

**MODELO DE DETECCIÓN DE LA PERDIDA OSEA RADIOGRAFICA
BASADA EN DEEP LEARNING****DETECTION MODEL BASED ON DEEP LEARNING FOR PERIODONTAL
BONE LOSS IN X RAYS****Christian D. Manjarres Campo, Cesar H. Valencia, Deisy C. Páez Casas****Universidad Santo Tomás**, Facultad de Ingeniería Mecatrónica
Calle 9 No. 18-27, Bucaramanga, Santander, Colombia.
PBX: +57 (7) 6985858 ext. 6542

E-mail: {christian.manjarres, cesar.valencia, deisy.paez}@ustabuca.edu.co.

Resumen:

Presentamos el proceso de etiquetado de una base de datos compuestas por radiografías de tipo periapical con los atributos utilizados para la detección de la Pérdida Ósea Radiográfica como información de desarrollo de un modelo de aprendizaje convolucional. Las radiografías periapicales fueron extraídas previo protocolo ético y moral ante la Dirección Administrativa General de Servicios de Salud de la Universidad Santo Tomas, tales radiografías presentan variaciones de acuerdo con el protocolo de toma radiográfica, radio lucidez, radiopacidad, contrastes, indicaciones del especialista, cuadrante de la boca, entre otras. Tomando en cuenta la normativa de trabajo periodontal se identificaron los puntos de interés para la identificación de la Pérdida Ósea Radiográfica y bajo la supervisión de expertos periodoncistas se realizó el proceso de etiquetado bajo la técnica de caja delimitadora. Teniendo así 2379 Radiografías Periapicales de las cuales se identificaron 4175 piezas dentales y 5229 puntos de interés para identificación de la Pérdida Ósea Radiográfica.

Palabras clave: radiografías Periapicales, etiquetado, piezas dentales, periodoncia, perdida ósea radiográfica, Deep Learning.

Abstract: among diseases classified as most common in diagnosis we find dental cavities, toothache, sore gums, dental abscess. Which in some cases are underlining a more complex treatment for a periodontal disease for which 2 out of 5 adults in the USA are affected by any classification of a periodontal disease [1].

We present a labeling process for a database composed of periapical x ray using Periodontal Bone Loss attributes as information for training, validation, and test of a convolutional deep learning model. The x rays were extracted previous permission of the DAGSS of Universidad Santo Tomas, such x rays present variations accordingly to x ray protocol, radiolucency, radiopacity, contrast, specialist indications, mouth quadrants, among other things. Taking into consideration the periodontal workshop we identified the points of interest used for the identification of the Periodontal Bone Loss under supervision of periodontal experts using the bounding box technique we labeled 4175 tooth and 5229 points of interest out of 2379 x rays.

Keywords: periapical x ray, labels, tooth, periodontics, periodontal bone loss, deep learning

1. INTRODUCCIÓN

Entre las enfermedades clasificadas como más comunes o de repetido diagnóstico se encuentran las caries dentales, dolor dental, inflamación de las encías y abscesos dentales. Estas condiciones detectadas pueden ser indicativas de una condición compleja generada por una enfermedad periodontal. El 47 % de adultos mayores de 30 años representando aproximadamente 65 millones de adultos en Estados Unidos de América tienen periodontitis, con el 38% de la población mayor de 30 años y el 64 % de la población de adultos mayores de 65 años con diagnósticos periodontitis severa o moderada [1]

Recientemente la Asociación Americana de Odontología (AAP) y la Federación Europea de Periodontología (EFP) actualizaron la clasificación de enfermedades y condiciones periodontales y peri-implantarias [2], los resultados de este encuentro permitieron rediseñar marcos de clasificación para la generación de un diagnóstico, recategorización de varias formas de periodontitis y la introducción de un estadio multidimensional para las enfermedades periodontales.

Tales desarrollos permitieron mejorar puntos de fallo comunes en la normativa anterior como control de factores de riesgo, clasificación general de la boca contrario a las zonas como anteriormente se realizaba y la progresión de la enfermedad presente usando los estadios multidimensionales para otorgar un grado de velocidad en desarrollo de la enfermedad

Tomando en cuenta las guías de procedimiento generados durante este encuentro se encuentra la pérdida ósea radiográfica como factor en la severidad del estadio de la enfermedad periodontal y como criterio primario en la progresión del grado de la enfermedad periodontal

La generación de un sistema con la capacidad de apoyar al diagnóstico en capacidad de la identificación de la pérdida ósea radiográfica usando redes neuronales que en conjunto con la establecida tendencia en la modernización de sistemas de archivo en clínicas puede probarse una herramienta útil en el diagnóstico.

