



**Universidad
Andrés Bello®**

Facultad de Odontología

Programa de Especialización Ortodoncia y Ortopedia Dentomaxilofacial

**REVISIÓN NARRATIVA SOBRE EL USO DE
INTELIGENCIA ARTIFICIAL EN ORTODONCIA**

Tesina para obtener el grado de Especialista en Ortodoncia y Ortopedia
Dentomaxilofacial

Autores:

Dra. Camila Trincado Cornejo

Dra. Pía Zambrano Guerrero

Profesor Tutor:

Prof. Dr. Patricio Rojas

Viña del Mar, Chile

2023

TABLA DE CONTENIDOS

| | |
|--|------------|
| 1. RESUMEN | lii |
| 2. SUMMARY | lv |
| 3. INTRODUCCIÓN | 1 |
| 3.1 Inteligencia Artificial (IA) | 2 |
| 3.2 Red Neuronal | 3 |
| 3.3 Aprendizaje Automático y Aprendizaje Profundo | 4 |
| 4. MATERIALES Y MÉTODOS | 6 |
| 5. RESULTADOS | 8 |
| 5.1 IA en decisiones terapéuticas | 8 |
| 5.1.a Extracciones dentarias | 8 |
| 5.1.b Análisis cefalométrico | 10 |
| 5.1.c Estado de maduración cervical | 13 |
| 5.1.d Predicción de crecimiento mandibular | 15 |
| 6. DISCUSIÓN | 19 |
| 7. CONCLUSIÓN | 22 |
| 8. BIBLIOGRAFÍA | 23 |
| 9. ANEXOS | 33 |

RESUMEN

El desarrollo de los sistemas de Inteligencia Artificial (IA) se ha generalizado en el sector sanitario y tiene el potencial de generar mejoras significativas en la atención y los resultados de los pacientes. Este artículo tuvo como objetivo proporcionar información sobre las aplicaciones actualmente disponibles de IA en ortodoncia basándose en una revisión narrativa de la literatura actual. Fueron 146 trabajos encontrados en total en la base de datos y luego de haber realizado los criterios de inclusión y exclusión, 54 publicaciones quedaron seleccionadas. Los resultados arrojaron que las áreas encontradas son: 1) extracciones dentarias 2) Análisis cefalométrico 3) Estado de maduración cervical 4) Predicción de crecimiento mandibular. Para la toma de decisión de extracciones dentarias, se encontró que el modelo de aprendizaje automático con mayor precisión fue el SVM. Sin embargo, el modelo NN y LR resultaron tener un poder predictivo equivalente al del modelo SVM. El modelo menos preciso fue el RF. En el estado de madurez cervical, se menciona el modelo de gemelo digital de CVM que se basa en blockchain implementado en un Metaverso. En la proyección de crecimiento mandibular se han aplicado varios modelos para comparar las velocidades medias anuales de crecimiento con un modelo matemático basado en la curva de crecimiento de una población. En conclusión, la aplicación de inteligencia artificial cada día toma más fuerza en el área de la ortodoncia, pero, aunque la IA ha demostrado ser una herramienta para facilitar el trabajo al profesional, la falta de investigaciones con base de datos amplios y significativamente representativos conllevan a finalmente la decisión en cuanto a diagnóstico y tratamiento sean siempre responsabilidad del profesional.

SUMMARY

The development of Artificial Intelligence (AI) systems has become widespread in the healthcare sector and has the potential to generate significant improvements in patient care and outcomes. This article aimed to provide information on currently available applications of AI in orthodontics based on a narrative review of current literature. There were 146 works found in total in the database and after having carried out the inclusion and exclusion criteria, 54 publications were selected. The results showed that the areas found are: 1) dental extractions 2) Cephalometric analysis 3) State of cervical maturation 4) Prediction of mandibular growth. For the decision making of tooth extractions, it was found that the machine learning model with the highest accuracy was the SVM. However, the NN and LR models were found to have equivalent predictive power to that of the SVM model. The least accurate model was the RF. In the state of cervical maturity, the CVM digital twin model is mentioned which is based on blockchain implemented in a Metaverse. In the projection of mandibular growth, several models have been applied to compare the average annual growth rates with a mathematical model based on the growth curve of a population. In conclusion, the application of artificial intelligence is gaining more strength every day in the area of orthodontics, but although AI has proven to be a tool to facilitate the professional's work, the lack of research with a large and significantly representative database leads to Finally, the decision regarding diagnosis and treatment is always the responsibility of the professional.

