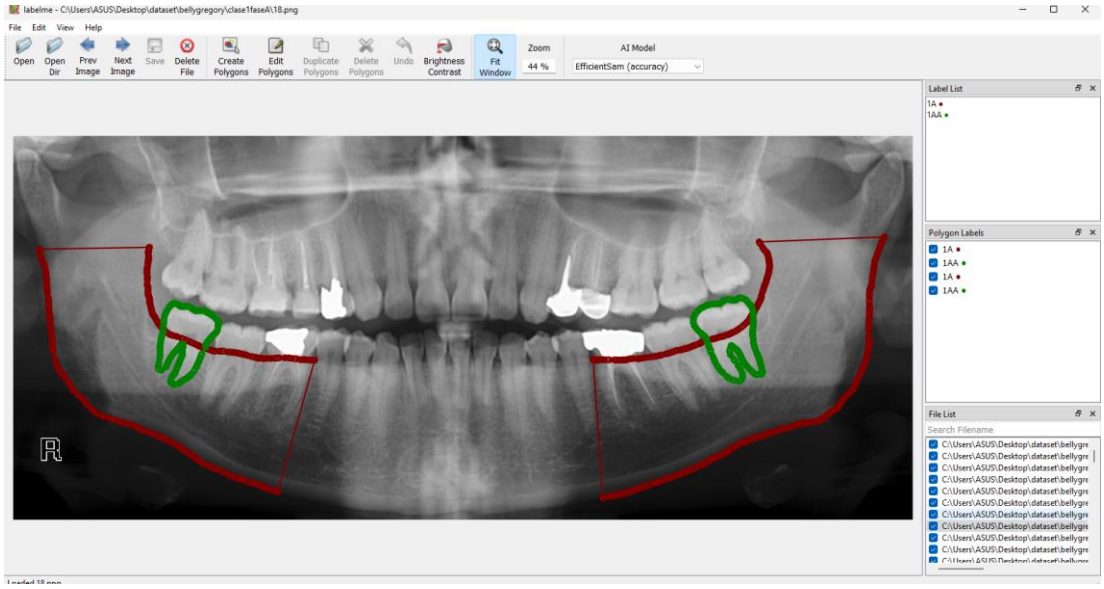


Figura B1. Etiquetado de caso molar Clase 1

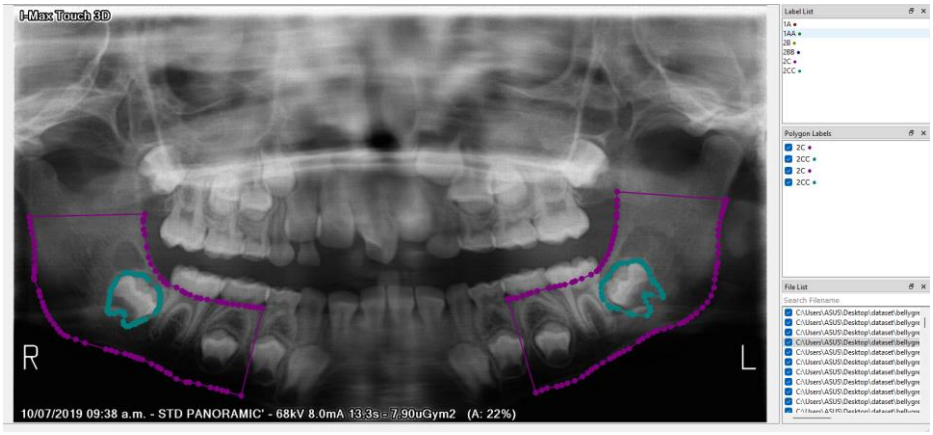


Figura B2. Etiquetado de caso molar Fase 3

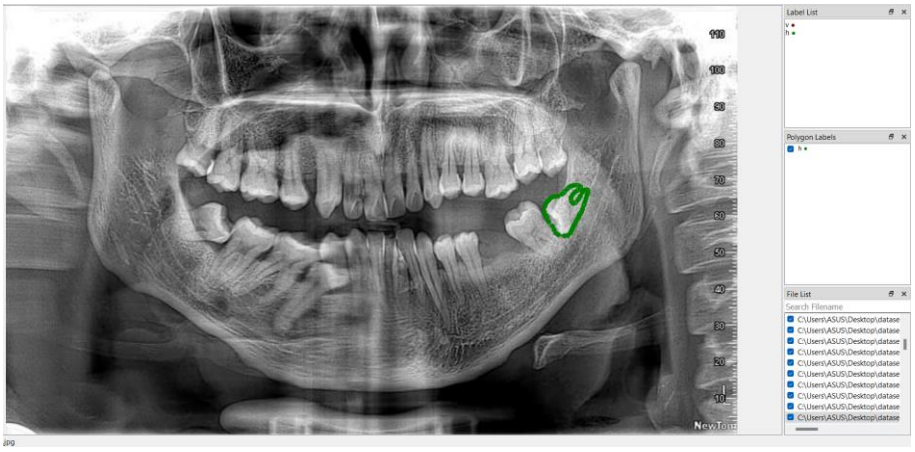


Figura B3. Etiquetado de caso molar Horizontal

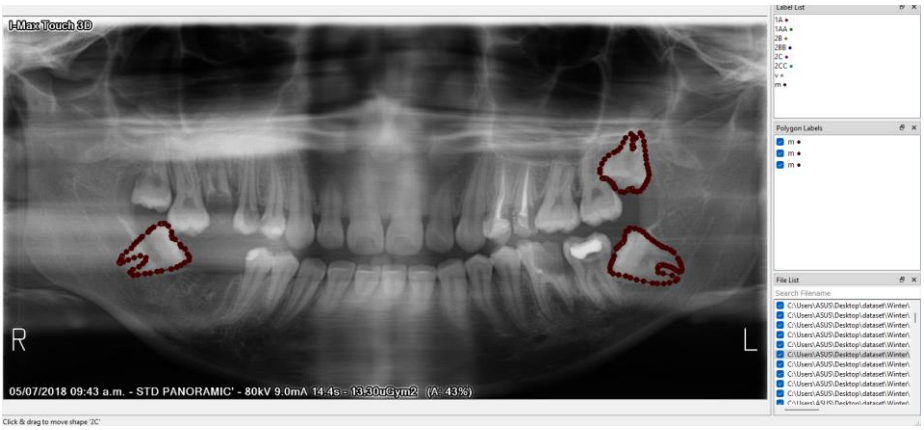


Figura B4. Etiquetado de caso molar Distoangular

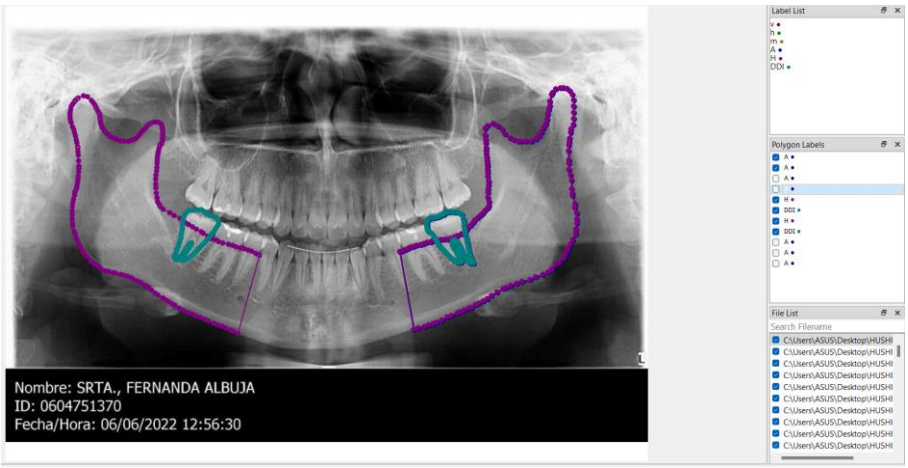


Figura B5. Etiquetado de caso molar Fase 1.



Figura B6. Etiquetado de caso molar Vertical.

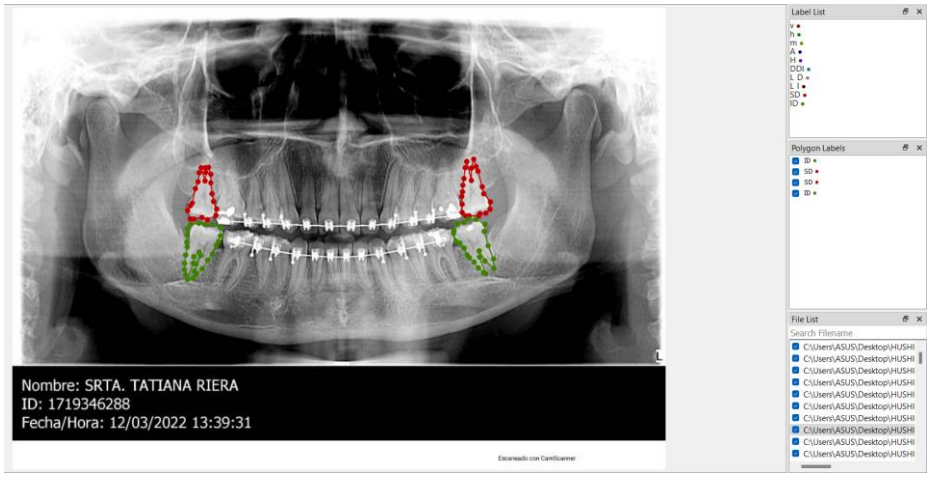


Figura B7. Etiquetado de caso molar vertical.