Sistemas de apoyo al especialista ya han sido desarrollados y documentados como la detección automática del estado del hueso alveolar para un posible implante [3], usando técnicas de análisis de textura como atributos de entrada en sus sistemas de análisis.

Abordar desarrollos de modelos computacionales requiere planificación adicional en el flujo de la información a utilizar en diferentes capas del modelo en cuestión, [4] plantea un diagrama de flujo para la clasificación de la información partiendo desde la radiografía en bruto hasta llegar a zonas delimitadas que albergan las piezas dentales por tipo y cuadrante dental, de igual manera plantea un flujo de trabajo para etiquetar, entrenar y validar y acoplar un sistema basado en múltiples redes neuronales.

Teniendo 2379 radiografías periapicales como elementos de trabajo es imperativo replicar técnicas de flujo y análisis de información tal que permita reducir el tiempo de análisis sobre las radiografías presentes tales como.

- Criterios de Inclusión y exclusión
- Balance poblacional
- Calidad Radiográfica
- Planificación de actividades

La presencia de criterios de inclusión y exclusión, análisis poblacionales y evaluación de calidad radiográfica permite asegurar el estado de la información antes de empezar actividades críticas y de gran consumo de tiempo como el proceso de etiquetado en el que el tiempo de expertos periodoncistas es valioso y escaso, así como el comportamiento ante la generalización de los modelos entrenados ante nuevas radiografías.

Actividades de etiquetado con múltiples propósitos permitió el entrenamiento y validación de múltiples redes neuronales con el propósito de identificar los puntos de interés en la Pérdida Ósea Radiográfica tomando diferentes variaciones de la población de estudio presente. los respectivos resultados y análisis se tratarán en secciones posteriores

2. METODOLOGIA

Durante el proceso de diagnóstico de una posible enfermedad periodontal, es necesario la cuantificación de la pérdida ósea radiográfica para lo cual se cuenta con dos técnicas comúnmente usadas en el área.

De forma absoluta consiste en una medición desde la unión amelo-cementaria y la cresta alveolar hasta la raíz del diente, la relación de estas distancias permite identificar la pérdida ósea de la pieza dental. De forma relativa se usa la regla *Shei* la cual es una regla transparente con diez (10) líneas equidistantes que irradian desde el punto central, cada línea

representa un 10% en la distancia desde la unión amelo-cementaria al ápice la línea donde se ubique la cresta ósea corresponde a la pérdida ósea.

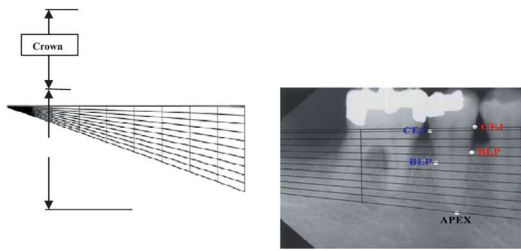


Fig. 1. (Izquierda) regla shei, (Derecha) regla shei sobre radiografía periapical con puntos de interés usado en el reconocimiento de la pérdida ósea radiográfica

Ambos métodos ampliamente utilizados, Por lo tanto, se plantea un método digital que cumpla con el mismo requerimiento a los métodos establecidos.

2.1 método Digital

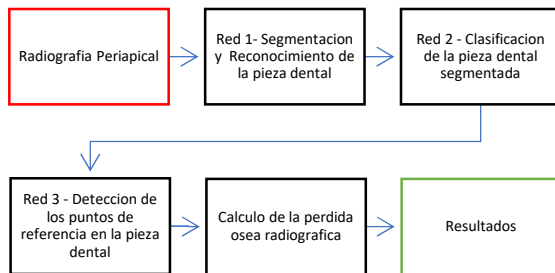


Fig. 2. Diagrama Método Digital

En la segmentación se reconocen y recortan las piezas dentales identificadas en la radiografía para luego ser clasificadas pues no todos los dientes en una radiografía periapical son aptos para identificar la pérdida ósea radiográfica, para finalmente detectar los puntos de referencia en la pieza dental como las uniones amelo cementarias, crestas alveolares y ápice de la raíz.