INTRODUCCIÓN

El desarrollo de los sistemas de Inteligencia Artificial (IA) ha cobrado impulso en muchas áreas de la medicina. Su uso se ha generalizado en el sector sanitario y tiene el potencial de generar mejoras significativas en la atención y los resultados de los pacientes (2).

La aplicación de IA se está volviendo cada vez más común en odontología, especialmente en el análisis de imágenes, y ha sido un campo de investigación activo en los últimos años. La ortodoncia, además, es una de las ramas de la odontología más involucrada en este campo mediante diferentes algoritmos de IA para el diagnóstico y planificación del tratamiento. Los avances en las tecnologías y métodos de imágenes médicas permiten utilizar la IA en ortodoncia para acortar el tiempo de planificación del tratamiento, incluida la segmentación de dientes en imágenes CBCT o modelos digitales, la clasificación de defectos en imágenes de rayos X y la búsqueda automática de puntos de referencia para mediciones cefalométricas (10).

La introducción de nuevas tecnologías como la digitalización y la intelectualización en odontología son fundamentales para reemplazar las operaciones manuales y mejorar la eficiencia del trabajo (1).

Las aplicaciones anteriores de la IA en ortodoncia se centraron más en la identificación automatizada de puntos de referencia cefalométricos, análisis facial automatizado, evaluación del atractivo facial, clasificación de patrones esqueléticos craneofaciales, cirugía/decisión de no cirugía en pacientes de clase III, segmentación semántica de los dientes maxilares y arrugas palatinas en imágenes bidimensionales, autosegmentación del maxilar en imágenes de tomografía computarizada de haz cónico, determinación totalmente automatizada de las etapas de maduración de las vértebras cervicales, las evaluaciones de la edad dental y esquelética y la planificación del tratamiento de ortodoncia (7).

Al proporcionar experiencias de aprendizaje personalizadas, mejorar las herramientas de evaluación, ofrecer simulaciones virtuales y ayudar en el diagnóstico y la planificación del tratamiento, la IA tiene el potencial de transformar la forma en que se enseña y practica la odontología. Por lo tanto, es importante educar a los estudiantes de odontología sobre

estas posibilidades y fomentar la adopción temprana de sistemas de IA para el futuro trabajo diario (3).

Este artículo tuvo como objetivo proporcionar información sobre las aplicaciones actualmente disponibles de IA en ortodoncia basándose en una revisión narrativa de la literatura actual, para ayudar a los profesionales e investigadores a tomar mejores decisiones terapéuticas.

Inteligencia Artificial (IA)

La inteligencia artificial (IA) se puede definir como una disciplina dentro de la informática que se centra en la creación de sistemas capaces de realizar tareas que requieren una inteligencia similar a la humana. IA debe tener la capacidad de evaluar la información que recibe, manejar información incompleta o incorrecta y administrar sus fuentes. Dos componentes clave de la IA son el aprendizaje y la expansión de su base de conocimientos. Learning Machine (ML), es decir aprendizaje automático, es un subcampo de la IA, entrena algoritmos utilizando datos en lugar de programarlos explícitamente para una función específica. El algoritmo de la red neuronal artificial (ANN), un componente de ML es un modelo matemático inspirado en la forma en que el sistema nervioso biológico procesa la información. ANN se esfuerza por resolver problemas que involucran las habilidades humanas de pensamiento y observación. Consta de una capa de entrada, capas ocultas intermedias y una capa de salida, con conexiones entre unidades de procesamiento (neuronas) que tienen pesos numéricos. Con el tiempo, la red ajusta estos pesos, lo que le permite "aprender". Hay dos formas principales de enseñar un modelo de IA: aprendizaje supervisado, donde los expertos humanos etiquetan o extraen características de los datos, y aprendizaje no supervisado, donde el algoritmo extrae automáticamente las características sin intervención manual (6).

En los últimos años se han logrado avances tremendos, multiplicando las áreas de aplicación y la capacidad de la IA para ayudar a los humanos en sus tareas. En consecuencia, el mundo de la IA se puede dividir en 3 categorías distintas: Inteligencia Artificial Estrecha (ANI), Inteligencia Artificial General (AGI) y Súper Inteligencia Artificial (ASI) (2).

ANI también se denomina IA estrecha o débil. Este tipo de IA se enfoca principalmente en una sola tarea, con un rango limitado de capacidades. Como resultado, estos sistemas no funcionan fuera del rango predeterminado y predefinido para el que están diseñados. Por lo tanto, esta IA no es consciente, sensible ni está motivada por la emoción como lo son los humanos (2).