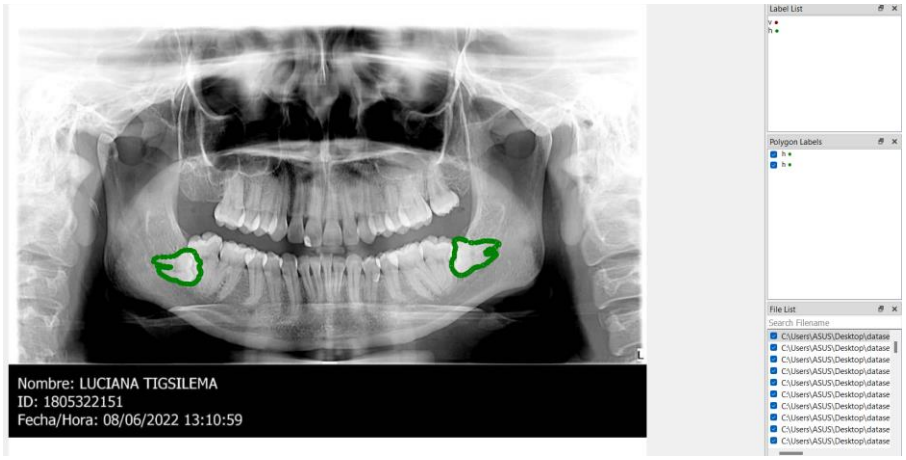


Figura B8. Etiquetado de caso molar Fase 2.

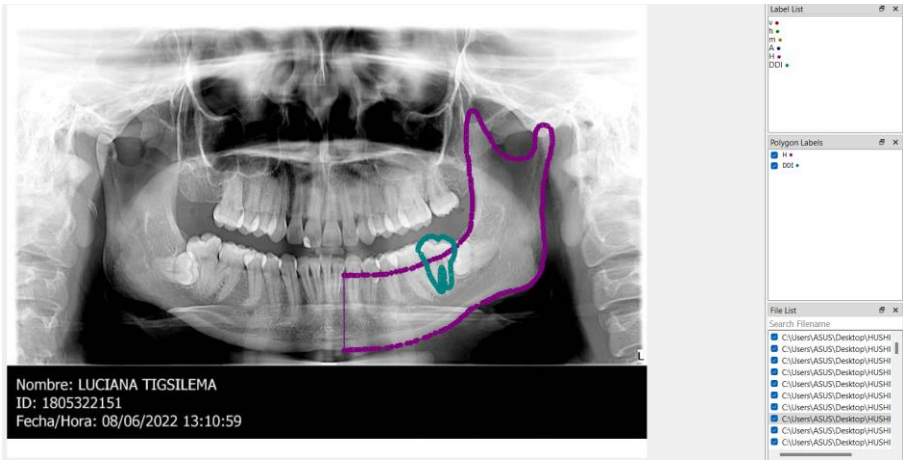


Figura B9. Etiquetado de caso molar Fase 2.

Anexo C. GRÁFICAS DE ENTRENAMIENTOS.