2.2 Métricas de Evaluación

Anotaciones realizadas durante los procesos de etiquetado permiten no solo el entrenamiento sino también la evaluación por comparación con los expertos periodoncistas utilizando las siguientes métricas:

2.2.1. Intersección sobre la Unión (IoU)

IoU es una medida estándar de desempeño en el problema de segmentación de objetos. Para cualquier objeto la IoU mide la similitud entre el objeto predicho y la anotación tomada como verdad

hecha por el experto y se define por la siguiente ecuación.

$$IoU = \frac{TP}{FP+TP+FN} \quad (1)$$

2.2.2. Coeficiente de Similitud Dice (DSC)

El coeficiente de similitud Dice relación la cantidad de intersección entre dos objetos segmentados y está definido por la siguiente ecuación.

$$DSC = \frac{2*TP}{(TP+FP)+(TP+FN)} \quad (2)$$

2.2.3. precisión

Representa la probabilidad del modelo para identificar positivamente de acuerdo con cada clase un objeto de entre todos los objetos positivamente etiquetados comprendiendo todas las clases representada por la siguiente ecuación.

$$\text{Precisión} = \frac{TP}{TP+FP} \quad (3)$$

2.2.4. Especificidad

O tasa de Verdaderos Negativos representados por la ecuación 4 es la relación de casos negativos que fueron correctamente identificados por la red neuronal.

$$\text{Especificidad} = \frac{TP}{TN+FP} \quad (4)$$

2.2.5. Average Precision (AP)

métrica estándar de desempeño utilizada específicamente para medir la precisión de manera independiente para cada clase presente en una red neuronal, utiliza la ecuación 3 para su cálculo.

2.2.6. Mean Average Precision (mAP)

representa la precisión global de la red neuronal en todas las clases presentes y se define por la siguiente ecuación.

$$mAP = \frac{\sum_{i=0}^N AP_N}{N} \quad (6)$$

3. CONSTRUCCION BASE DE DATOS

La radiografía periapical es una técnica radiográfica intraoral cuyo propósito es tener una imagen clara del ápice del diente, la corona y el hueso circundante.

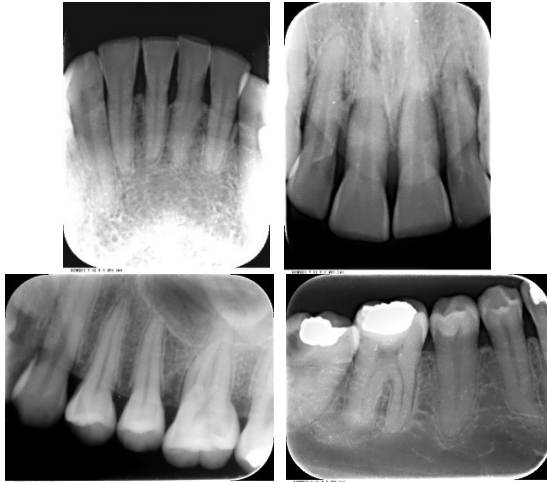


Fig. 3. Muestra Radiografías Periapicales

La base de datos fue extraída del laboratorio de Radiología de las Clínicas Odontológicas de la Universidad Santo Tomas previa solicitud de permiso ante el DAGSS. Aspectos éticos y morales fueron tomados en consideración para asegurar el uso correcto de la información extraída.

3.1 Población Objetivo

La población de estudio corresponde a las radiografías tomadas y consignadas en el laboratorio de radiología de las clínicas durante el periodo 2016-2021. Periodo comprendido por la calibración actual de los equipos de rayos x.

3.2 Criterios de Selección

En la población de estudio fueron aplicados distintos criterios de selección cumpliendo con los protocolos de privacidad de la información firmados por los pacientes en el consentimiento informado.

3.2.1 criterios de inclusión

- Consentimiento de Investigación firmado por el paciente
- Paciente mayor de 18 años
- Juego radiográfico Periapical Completo

3.2.2 criterios de exclusión

- Edentulismo presente en el juego radiográfico periapical
- Niños con dientes temporales

3.2.3 Criterios adicionales

- Radiolucides y Radiopacidad de la radiografía
- Calidad radiográfica
- Implantes
- Prótesis fijas
- Ortodoncia

- Caries Dentales
- Dientes Superpuesto
- Angulo de toma radiográfica

3.3 Radiografías extraídas

La extracción de radiografías del laboratorio permitió construir una base de datos compuesta por 2379 radiografías de tipo periapical en formato de imagen común JPG sin compresión o pérdida de calidad, en escala de grises, de 8 bits por canal y tamaño máximo de 616px x 492px. Formatos médicos DICOM son de usual preferencia, pero la opción no estuvo disponible.

4. RED 1 – SEGMENTACION Y RECONOCIMIENTO DE PIEZAS DENTALES

4.1 Nomenclatura FDI

Según el código internacional de nomenclatura dentaria establecido por la federación dental internacional los dientes se numeran con dos dígitos: el primero establece el cuadrante de ubicación y el segundo el tipo de diente.

Tomando la nomenclatura establecida la boca esta dividida en 4 cuadrantes y 8 tipos de dientes.