AGI es la capacidad de una máquina para realizar las mismas tareas intelectuales que un ser humano. AGI se define como “una máquina que tiene la capacidad de comprender o aprender cualquier tarea intelectual que un ser humano pueda realizar” (2).

ASI es altamente teórico y cae en el ámbito de la ciencia ficción. Se refiere a la tecnología que igualaría y superaría la mente humana. Para ser clasificada como ASI, esta tecnología tendría que superar a un humano en todos los campos posibles e imaginables. Estos objetos de IA no solo podrían realizar tareas, sino que incluso podrían tener emociones y relaciones. Fundamentalmente, ASI también podría aumentar exponencialmente su inteligencia con el tiempo. Esta tecnología sigue siendo puramente hipotética y está lejos de ver la luz del día (2).

Red Neuronal

Al igual que los sistemas expertos, las redes neuronales son una de las aplicaciones de la inteligencia artificial. Inicialmente diseñadas para hacer frente a las dificultades de los sistemas expertos, las redes neuronales están fuertemente inspiradas en nuestras propias neuronas (2).

Una red neuronal, por tanto, se convierte en un conjunto real de varias neuronas organizadas en distintas capas. La primera capa, la capa de entrada, describe los datos. Las capas intermedias son capas ocultas de neuronas que permiten los cálculos matemáticos de las neuronas de entrada. Entonces la capa de salida permite dar un resultado. Por lo tanto, estas redes neuronales artificiales están interconectadas y son capaces de reconocer, clasificar, aprender y adquirir habilidades (2).

Las redes neuronales convolucionales (CNN) son un tipo de red neuronal de aprendizaje profundo que se usa comúnmente en tareas de visión por computadora, como la

clasificación de imágenes, la detección de objetos y la segmentación de imágenes. Están diseñados para aprender de forma automática y adaptativa jerarquías espaciales de características a partir de imágenes de entrada, sin necesidad de extracción manual de características. El bloque de construcción clave de una CNN es la capa convolucional, que aplica un conjunto de filtros (también conocidos como núcleos o pesos) a la imagen de entrada para producir un conjunto de mapas de características. Cada filtro actúa como un detector de características, buscando patrones o características específicas en la imagen de entrada. Durante el entrenamiento, la CNN aprende a ajustar los pesos de los filtros para identificar las funciones más relevantes para una tarea determinada (3).

Las CNN también suelen incluir otras capas, como capas de agrupación, que reducen la dimensionalidad espacial de los mapas de características mediante el submuestreo, y capas totalmente conectadas, que realizan la clasificación en función de las características aprendidas. Una de las ventajas clave de las CNN es su capacidad para aprender representaciones jerárquicas de los datos de entrada, con características de nivel inferior aprendidas en capas anteriores y características de nivel superior aprendidas en capas posteriores. Esto permite que la red identifique patrones y objetos complejos en las imágenes (3).

Aprendizaje Automático y Aprendizaje Profundo

El aprendizaje automático permite que nuestras computadoras descubran y reconozcan patrones recurrentes dentro de un conjunto de datos masivo. Luego hace posible crear métodos de aprendizaje para nuestras máquinas. Estos diferentes métodos de aprendizaje automático permiten que nuestros algoritmos aprendan y mejoren por sí mismos, ganando así precisión analítica. Los algoritmos de aprendizaje utilizan principalmente técnicas de redes neuronales. Estos son muy útiles en medicina porque permiten caracterizar, adaptar, aprender, predecir y analizar datos. Vemos la importancia de la práctica clínica efectiva para poder predecir el riesgo y el resultado para nuestros pacientes (2).

El aprendizaje profundo es una subcategoría del aprendizaje automático. Este campo es uno de los más recientes y uno de los más eficientes; está especificado por su

arquitectura, utiliza redes neuronales profundas, compuestas por cientos de capas distintas, así como capas de neuronas convolucionales. Es necesario, al igual que con el aprendizaje automático, darle a nuestro algoritmo un conjunto de datos para que entrene y obtenga los resultados correspondientes. Por lo tanto, las capas de neuronas procesarán la información y le asignan un peso. La principal ventaja de esta tecnología es la retroalimentación de la capa neuronal. Esto último permite que el algoritmo reconsidere sus decisiones por sí mismo y, por lo tanto, aprenda. Estas redes neuronales profundas se utilizan ampliamente en medicina, por ejemplo, en la clasificación precisa de ciertos tipos de cáncer en función de mutaciones puntuales somáticas.