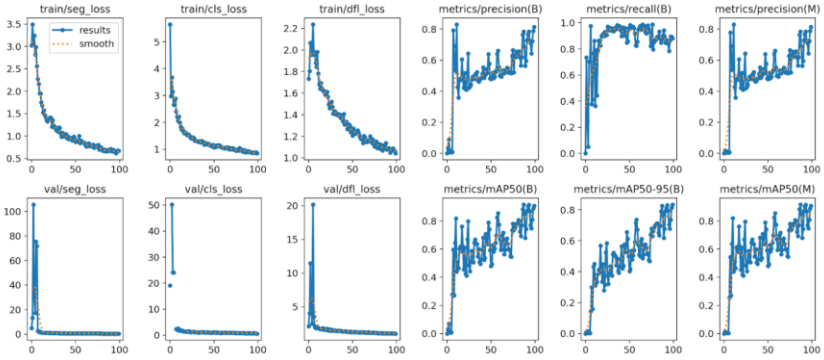


Figura C1. Gráfica de Entrenamiento 100 épocas Distoangular

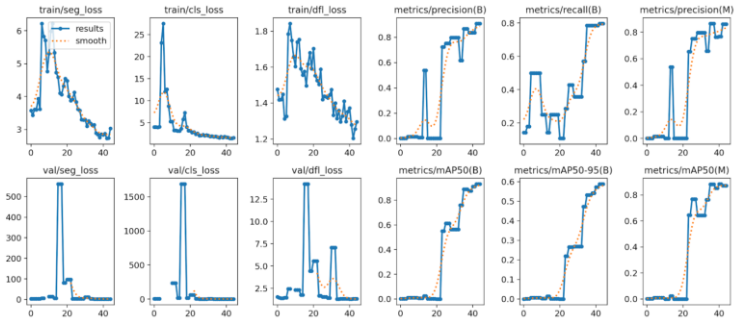


Figura C2. Gráfica de Entrenamiento 55 épocas Horizontal

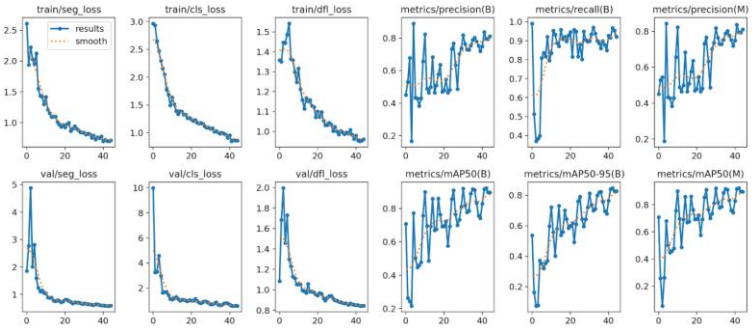


Figura C3. Gráfica de Entrenamiento 45 épocas MesioAngular

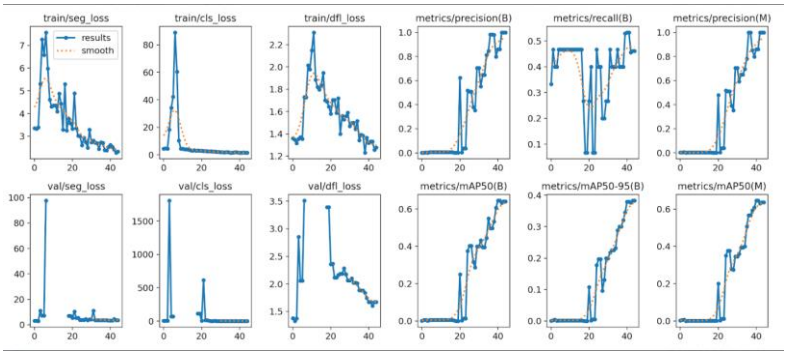


Figura C4. Gráfica de Entrenamiento 45 épocas Fase 1 clase A

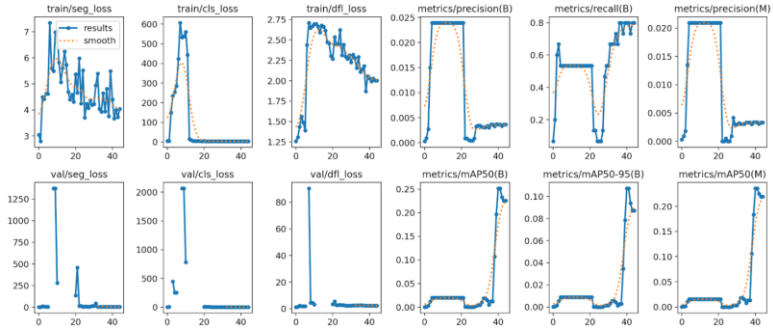


Figura C5. Gráfica de Entrenamiento 45 épocas Fase 3 Clase C

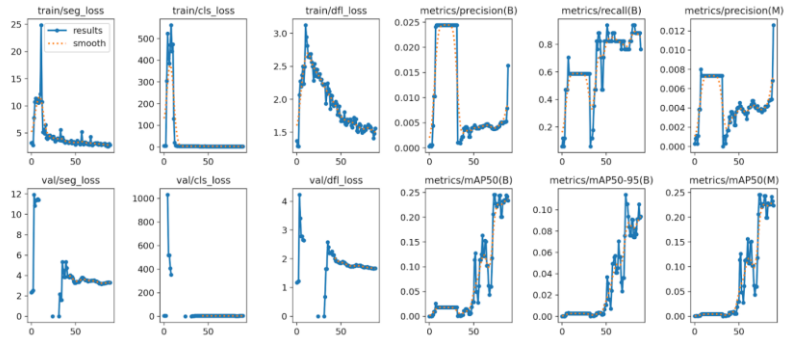


Figura C6. Gráfica de Entrenamiento 55 épocas Vertical

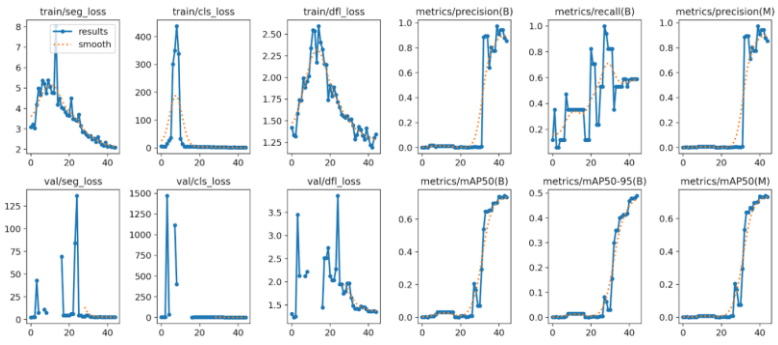


Figura C7. Gráfica de Entrenamiento 45 épocas Fase 2 Clase A

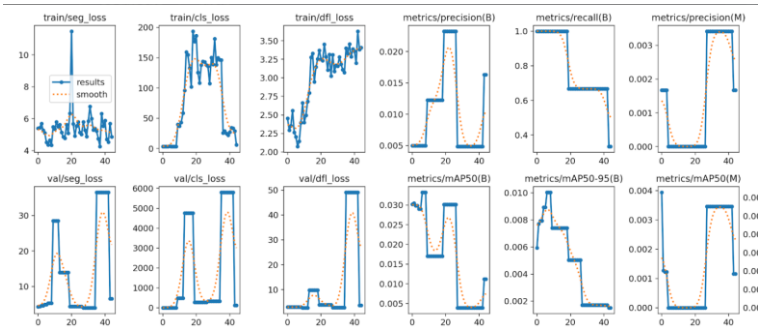


Figura C8. Gráfica de Entrenamiento 45 épocas Fase 1 Clase B

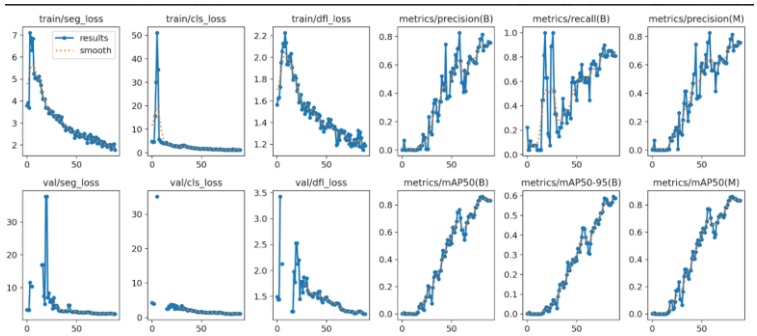


Figura C9. Gráfica de Entrenamiento 55 épocas Fase 2 Clase C

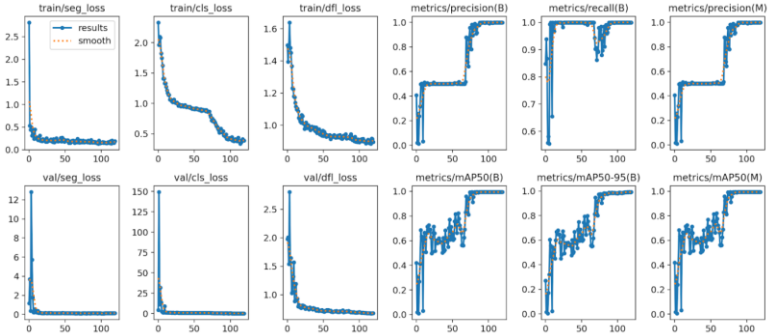


Figura C10. Gráfica de Entrenamiento 100 épocas Mesioangular