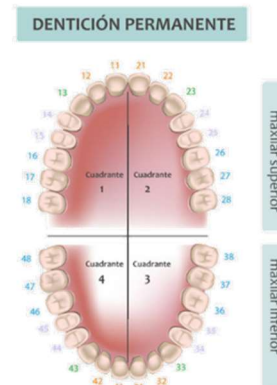


Fig. 4. Nomenclatura FDI

Considerando el carácter bidimensional de una radiografía se descarta el uso de cuadrantes en el proceso de etiquetado y se usa el indicativo del tipo de diente durante el proceso de etiquetado.

4.2 Proceso de Etiquetado

Partiendo de la nomenclatura FDI se planteó un proceso de etiquetado de 8 clases donde se usó una caja delimitadora albergando la pieza dental incluyendo corona y raíz sin importar si segmentos de piezas dentales cercanas quedan dentro de la caja.

Durante el proceso de etiquetado se utilizó la herramienta *LabelImg* compilada en Python, usando una caja delimitadora de la pieza dental y generando archivos correspondientes según requerimientos para procesos de entrenamiento.

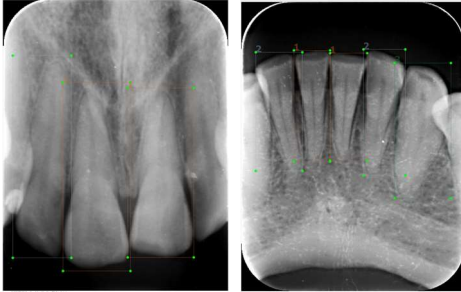


Fig. 5. Muestra Radiografías Periapicales en proceso de etiquetado

4.3 Distribución Poblacional

Tomando las etiquetas generadas se contabilizó en la tabla 1 la población etiquetada.

Pieza dental	Cantidad
1	576
2	696
3	635
4	746
5	593
6	355
7	402
8	172
Total	4175

Tabla. 1. Distribución poblacional etiquetas

La población etiquetada se extrajo de un total de 2379 radiografías periapicales en las que se etiquetaron 4175 piezas dentales.

En concordancia con desarrollos en semillero de investigación se observa una continuación de tendencia hacia el desbalance de la población debido a la pérdida de molares por condiciones dentales y de desgaste progresivos con la edad. En consecuencia, se tienen dos muestras poblacionales, una comprendida del uno (1) al cinco (5) y la segunda comprendida del seis (6) al ocho (8).

La población queda dividida en proporción 75-10-5 para tareas de entrenamiento, validación y prueba de una red neuronal.

4.4 Red Neuronal

Se tiene una Red Neuronal de Tipo *Fast R-CNN* llamada *YOLO* versión 4 la cual tiene más 60 millones de parámetros internos durante la

inferencia de una imagen en resolución 416px X 416px.

YOLO v4 está compuesta por las redes *CSPDarknet-53*, *SPPnet (Spatial Pyramid Pooling in Deep Convolutional networks)*, *PANet (Path Aggregation Network)* y tres (3) cabezas de detección *YOLO*.

La versión de *YOLO v4* utilizada tiene un tamaño de 608px por 608px en la capa de entrada y está configurada para 8 clases en la capa de salida una para cada clase de diente. Esta configuración, aunque es una red de detección de objetos entrega coordenadas de la ubicación de la pieza dental detectada, la etiqueta de detección y su probabilidad de confianza, con esta información se puede utilizar esta red como un segmentador de información.

4.5 Métricas de Evaluación Obtenidas

La red neuronal como resultado del proceso de entrenamiento y validación desarrollo ciertas tendencias las cuales replican el estado de la población a causa del desbalance poblacional en las clases cinco (5) al seis (6).

En comparación con desarrollos en semillero de investigación encontramos una reducción del desempeño de la red neuronal debido a la extensión de la base de datos la cual comprenden radiografías en multitud de estados, decisión que se tomó para observar el comportamiento de la red antes casos reales observados en la práctica a comparación con [5] y [6] donde seleccionan deliberadamente radiografías con estándares de alta calidad no solo en la posición dental de las piezas presentes si no también en la calidad de la radiografía, consecuentemente generando un Dataset de mayor calidad sin considerar casos comunes encontrados en la práctica. La red desarrollada en semillero de investigación fue evaluada nuevamente en el grupo de validación de la base de datos extendida.