MATERIAL Y MÉTODOS

La búsqueda de artículos se hizo en las bases de dato de Cochrane y Pubmed en agosto 2023 usando los siguientes descriptores y operadores de búsqueda: (Orthodont) AND (“deep learning” OR “artificial intelligence” OR “Neural network”) AND (Mandibular growth projection). La búsqueda se adaptó a cada base de datos. La selección de artículos fue realizada por dos revisores (C.T y P.Z) de forma independiente, para decidir su inclusión en la presente revisión. En caso de indecisión para incluir o excluir un artículo, los revisores discutieron la decisión hasta llegar a un acuerdo.

Los criterios de inclusión fueron: en el título y resumen de cada trabajo debe tener presente las palabras claves “Orthodont” y “Artificial intelligence” y al menos uno de los otros descriptores mencionadas anteriormente. En los filtros de búsqueda se utilizó las herramientas de “full text” (texto completo) incluyendo las revisiones sistemáticas con o sin metaanálisis, revisiones narrativas, estudios originales y estudios piloto; todas estas publicaciones son de los últimos 5 años (agosto 2019 a agosto 2023).

Como criterios de exclusión fueron aquellas publicaciones donde sólo se tuvo acceso al abstracto, el título y/o resumen no contaba con las palabras claves anteriormente nombradas, idioma diferente a español o inglés y mayor a 5 años de antigüedad.

Se realizó un excel con todos los resultados de las publicaciones luego de haber aplicado los filtros señalados, se hicieron 2 hojas de libro uno para la plataforma Pubmed y otra para cochrane, con 5 casillas cada una: enumeración, títulos, full text, abstract, observaciones, enlace de cada publicación (Anexo 1)

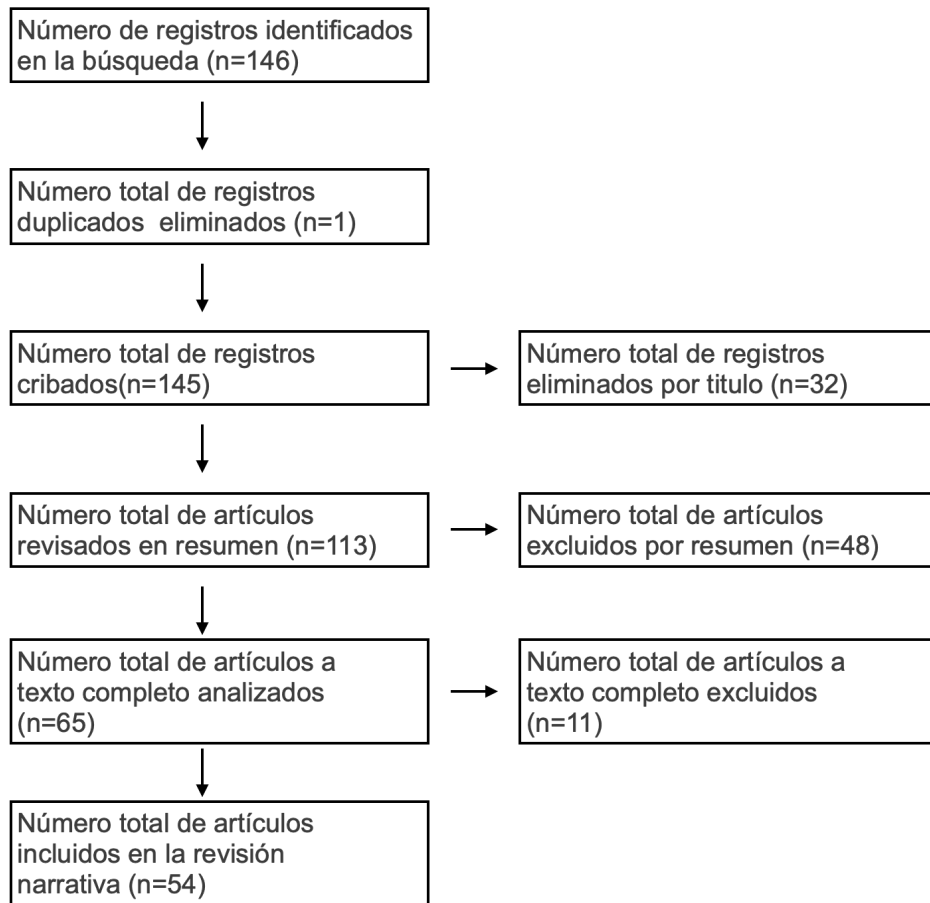


Figura 1. Diagrama del proceso de selección de artículos.

RESULTADOS

Fueron 146 trabajos encontrados luego de haber realizado los filtros mencionados. Luego de aplicar los criterios de inclusión, 54 publicaciones quedaron seleccionadas (figura 1). La mayoría de los artículos incluidos (n = 54) son revisiones de la literatura, estudios retro/prospectivos, revisiones sistemáticas y metaanálisis y estudios observacionales.