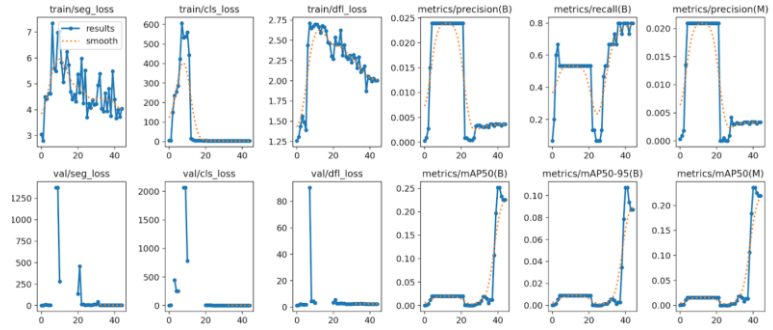


Figura C11. Gráfica de Entrenamiento 45 épocas Fase 2 Clase B

Anexo D. ARCHIVOS ENTREGADOS POR YOLO

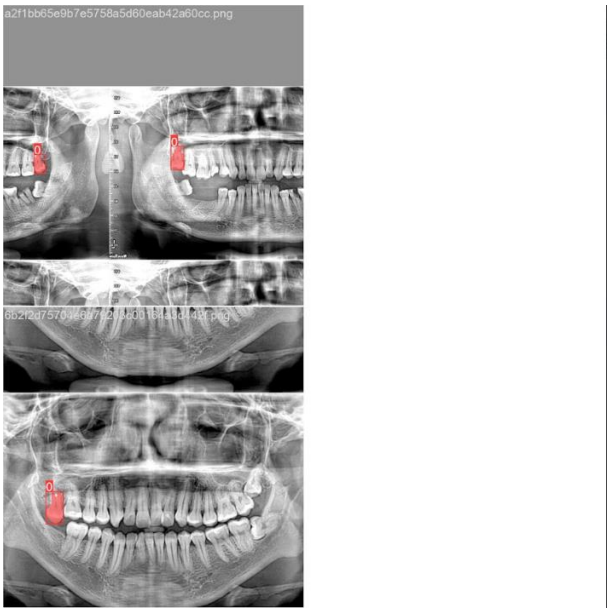


Figura D1.val batch0

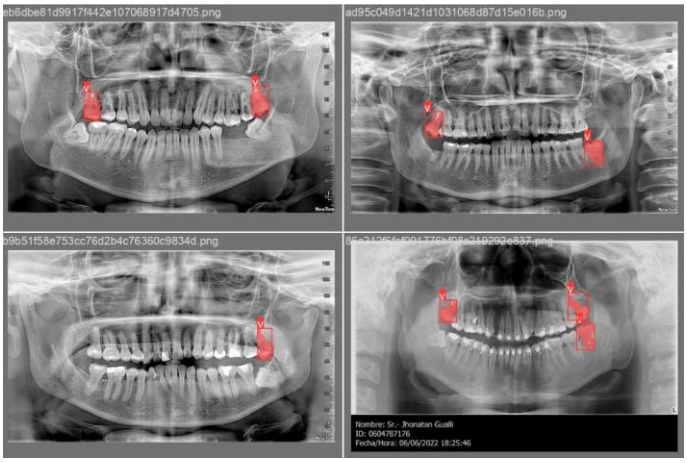


Figura D2. val batch1

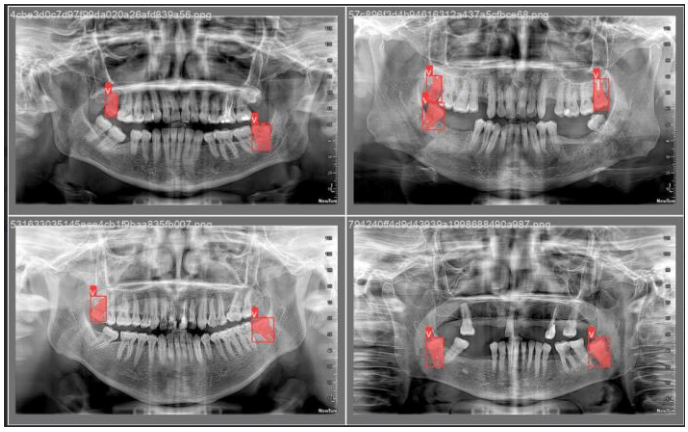


Figura D3. Val batch2

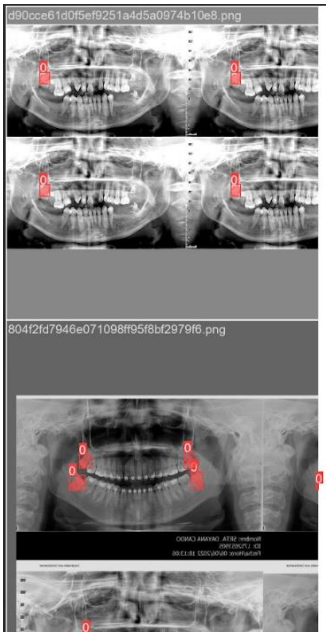


Figura D4. Val batch3

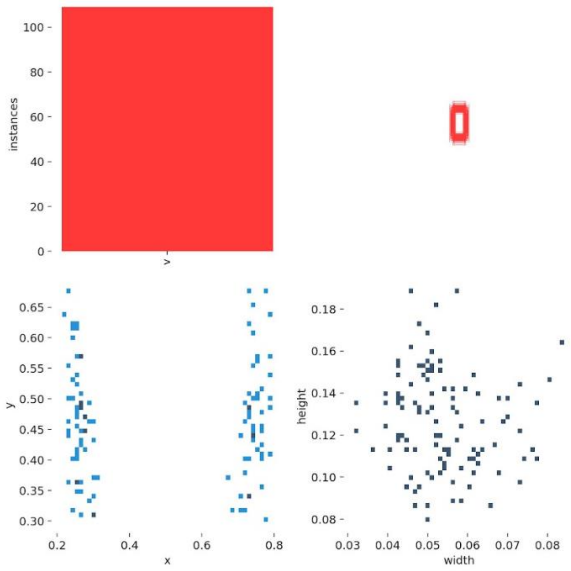


Figura D5. Labels

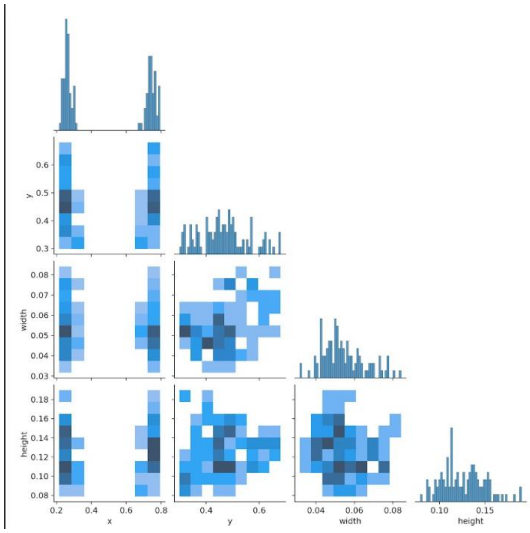


Figura D6. Labels correlogram

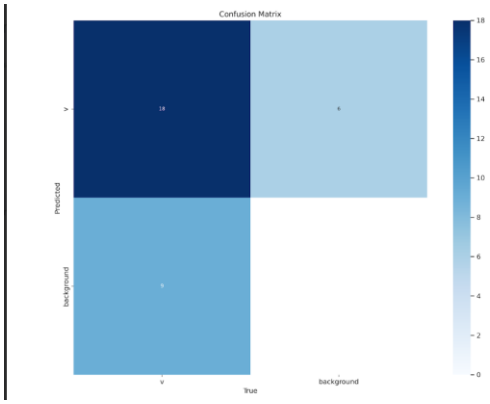


Figura D7. Confusion matriz

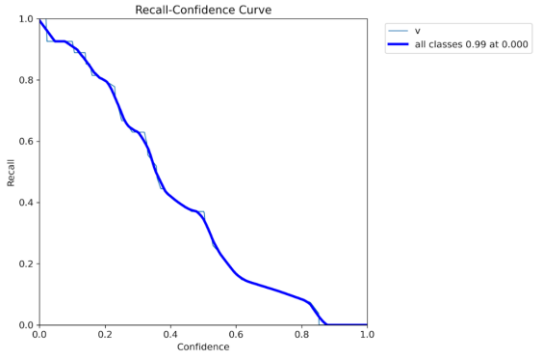


Figura D8. Recall

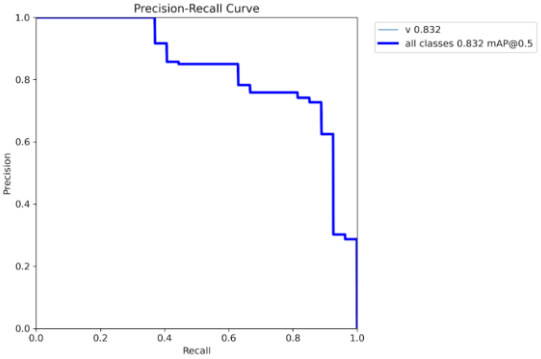


Figura D9. P-recall

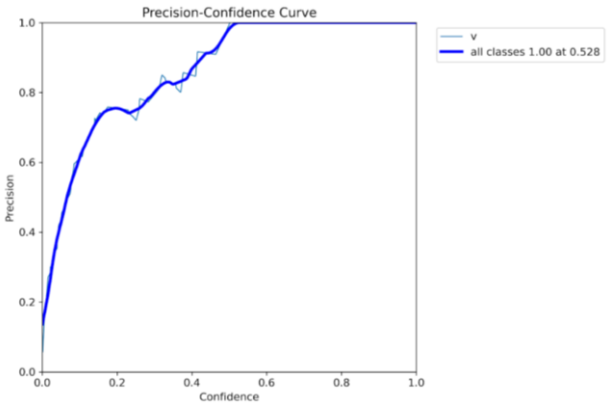


Figura D10. Precision curve

Anexo E. PRUEBAS DE FUNCIONAMIENTO

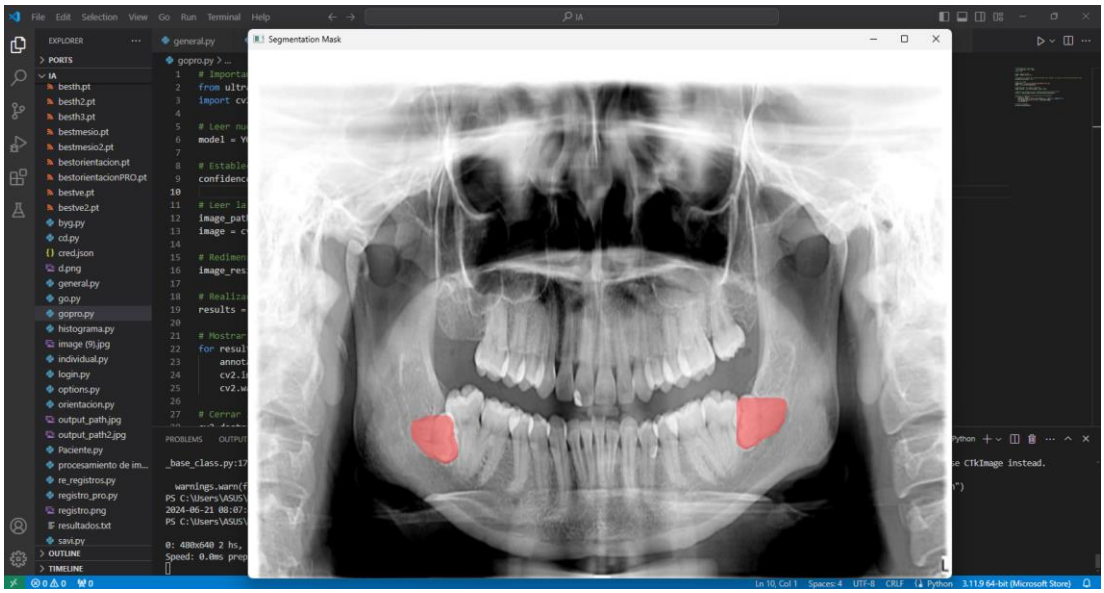


Figura E1. Prueba de funcionamiento Mesioangular.

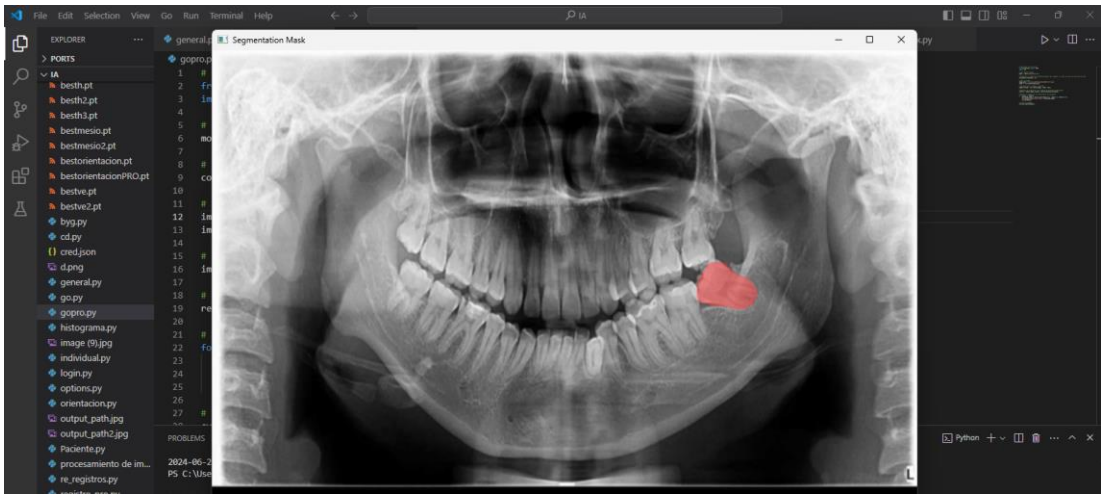


Figura E2. Prueba de funcionamiento Distoangular.