Métrica	Red 1	Red Semillero
AP clase 1	94.11%	95.73%
AP clase 2	86.35%	86.34%
AP clase 3	94.14%	94.8%
AP clase 4	90.81%	94.85%
AP clase 5	89.36%	92.15%
AP clase 6	84.21%	80.98%
AP clase 7	80.21%	74.11%
AP clase 8	66.62%	69.71%
Precisión	77%	72%
Especificidad	87%	92%
DSC	82%	81%
IoU	65.07%	62.66%
mAP	85.73%	86.08%

Tabla. 2. Métricas de Evaluación Recolectadas

4.6 Muestra de Resultados

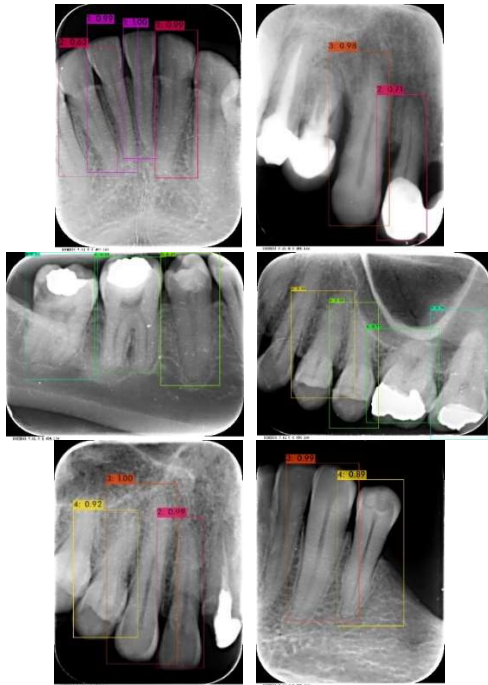


Fig. 6. Muestra grupo Prueba en la Red Neuronal 1

5. RED 2 – CLASIFICACION DE LA PIEZA DENTAL CLASIFICADA

Partiendo del protocolo de toma de un juego de radiografías periapical en el que un diente puede estar en múltiples radiografías con múltiples posiciones requiere de una capa adicional al flujo de la información.

La naturaleza de proceso de toma crea la necesidad de evaluar la posición de la pieza dental y el espacio circundante a la pieza como paso anterior a calcular la pérdida ósea radiográfica.

Usando un script en Python se tomó todas las anotaciones desarrolladas por los especialistas en periodoncia con el propósito de recortar los segmentos de dientes creando así nuestro segundo Dataset comprendido por 4175 segmentos individuales en formato de imagen común JPG sin comprensión o pérdida de calidad, en escala de grises, de 8 bits por canal. Formatos médicos DICOM son de usual preferencia, pero la opción no estuvo disponible.

5.1 Método

Teniendo el Dataset generado se realizó un segundo proceso de etiquetado de dos clases donde se usó una caja delimitadora albergando la zona de la Unión Amelo Cementaria, Cresta Alveolar y

espacio alrededor. El proceso de desarrollo bajo la supervisión de expertos periodoncistas.



Fig. 7. Muestra segmentos de dientes en proceso de etiquetado, en naranja clase apta y en azul clase no apta

Durante el proceso de etiquetado se aplicaron criterios adicionales de exclusión en radiografías periapicales.

5.2 Red Neuronal

Se utiliza la misma Red Neuronal de tipo convolucional *YOLO v4* compuesta por mismas redes descritas previamente.

La configuración interna de la red tiene un tamaño de 416px por 416px en la capa de entrada y está configurada para 2 clases en la capa de salida para evaluar si el diente tiene una posición apta o no apta en la posterior evaluación de la Pérdida Ósea radiográfica. Esta configuración, aunque es una red de detección de objetos se utiliza como un evaluador donde solo se usa la clase detectadas.

5.3 Métricas de Evaluación Obtenidas

Al ser un modelo a dos clases observamos un rendimiento suficiente lo cual califica apto para continuar desarrollado el sistema. Puede bajo operación en campo requerir cambios para mejorar su rendimiento evaluador de la pieza dental previamente identificada.

Métrica	Valor
AP Clase 1	96.43%
AP Clase 2	93.25%
Precisión	90%
Especificidad	95%

DSC	92%
IoU	75%
mAP	94.84%

Tabla. 3 métricas de Evaluación Recolectadas

5.4 Muestra de Resultados



Fig. 8. Muestra grupo Prueba en la Red Neuronal 2

6. DETECCIÓN DE PUNTOS DE REFERENCIA EN EL RECONOCIMIENTO DE LA PERDIDA OSEA RADIOGRAFICA

La pérdida ósea puede ser causada por la presencia de bacterias que gradualmente deterioran el hueso alveolar y los ligamentos periodontales que conectan el hueso y el diente.