El color verde en las casillas son las publicaciones seleccionadas y las de color rojo son las excluidas.

De acuerdo con la presente revisión, las áreas encontradas de desarrollo de IA en ortodoncia son: 1) extracciones dentarias 2) Análisis cefalométrico 3) Estado de maduración cervical 4) Predicción de crecimiento mandibular.

El proceso de selección de artículos se mostró mediante un diagrama. Se elaboró una síntesis narrativa de los métodos de IA usados en ortodoncia y las principales áreas de desarrollo de IA en ortodoncia.

IA en decisiones terapéuticas

1.- Extracciones dentarias

El tratamiento exitoso de las maloclusiones requiere una planificación astuta del tratamiento de ortodoncia, que a menudo requiere una decisión sobre si extraer o no dientes. Esta decisión ha sido constantemente objeto de controversia en la profesión. Varios factores clínicos y radiográficos contribuyen a las decisiones de los médicos de extraer o no, y se citan con frecuencia la cantidad de apiñamiento, la protrusión de los dientes anteriores y el perfil de los tejidos blandos (5).

Una herramienta útil para manejar hábilmente la decisión de extracción puede ser a través de la ciencia del aprendizaje automático (ML), una subcategoría de aprendizaje artificial, lo que se traduce en mejores resultados clínicos para los pacientes y una mayor eficiencia y confianza para los profesionales.

Según el estudio Masón et al. El modelo ML con mayor precisión para predecir la decisión de extracción fue el SVM. Sin embargo, el modelo NN resultó en un poder predictivo prácticamente equivalente al del modelo SVM, y el modelo LR también resultó en un poder predictivo excelente. El modelo menos preciso fue el RF (5).

Al realizar el análisis de resultados, se encontró un alto poder predictivo en múltiples modelos de ML, lo que permitió explorar qué factores contribuyeron más significativamente a las decisiones de extracción de los modelos. El grado de apiñamiento o espaciado en el arco superior apareció como una característica predictiva principal en cada uno de los tres modelos que revelan dichas características (LR, RF y SVM). La posición de los incisivos superiores e inferiores, cuantificada a través de las características L1-NB (mm) y U1-NA (mm), también apareció entre las 20 características predictivas principales de cada uno de los tres modelos no NN. Aunque la relación entre la altura facial posterior y la altura facial anterior (AFP/AFA), una medida esquelética vertical del paciente no aparece en la lista de las 20 características principales de los tres modelos que no son NN, ocupó un lugar destacado en las listas de los dos modelos más predictivos (LR y SVM), lo que la convierte en una de las características más predictivas en general. De hecho, cuatro de las diez características más predictivas describen la dimensión vertical (AFP/AFA, SN-MP, altura facial posterior en mm y la relación de altura facial inferior). En general, poco más de la mitad de la mayoría de las características predictivas describen características verticales. Esto muestra el papel destacado de la dimensión vertical en la decisión de realizar extracciones (5).

A medida que los modelos de ML y la potencia informática continúan avanzando, es probable que las tecnologías de IA desempeñen un papel cada vez más destacado en la planificación del tratamiento de ortodoncia. Aunque Masón et al. Reafirman el poder de ML para predecir con precisión las decisiones de extracción, los procesos de toma de decisiones de ortodoncia no terminan en este paso. Se deben tomar decisiones adicionales específicamente para los patrones de extracción y anclaje. Dichos modelos ML podrían usarse solos o en conjunto con un paquete más grande de sistemas de IA para ayudar en el desarrollo rápido de un "borrador" de plan de tratamiento utilizando datos de escaneos intraorales digitales, fotografías y radiografías. Sin embargo, debe

enfatzarse que ningún paquete de software debe reemplazar la experiencia y el juicio de un ortodoncista (5).