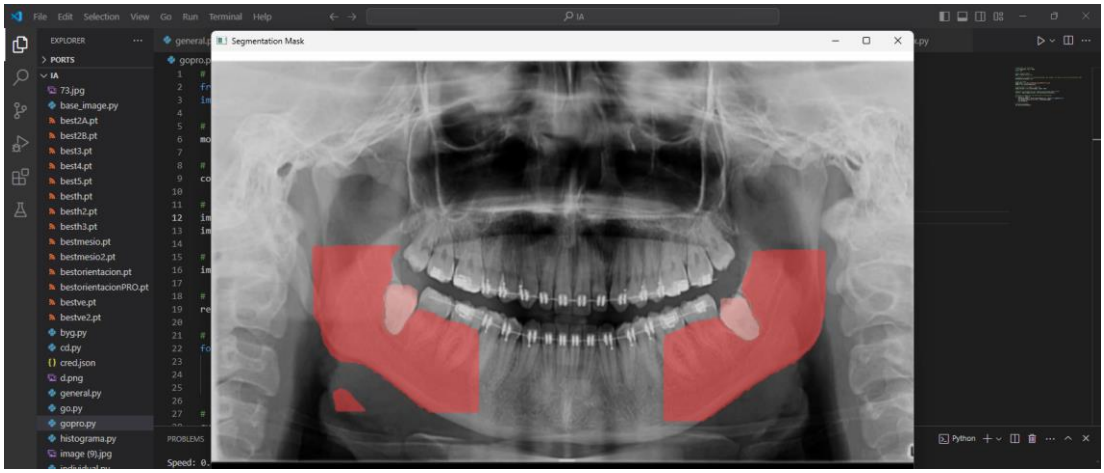


Figura E3. Prueba de funcionamiento Fase 1 Clase A.

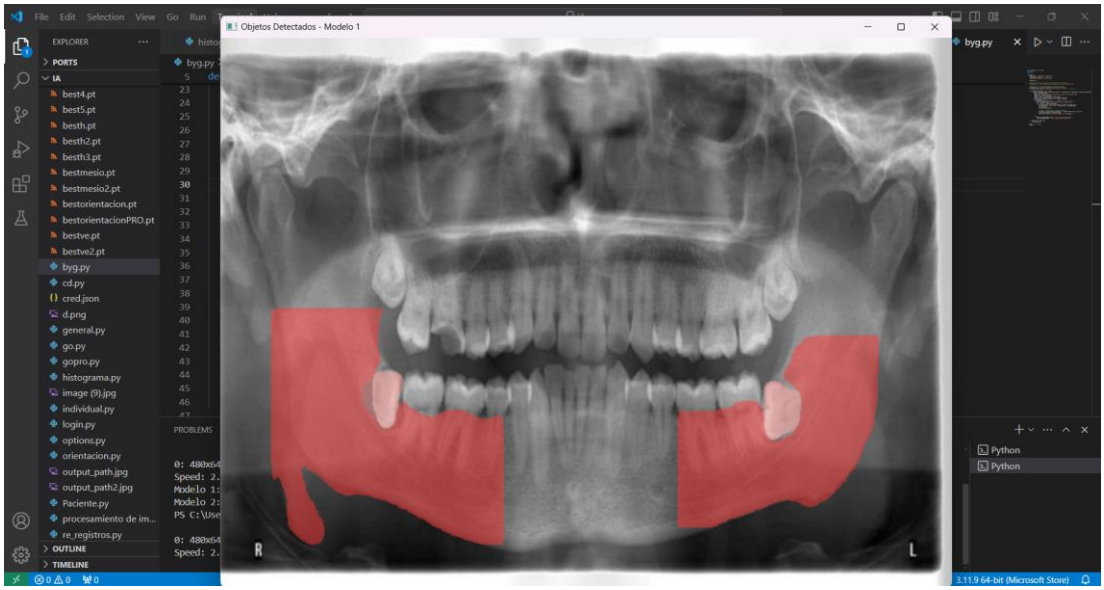


Figura E4. Prueba de funcionamiento Fase 2 Clase B.

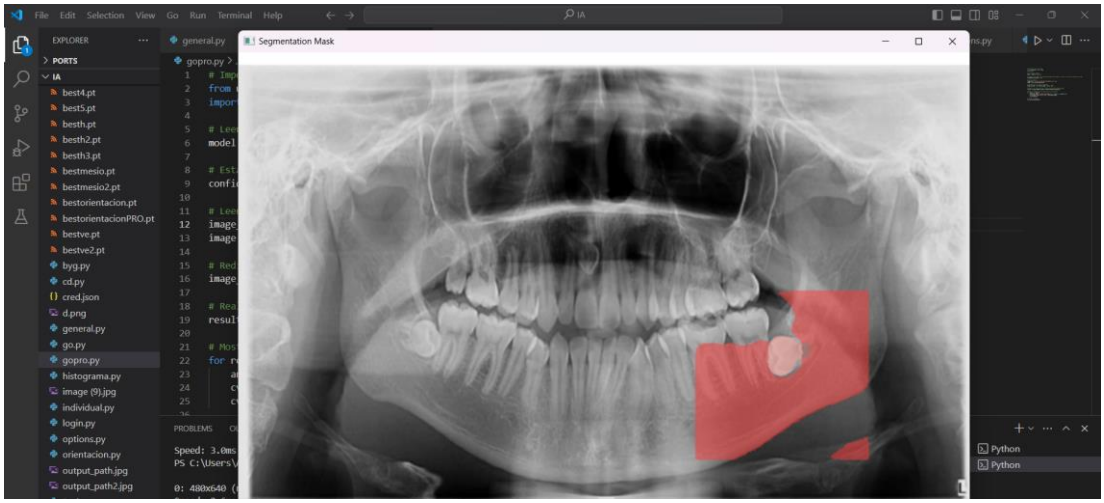


Figura E5. Prueba de funcionamiento Fase 3 Clase C.

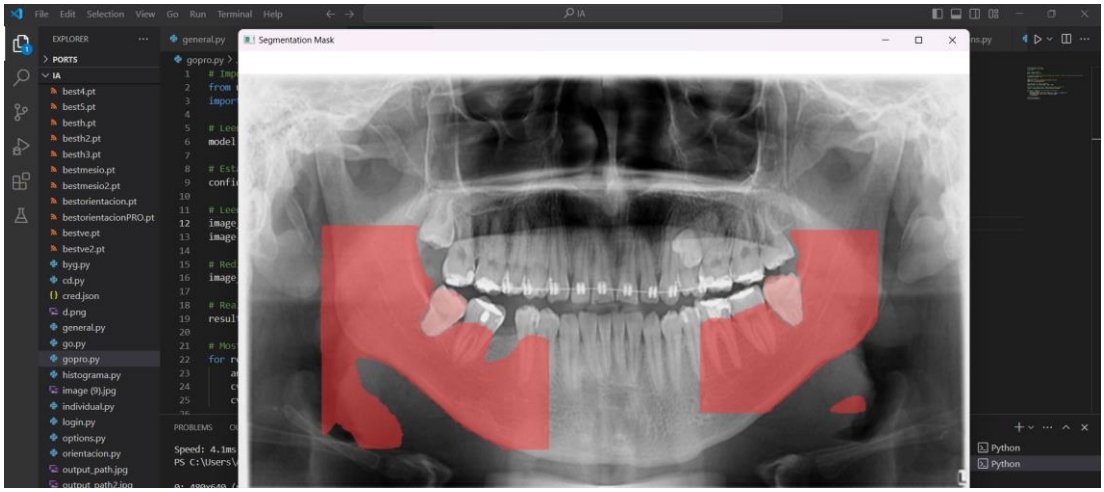


Figura E6. Prueba de funcionamiento Fase 2 Clase A.