Tomando los lineamientos de clasificación de una enfermedad periodontal el hueso por estado natural debe estar entre uno y dos milímetros de la Unión Amelo cementaria lo que representa que toda cresta alveolar este por debajo de este límite se determina como perdida ósea y debe ser medido.

6.1 Puntos de Referencia

La pérdida ósea se calcula a partir de tres puntos de interés los cuales toman como referencia puntos morfológicos de la pieza dental los cuales son:

6.1.1 Unión Amelo-Cementaria

Es la frontera anatómica entre el esmalte de la corona del diente y el cemento que cubre la raíz del diente. Es un área importante de referencia en

clínicas dentales pues es el lugar donde las fibras gingivales del ligamento periodontal se unen al diente en un estado no afectado, teniendo en cuenta lo anterior es usada como referencia para evaluar la destrucción periodontal.

6.1.2 Cresta Alveolar

El hueso alveolar es el lugar que forma y sostiene los alveolos dentarios en el hueso maxilar. La función principal del hueso alveolar es alojar y sostener los dientes a través de las fibras del ligamento periodontal. Este hueso y ligamento periodontal en un estado sano limita con la unión amelo cementaria.

6.1.3 Ápice de la Raíz

Es la parte terminal de la raíz. Los dientes están formados por la corona y la raíz; los incisivos, caninos y premolares tienen una raíz, los molares inferiores dos y los superiores tres. A pesar de esto la anatomía y la morfología pueden variar.

El ápice del diente es la apertura de la pulpa dental hacia las regiones periapicales. Es en esta apertura pasan los vasos sanguíneos y las terminaciones nerviosas que nutre la pulpa del diente. En este lugar suelen ocurrir lesiones las cuales son objeto de diferentes procedimientos dentales.

6.2 Distribución Poblacional

Tomando los segmentos de dientes etiquetados en la fase anterior, se utilizó un script para identificar los segmentos de dientes aptos para copiar y almacenar el segmento recortado y sin etiqueta creado así un tercer grupo poblacional.

Considerando el tamaño de la muestra poblacional se consideró priorizar el proceso de etiquetado para las piezas dentales en el siguiente orden:

1. Primer Premolar
2. Incisivos centrales y laterales
3. Caninos
4. Segundo molar
5. Primer molar

Priorizando las piezas dentales debido la cantidad se generó una muestra poblacional comprendida por aproximadamente 200 segmentos dentales de cada clase presente menos cordales los cual representa un 32% de la población original o 1351 segmentos de dientes.

6.3 Proceso de Etiquetado

Usando este nuevo Dataset se realizó un tercer proceso de etiquetado de tres clases donde se usó una caja delimitadora que albergue los diferentes puntos de interés de manera individual. El proceso se desarrolló bajo la supervisión de expertos periodoncistas generando así 5229 puntos de interés distribuidos de la siguiente forma:

1. 36.07% Crestas Alveolares
2. 32.26% Uniones Amelo Cementarias
3. 31.67% Raíces

Es visible un desbalance generado por diferencia en aporte de los puntos de interés en cada radiografía como consecuencia del Angulo de toma radiográfica, donde en un segmento de diente puede aparecer puntos de interés de dientes subyacentes.

La muestra etiquetada comprendida por 1351 segmentos de dientes fue dividida en 75% entrenamiento, 20% validación y 5% para las pruebas de la red.

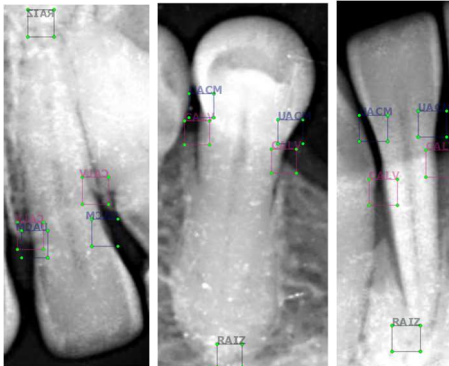


Fig. 9. Segmentos dentales en proceso de etiquetad, clases presentes RAIZ, UACM, CALV

6.4 Red Neuronal

Se utiliza la misma Red Neuronal de tipo convolucional *YOLO v4* compuesta por mismas redes descritas previamente.

La configuración interna de la red tiene un tamaño de 416px por 416px en la capa de entrada y está configurada para 5 clases en la capa de salida para identificar los puntos de interés para la posterior evaluación de la Pérdida Ósea radiográfica. Esta configuración, aunque es una red de detección de objetos entrega coordenadas de la ubicación de los puntos de interés, la etiqueta de detección y su probabilidad de confianza.

6.5 Métricas de Evaluación Obtenidas

Se observa una drástica reducción en el rendimiento evaluado de la red neuronal causado por la reducción en información de cada segmento entregado durante el proceso de entrenamiento.