2.- Análisis Cefalométricos

El análisis cefalométrico es una herramienta diagnóstica cuantitativa utilizada diariamente por ortodoncistas y cirujanos maxilofaciales para evaluar las relaciones esqueléticas y dentoalveolares, las características morfométricas y el patrón de crecimiento de sus pacientes. Este método se ha basado en mediciones tanto lineales como angulares tomadas convencionalmente en radiografías bidimensionales (2D) del cráneo, produciendo un cefalograma individual para cada paciente. Los puntos de referencia convencionales para la cefalometría están marcados en estructuras esqueléticas como la base craneal anterior y posterior o el maxilar y la mandíbula, en dientes como molares e incisivos, y en estructuras similares a tejidos blandos entre la nariz y el mentón; las distancias y ángulos entre puntos de referencia, así como ejes y planos, permiten clasificar pacientes individuales de acuerdo con características esqueléticas, dentales y perfilometría. El Gold Standard para realizar este procedimiento sigue siendo el trazado manual de estos puntos específicos en relación con estructuras anatómicas significativas del cráneo y el cuello, visualizándose en vistas laterales, frontales y axiales de radiografías 2D. Los principales problemas relacionados con la identificación precisa de los puntos cefalométricos están representados por el tiempo y el alto nivel de experiencia necesarios, y el riesgo de variabilidad intraoperador e interoperador (10).

Dada la función crucial del análisis cefalométrico en la planificación del tratamiento, cabe señalar que las imprecisiones en la selección de los puntos de referencia pueden dar lugar a mediciones incorrectas de distancias y ángulos entre puntos de referencia. Como resultado, la identificación errónea de puntos de referencia y los consiguientes errores en la medición no solo pueden dar lugar a diagnósticos incorrectos, sino también a una planificación del tratamiento inapropiada y a resultados subóptimos del tratamiento, como una corrección excesiva o insuficiente de la maloclusión, cambios en la estética facial o cuestiones funcionales (10).

Desde la introducción en odontología y cirugía maxilofacial de la tomografía computarizada de haz cónico (CBCT), el análisis cefalométrico también se puede realizar mediante la visualización tridimensional (3D) y la identificación de los puntos de referencia. En 1995 se inició el análisis 3D de los tejidos blandos y se trasladó progresivamente al hueso hasta convertirse en lo que se conoce como análisis cefalométrico 3D. Sin embargo, no existe una lista 3D convencional o validada de puntos de referencia anatómicos. A pesar de eso, la principal ventaja que representa el análisis 3D es evitar la superposición de estructuras bilaterales y la distorsión causada por la representación de un objeto 3D en una imagen 2D, lo que resulta en una mayor precisión; además, la tecnología CBCT en ortodoncia permite reducir la exposición a los rayos X debido a la reducción del campo de visión y mediante el uso de nuevos puntos y planos de referencia (10).

Debido a que la determinación manual de puntos de referencia es una tarea que requiere mucho tiempo, la detección automatizada de puntos de referencia podría ser ciertamente útil, ya que facilita el acceso al análisis cefalométrico, incluso si representa un desafío para el campo de la ingeniería biomédica (10).

Los principales problemas en el desarrollo de algoritmos de IA para cefalometría 3D son el mayor número de parámetros, la necesidad de computación de alto rendimiento y la mayor complejidad computacional que aumenta posteriormente de las solicitudes clínicas de análisis más precisos y rápidos (10).

Se han publicado dos revisiones sistemáticas sobre la precisión de la identificación automatizada de puntos cefalométricos: Dot et al. compararon diferentes métodos automatizados para analizar imágenes 3D, mientras que Schwendicke et al. compararon métodos evaluados de aprendizaje profundo (DL) para analizar radiografías 2D y 3D; Ambos informaron que los métodos basados en DL produjeron resultados prometedores en comparación con técnicas más antiguas como los métodos basados en el conocimiento, los atlas o el aprendizaje. El enfoque de análisis de imágenes es bastante similar a todos los métodos automatizados: determinación de la región de interés donde se ubica potencialmente el punto de referencia, determinación de la posición del punto de referencia en la superficie del modelo 3D, finalmente confirmando y ajustando vistas

en sección o en corte para reducir el error medio de la señalización; sin embargo, la dificultad en la identificación computacional depende de que los puntos cefalométricos tienen diferentes características anatómicas, ubicándose en superficies, en el espacio o dentro de la cavidad ósea. La mayoría de los estudios analizados incluidos en estas revisiones informaron una gran precisión entre la localización manual y automática, a menudo por debajo del umbral de 2 mm de aceptabilidad clínica (10).

Recientemente, el análisis cefalométrico que utiliza software digitalizado ha llamado la atención y ha minimizado muchos defectos relacionados con el trazado manual. Otro beneficio es la posibilidad de realizar varios análisis en un período de tiempo muy corto, minimizando en gran medida el error humano debido a la fatiga. Se pueden mencionar otras ventajas de las imágenes cefalométricas adquiridas digitalmente, como un mejor reconocimiento de los puntos de referencia, amplificación de imágenes y almacenamiento eficiente de datos (12).