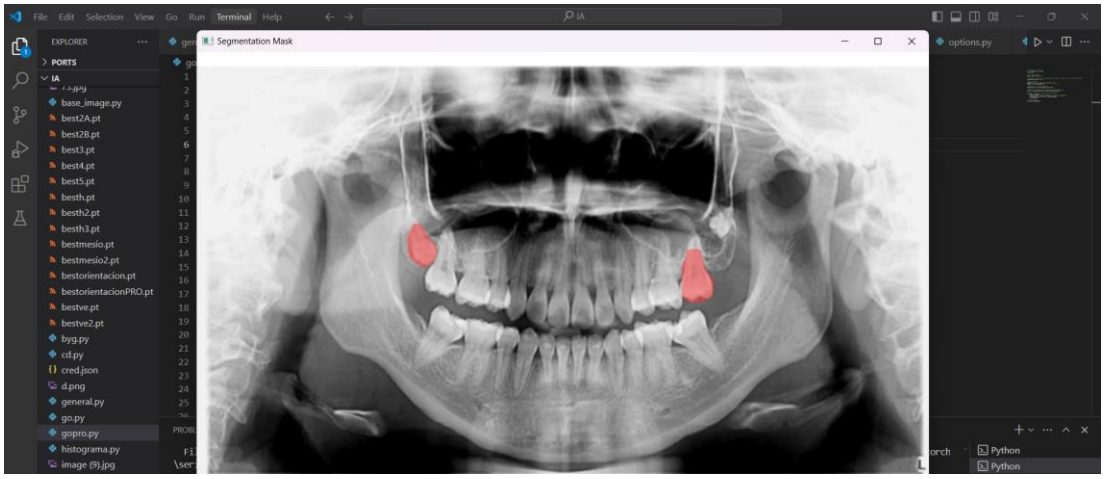


Figura E7. Prueba de funcionamiento Vertical.

Anexo F. MATRICES DE CORRELACIÓN

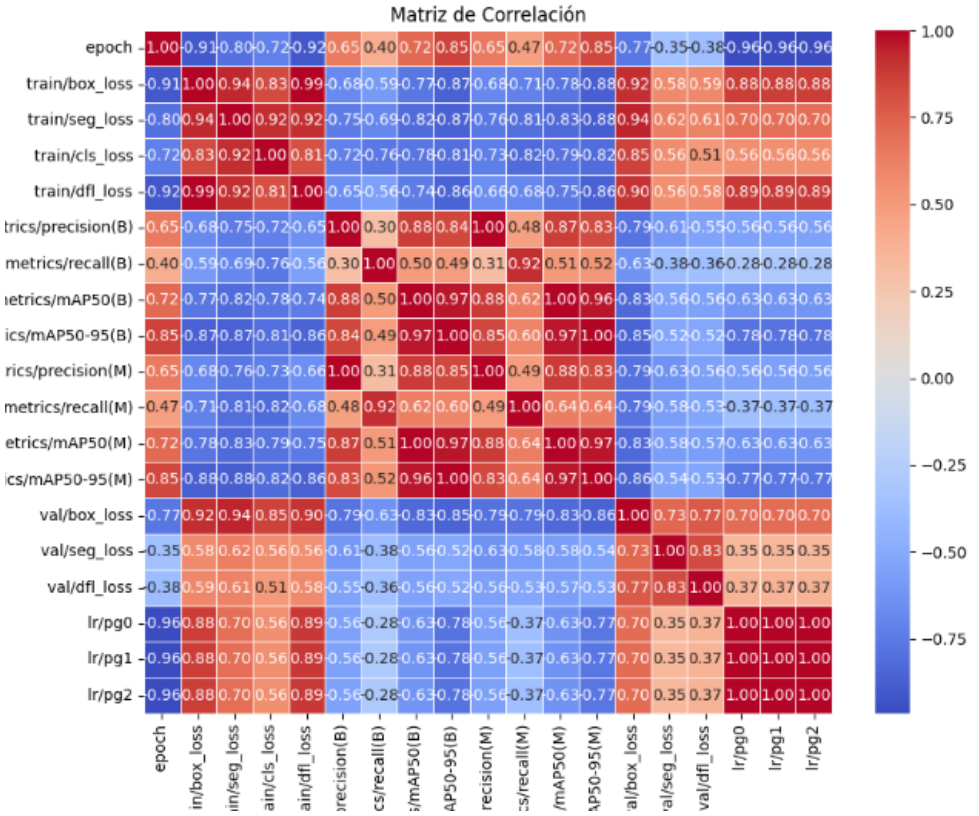


Figura F1. Matriz de correlación Mesioangular.

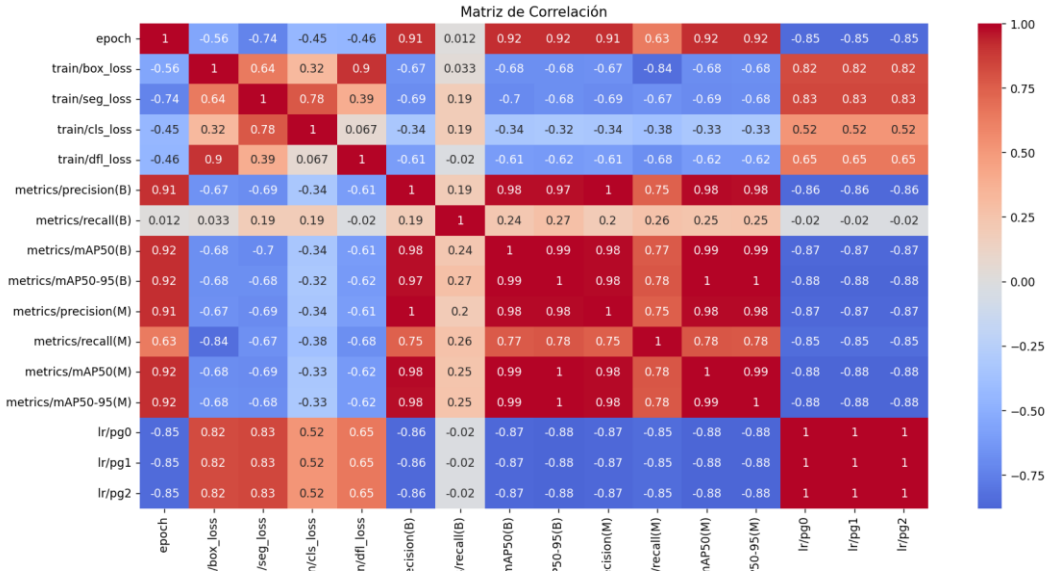


Figura F2. Matriz de correlación Distoangular.

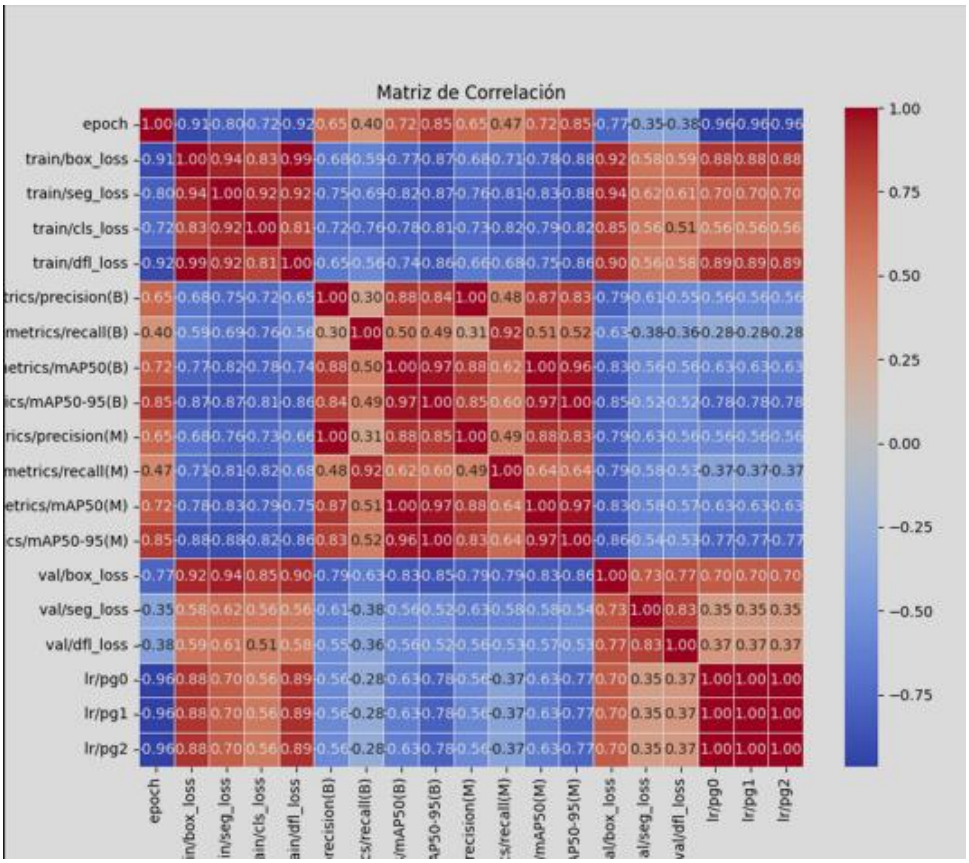


Figura F3. Matriz de correlación Vertical.