Métrica	Valor
AP Clase UACM	57.42%
AP Clase CALV	50.35%
AP Clase RAIZ	42.6%
Precisión	56%
Especificidad	59%
DSC	58%
IoU	38.33%
mAP	50.12

Tabla. 4. métricas de Evaluación Recolectadas

6.6 Muestra de Resultados

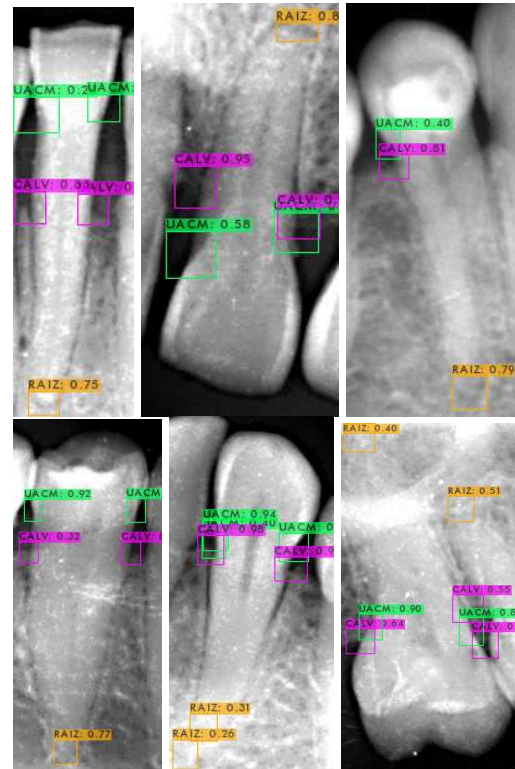


Fig. 10. Muestra grupo Prueba en la Red Neuronal 3, clases presentes RAIZ, UACM, CALV

7. Sistema Final

Acoplando cada red neuronal utilizando el método digital como referencia se tiene sistema basado en tres redes neuronales de tipo convolucional encargadas de la segmentación de las piezas dentales, clasificación de las piezas dentales y reconocimiento de los puntos de interés de la pérdida ósea radiográfica.

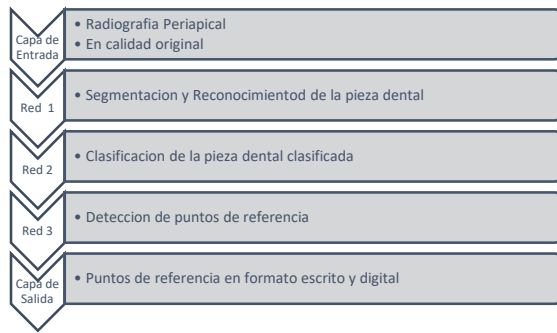


Fig. 8. Arquitectura Sistema Final

Desarrollos adicionales contemplan una interfaz gráfica para el uso del especialista encargado, así como la implementación del paso 4 del método digital el cual debido a la reducción del desempeño en la última fase no pudo ser desarrollado.

9. CONCLUSIONES

Al expandir la ventana de tiempo para la cual se extrajo las radiografías de tipo periapical se observó variaciones en contraste, brillo, calidad impresa en algunos tipos, inclinaciones de las piezas dentales y protocolo de toma radiográfica. En la mayoría de los casos se observa la progresión de los protocolos del laboratorio, sin embargo, esta progresión introduce una varianza natural la cual afecta todo rendimiento obtenido de una red neuronal al no existir características comunes entre las imágenes como brillo y contraste. Inicialmente se decidió mantener el carácter no homogéneo de las radiografías extraídas a modo comparativo con investigaciones ya documentadas en las que de manera deliberada se utilizaron radiografías con altos estándares de calidad.

La extracción de nuevos registros radiográficos permitió extender la base de datos previamente desarrollada en semillero. Por lo cual un reentrenamiento del mismo modelo utilizado fue posible, sin embargo, no se observaron mejoras significativas en el rendimiento comparado con el modelo anteriormente desarrollado, siendo este evaluado en el grupo de validación correspondiente a la base de datos extendida. Este comportamiento se atribuye a la robustez del modelo seleccionado ante diferencias en los grupos de entrenamiento utilizado, ya sea con estándares de calidad homogéneos como los utilizados en semillero o con variaciones presentes en la calidad debido a cambios de protocolo, calibración y método de almacenamiento. En desarrollos futuros las

características generales de una radiografía periapical deben ser establecidos en el origen de información a modo de validación en nuevos trabajos.