Gracias a la introducción de sistemas de renderizado volumétrico y la gestión de grandes conjuntos de datos, el interés se ha desplazado hacia el análisis cefalométrico sobre imágenes 3D, CT o CBCT. Sin embargo, la identificación precisa de puntos de referencia a partir de imágenes de rayos X se utiliza para calcular medidas angulares y lineales, esenciales para proporcionar una evaluación cuantitativa de las estructuras craneofaciales (10).

La investigación realizada sobre la cefalometría digital ha encontrado que las diferencias entre las mediciones derivadas de los puntos de referencia ubicados digitalmente y las radiografías cefalométricas convencionales eran clínicamente aceptables, aunque se encontró que los resultados eran estadísticamente significativos. Diferentes estudios han evaluado la replicabilidad de medidas angulares y lineales por varios programas informáticos cefalométricos digitales como Vistadent, Dolphin y Quick Ceph (12).

Dado que el proceso de colocar manualmente los puntos de referencia en un cefalograma también lleva mucho tiempo, varios estudios han propuesto marcos que utilizan Deep Learning y Convolutional Neural Networks (CNN) para un reconocimiento automático de puntos de referencia en radiografías cefalométricas laterales. Una de las primeras

publicaciones sobre un sistema automático para la detección cefalométrica de puntos de referencia se publicó en 1986, y describía un rastreador de líneas basado en el conocimiento guiado por un mapa de referencia. Posteriormente, se presentó una morfología matemática en escala de grises basada en algoritmos. En 2014-2015, se introdujeron varias estrategias para la detección de puntos de referencia cefalométricos después de una propuesta de desafío científico del Simposio Internacional sobre Imágenes Biomédicas (ISBI) (8).

Estudios recientes se centraron en investigar el entendimiento y la fiabilidad de diferentes modelos de redes neuronales convolucionales (CNN) para el análisis cefalométrico. Dado que las plataformas de software cefalométrico automatizado ahora están disponibles de diferentes compañías (por ejemplo, One Ceph, Hyderabad, India; CellmatIQ, Hamburgo, Alemania; WebCeph, República de Corea; AudaxCeph, Ljubljana, Slovenia), los estudios más recientes se han centrado en evaluar su precisión (8).

Si bien se han reconocido los beneficios de la inteligencia artificial en el reconocimiento de puntos de referencia cefalométricos, se reconoció la necesidad de realizar más investigaciones sobre su precisión en diferentes entornos clínicos (8).

3.- Estado de maduración cervical

Determinar el estado de crecimiento de una persona es crucial para muchos procedimientos médicos y dentales. En concreto, antes de someterse a una cirugía de mandíbula, colocación de implantes endoóseos o recibir una corona dental, uno de los factores clave que se debe valorar es si el paciente ha alcanzado su máximo potencial de crecimiento. Si bien se pueden utilizar varios enfoques para determinar el estado de crecimiento, el examen de los indicadores esqueléticos se ha utilizado ampliamente. Un método para evaluar la madurez esquelética implica el examen de radiografías de mano y muñeca (6).

Sin embargo, las radiografías cefalométricas laterales, que se utilizan para el diagnóstico y la planificación del tratamiento de ortodoncia, también contienen puntos de referencia que pueden determinar el estadio de madurez esquelética. Por lo tanto, las radiografías

cefalométricas laterales ofrecen una forma de minimizar la exposición innecesaria a la radiación al eliminar la necesidad de radiografías de mano y muñeca. Esta determinación se puede realizar mediante el uso del método de maduración vertebral cervical (CVM), que observa de cerca los cambios en la forma de las vértebras cervicales (6).

La precisión y consistencia de la estadificación de CVM, así como su correlación con el método mano-muñeca, se han confirmado a través de numerosos estudios. Este método monitorea los cuerpos de la segunda, tercera y cuarta vértebra cervical. Se deben verificar dos atributos morfológicos para decidir sobre el estadio cervical. El primer indicador es la presencia o ausencia de una muesca en el borde inferior de cada uno de los tres cuerpos vertebrales. Este indicador se utiliza para distinguir entre las etapas uno a cuatro. El segundo indicador, utilizado para diferenciar las etapas cinco y seis, es la forma del tercer y cuarto cuerpo cervical (18).