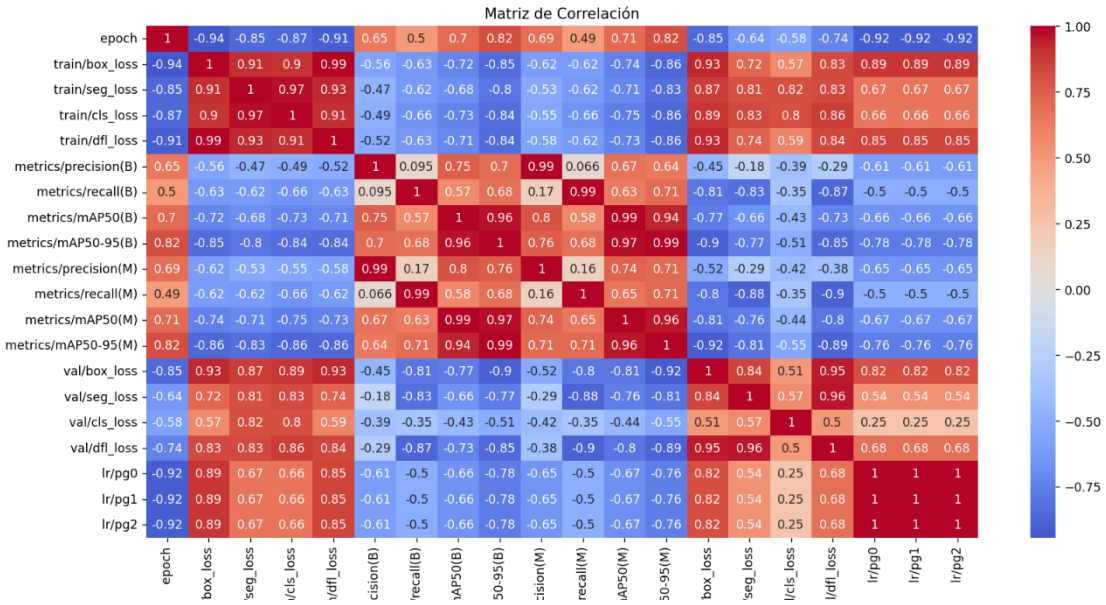


Figura F4. Matriz de correlación Horizontal.

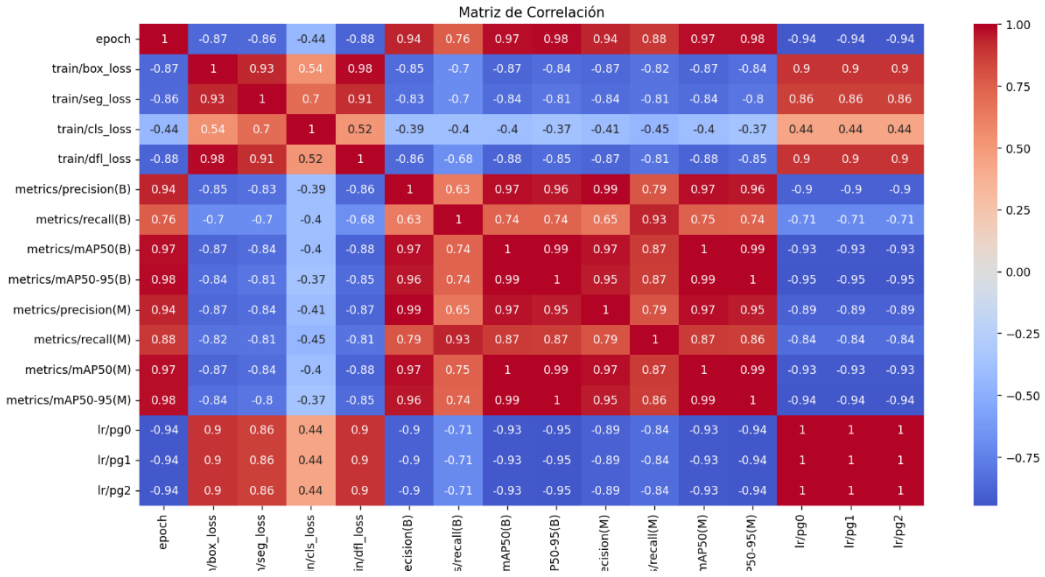


Figura F5. Matriz de correlación Fase 1 Clase A.

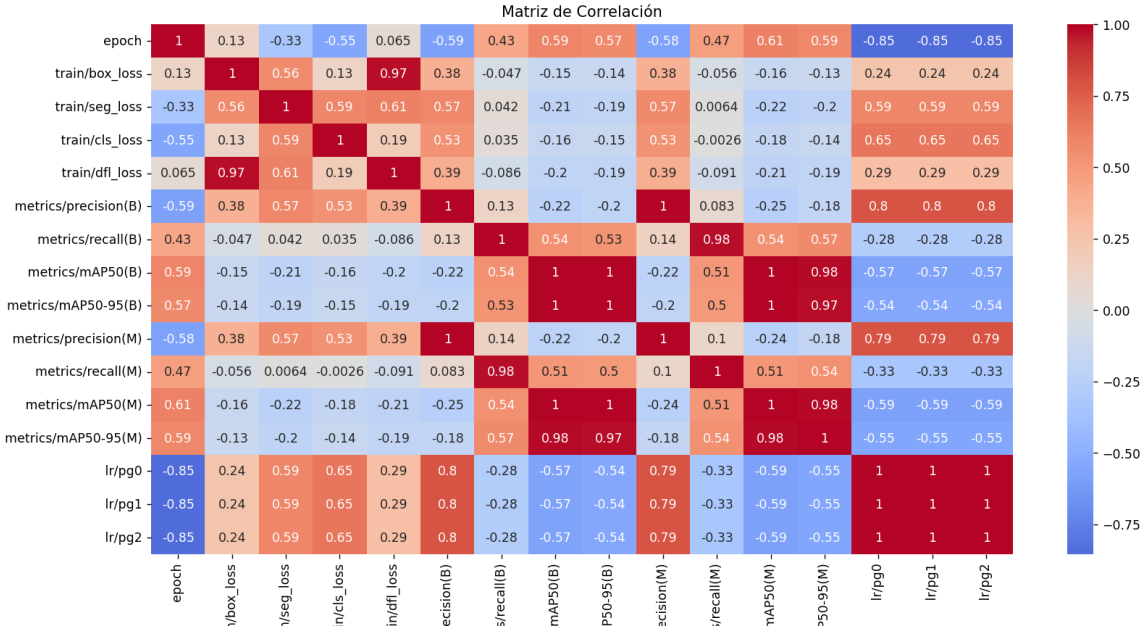


Figura F6. Matriz de correlación Fase 2 Clase B.

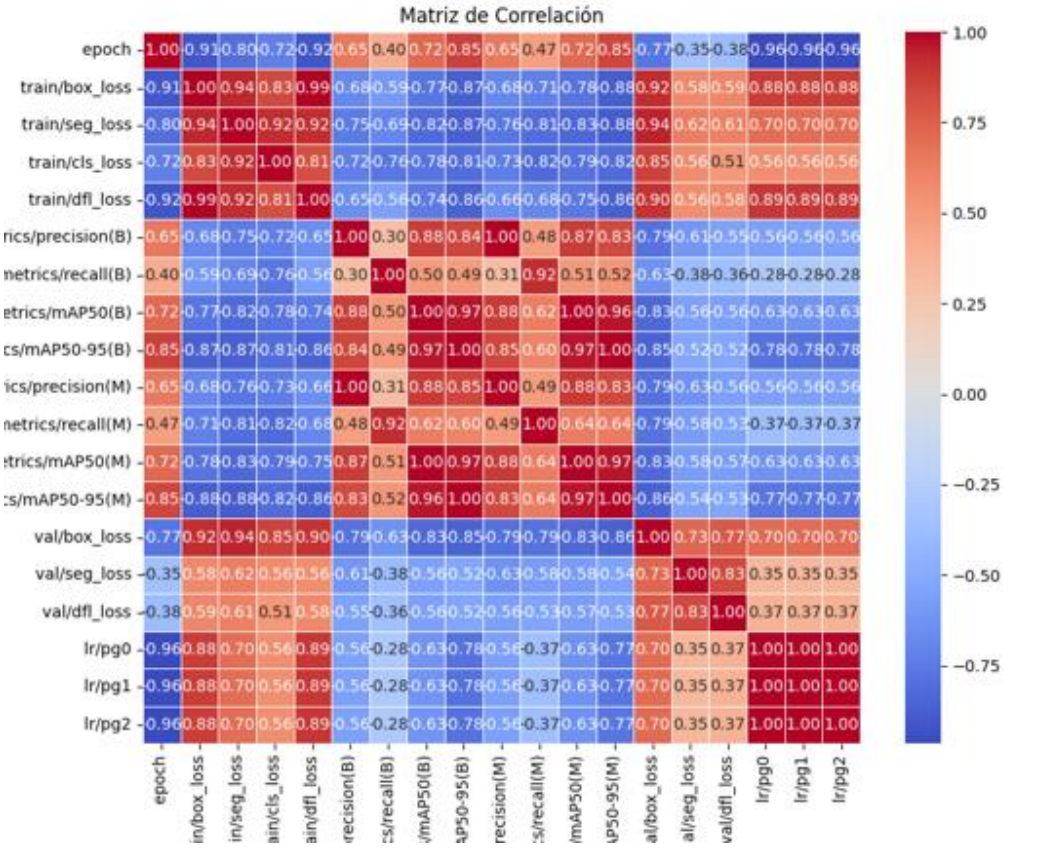


Figura F7. Matriz de correlación Fase 3 Clase C.