Atributos establecidos según el marco legal workshop 2017 en la identificación de la pérdida ósea radiográfica son apropiados al ser puntos de interés en la fisonomía de la pieza dental, aunque se debe tener en consideración criterios adicionales pertinentes a la calidad de la radiografía, posición de la pieza dental en proceso de etiquetado y superposición de otras piezas dentales, debido a esto se evidenció durante el proceso de etiquetado dificultad en el reconocimiento de la unión amelo cementaria para lo cual se hizo necesario la priorización de tareas ante la disponibilidad de los expertos periodoncistas.

Tomando en cuenta la magnitud de los grupos de datos generados para la red 3 se priorizó las clases a etiquetar al haber 4175 piezas dentales con un mínimo de 5 puntos de interés resultando en 20785 posibles puntos de interés. La priorización de clases permitió el uso de 5229 puntos de interés durante el entrenamiento, aunque, es posible que un aumento de los puntos de interés utilizados durante el entrenamiento en conjunto con criterios adicionales relacionados con la calidad radiográfica ofrezca una mayor convergencia hacia un rendimiento superior.

Al existir una varianza natural creada por la mejora continua del protocolo de toma radiográfica en el laboratorio, el uso de técnicas de aumento en el Dataset utilizado termina por replicar el estado presente del Dataset, eliminando el propósito original donde partiendo de la homogeneidad del Dataset se crean variaciones para evitar el sobentrenamiento y mejora ante la generalización. Diferencias morfológicas del maxilar y la mandíbula obliga al radiólogo a tomar una posición diferente en la toma de la radiografía lo cual hace análogo a la rotación, espejo y acercamiento, en función de la edad y enfermedades presentes se hace análogo a la traslación por el movimiento natural de los dientes y finalmente en función del voltaje y corriente utilizados en el equipo de rayos x se hace análogo a la variación de brillo. Estas variaciones naturalmente inducidas en conjunto con las técnicas de aumento utilizadas para el entrenamiento dieron como resultado una reducción en la generalización en la validación respecto a nuevas radiografías.

Los resultados de las métricas IoU, DSC, precisión, especificidad, precisiones medias para cada clase y precisión media ponderada (mAP) demuestran la

validez del desempeño estadístico obtenido, es importante mencionar que para las redes 1 y 2 los valores obtenidos superan las referencias de la literatura con relación a investigaciones previas, sin embargo, en la red 3 se observa una caída en rendimiento que puede ser interpretada a raíz de las características inducidas por la reducción de información entregada a la red al ser un segmento de una radiografía el usado en la capa de entrada. A efectos de obtener una métrica general del sistema se replicó la precisión media ponderada utilizando las precisiones individuales de cada red obteniendo una mAP general de 76.88%, dicho valor es reconocido como aceptable según los expertos que evalúan los resultados de la red, es importante aclarar que dicho análisis se realiza basado en que el modelo generado será una herramienta de apoyo a la toma de decisiones.

REFERENCIAS

- [1] E. P.I, D. B.A, W. L, T.-E. G.O y G. R.J, «Prevalence of periodontitis in Adults in the United States: 2009 and 2010,» *J Dent Res* , 2012.
- [2] J. G. Caton, G. Armitage, T. Berglundh, I. L. Chapple, S. Jepsen, K. S. Kornman, B. L. Mealey, P. N. Papapanou, M. Sanz y M. S. Tonetti, «A new classification scheme for periodontal and peri-implant diseases and conditions - introduction and key changes from the 1999 classification,» *AAP - Journal of Periodontology*, 2018.
- [3] M. B.V Mundim, D. R. Dias, R. M. Costa, C. R. Leles y P. M. Azevedo-Marques, «Intraoral radiographs texture analysis for dental implant planning,» *ELSEVIER - CMPB*, pp. 89-96, 2016.
- [4] K. Zhang, J. Wu, H. Chen y P. Lyu, «An effective teeth recognition method using label tree with cascade network,» *Elsevier - Compmédimag*, pp. 61-70, 2018.
- [5] J. Krois, T. Ekert, L. Meinhold, T. Golla, B. Kharbot, A. Wittmeir, C. Dorfer y F. Schwendicke, «Deep Learning for the Radiographic Detection of Periodontal Bone Loss,» *Scientific Reports*, 2019.
- [6] C. Huyk-Joon, L. Sang-Jeong, T.-H. S. Nan-Young, J. Bong-Geon, K. Jo-Eun, H. Kyung-Hoe, L. Sam-Sun, H. Min-Suk, C. Soon-Chul, K. Tae-Il y Y. Won-Jin, «Deep Learning Hybrid Method to Automatically Diagnose Periodontal Bone Loss And Stage Periodontiti,» *Scientific Reports*, 2021.