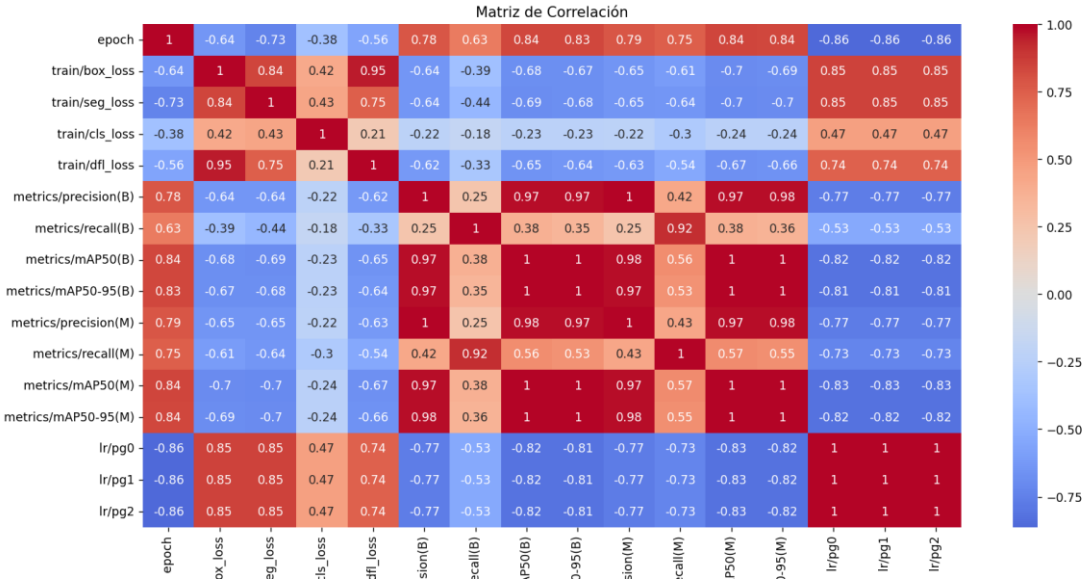


Figura F8. Matriz de correlación Fase 2 Clase C.

Anexo G. INTERFAZ GRÁFICA



Figura G1. Interfaz login

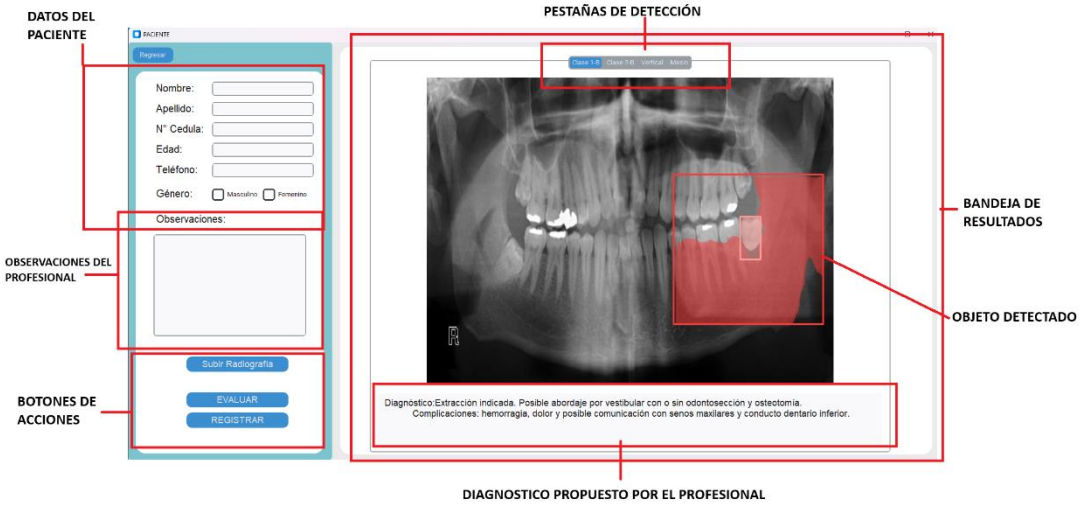


Figura G2. Interfaz paciente

Anexo H. AVAL DEL PROFESIONAL DE ODONTOLOGIA.

Carballo Aguilar
Odontología
Restaurando sonrisas_ generando confianza!!

CERTIFICADO

Ambato, 25/06/2024
Ingeniera, Mg.
Pilar Urrutia
DECANA

Facultad de Ingeniería en Sistemas, Electrónica e Industrial.

Presente. –

Yo, Angie Giovanna Carballo Aguilar, con cédula de ciudadanía N°1804894283, de especialidad de odontología con número de registro: 1019-2024-2900315, certifico que he revisado la funcionalidad del proyecto llamado "**SISTEMA DE EVALUACIÓN INTELIGENTE DE TERCEROS MOLARES BASADO EN APRENDIZAJE AUTOMÁTICO Y PROCESAMIENTO DE IMÁGENES**", el mismo que fue desarrollado por Juan Manuel Sánchez Villa, con cédula de identidad N°1600663122, estudiante de la carrera de Telecomunicaciones de la Facultad de Ingeniería en Sistemas, Electrónica e Industrial de la Universidad Técnica de Ambato.

Es así como después de haber realizado las pruebas necesarias me permito verificar la funcionalidad del sistema y puedo validar que los resultados obtenidos son aceptables en cuanto a la detección y clasificación de terceros molares, ayudando en la evaluación de los mismos.

Atentamente.

ANGIE GIOVANNA CARBALLO AGUILAR

.....

Dr. Angie Giovanna Carballo Aguilar
CI: 1804894283
CEL:0962545632

Anexo I. CÓDIGO DEL SISTEMA.

```
import cv2
```

```
import os
import firebase_admin
from firebase_admin import credentials, storage
import customtkinter as ctk
from PIL import Image, ImageTk

import subprocess

ctk.set_appearance_mode("light")

# Crear ventana
root = ctk.CTk()
root.title("PACIENTE")
root.geometry(f"{root.winfo_screenwidth()}x{root.winfo_screenheight()
}+0+0")

######_FRAME_############
# Frame principal
f = CTkFrame(master=root,fg_color="#7EC4CF",width=400, height=820)
f.place(relx=0, rely=0)

f2 = CTkFrame(master=f,fg_color="#FFFFFF",width=370, height=750,
corner_radius=20)
f2.place(relx=0.035, rely=0.07)

f3 = CTkFrame(master=root,fg_color="#FFFFFF",width=1165, height=800,
corner_radius=20)
f3.place(relx=0.26, rely=0.01)

  with open(txt_file_path, "w") as file:
        for model_path, model_name, tab_name, confidence_threshold,
comment in zip(model_paths, model_names, tab_names,
confidence_thresholds, comments):
            model = YOLO(model_path)
            image_path =
"C:/Users/ASUS/Desktop/dataset/bellygregory/Clase2faseA/15.png"
            image = cv2.imread(image_path)
            image_resized = cv2.resize(image, (800, 600))
            results = model(image_resized, conf=confidence_threshold)
            has_detection = any(len(result) > 0 for result in
results)
            if has_detection:
                detections.append(f"{model_name} ({tab_name}): Se
detectó al menos un objeto.")
                file.write(f"{model_name} ({tab_name}): Se detectó al
menos un objeto.\n")

                tab = tabview.add(tab_name)

                for i, result in enumerate(results):
```

```
                    annotated_image = result.plot(conf=True,
labels=False)


                    save_path = os.path.join(save_images_dir,
f"{tab_name}_detection_{i}.jpg")
                    cv2.imwrite(save_path, annotated_image)
                    file.write(f"Imagen de detección guardada en:
{save_path}\n")


                    upload_image(save_path,
f"{tab_name}_detection_{i}.jpg")


                    display_image(tab, save_path)


                comment_textbox = ctk.CTkTextbox(tab,
height=100,font=('Bold',18))
                comment_textbox.pack(padx=10, pady=10, fill="x")
                comment_textbox.insert("0.0", comment)
                comment_textbox.configure(state="disabled")

                upload_file(txt_file_path, "resultados.txt")
            else:
                detections.append(f"{model_name} ({tab_name}): No se
detectó ningún objeto.")
                file.write(f"{model_name} ({tab_name}): No se detectó
ningún objeto.\n")
    for detection in detections:
        print(detection)
```