Los indicadores de madurez esquelética (SMI) introducidos por Fishman, un ortodoncista estadounidense, en 1981 son ampliamente utilizados para la evaluación de la madurez esquelética en pacientes con ortodoncia. A diferencia de los campos forense o médico, la determinación de la edad esquelética en número de años, o la estimación de la talla adulta final no tiene gran importancia en ortodoncia. El enfoque principal está más bien en el momento del peak puberal y la finalización del crecimiento puberal, ya que el curso del tratamiento de ortodoncia puede variar dependiendo de estos factores. Por lo tanto, los métodos analíticos propuestos para su aplicación en el campo de la ortodoncia, como el SMI de Fishman y el método de Hägg y Taranger, se simplifican para centrarse en las etapas clave del desarrollo madurativo, que son relevantes para la toma de decisiones durante el tratamiento de ortodoncia. Con los avances en inteligencia artificial (AI), se han publicado numerosos estudios sobre el uso de aprendizaje profundo y redes neuronales para la evaluación y el análisis de radiografías en varios campos médicos y dentales. Si bien el interés en la automatización para la eficiencia clínica es cada vez mayor, también existen preocupaciones sobre la precisión y la validez clínica de dichos sistemas automatizados (11).

Moztarzadeh et al. han propuesto un gemelo digital de CVM, un factor crítico en ciertos tratamientos y cirugías dentales, que puede discriminar con precisión sus etapas con una

mayor tasa de precisión y menor costo. Este enfoque implica la implementación de un marco integral para reconocer CVM dentro de un gemelo digital que se basa en blockchain y se ha implementado en un Metaverso. Utilizaron MobileNetV2, una arquitectura móvil que mejora el rendimiento de los modelos móviles en diversas tareas y puntos de referencia, como motor para el gemelo digital propuesto. La técnica de gemelo digital propuesta, según mencionan sus autores, es simple, rápida y adecuada para médicos y especialistas, y es adaptable debido a su baja latencia y costos informáticos. Utilizaron visión por computadora basada en aprendizaje profundo como método de medición, que no requiere sensores adicionales, lo que contribuye significativamente al método del gemelo digital. Los hallazgos demuestran que las representaciones digitales son prácticas y confiables para rastrear e identificar problemas, y la plataforma propuesta puede discriminar con precisión entre la sexta etapa y otras etapas de CVM (6).

4.-Predicción de Crecimiento Mandibular

El crecimiento craneofacial a menudo se describe en magnitud, dirección y velocidad. Dentro del complejo craneofacial, la mandíbula es el componente esquelético con mayor potencial de crecimiento (7). Este hecho juega un papel importante en el campo de la ortodoncia y en el manejo de las maloclusiones esqueléticas. En ocasiones, la magnitud y dirección del crecimiento pueden favorecer los objetivos del ortodoncista. En pacientes con tendencias Clase II, el crecimiento hacia adelante de la mandíbula puede ayudar al ortodoncista en la corrección de la maloclusión. Por el contrario, el crecimiento de la mandíbula también puede ser un inconveniente para el tratamiento. En los pacientes de Clase III, el crecimiento mandibular se convierte en un gran problema, lo que aumenta significativamente la dificultad del caso para el médico y el estrés potencial para el paciente. Baumrind et al. señalaron que el crecimiento mandibular también puede ser un factor sustancialmente negativo en los pacientes de clase II si se considera que el paciente "hace crecer hacia atrás" o si sus mandíbulas tienden a tener un patrón de rotación inferior y posterior.

Ya en la década de 1950, Björk estudió los patrones de crecimiento de la cara colocando implantes metálicos en las mandíbulas de niños en crecimiento para usarlos como puntos

de referencia fijos y controlándolos con radiografías durante varios años. Trató de entender lo normal y la variación del crecimiento en niños para evaluar las tendencias de crecimiento a una edad temprana. Su estudio fue fundamental para comprender que el crecimiento mandibular proviene del cóndilo, que desplaza la mandíbula hacia abajo y hacia adelante, creando una rotación generalmente hacia adelante de la mandíbula. Sobre la base de los estudios de implantes de Björk, Skieller et al. continuaron investigando la cantidad y la dirección del crecimiento de la mandíbula y encontraron que la mandíbula creció un promedio de 6° hacia adelante durante un intervalo de tiempo de 6 años. También mostraron que el 86% de la variabilidad de la rotación mandibular entre los sujetos era el resultado de cuatro variables diferentes:

- 1.- Inclinación mandibular
- 2.- Ángulo intermolar (MOLs-MOLi)
- 3.- Forma del borde inferior (ML&MLP)
- 4.- inclinación de la sínfisis (CTL-NSL).

Sin embargo, cuando Leslie et al. Repitieron la metodología trazando las mismas líneas y usando las mismas ecuaciones, obtuvieron resultados muy variados, lo que demuestra que el estudio anterior no es confiable.

Más recientemente, se han desarrollado modelos matemáticos para predecir la cantidad de crecimiento mandibular en los niños. Aunque estos resultaron prometedores, no tiene en cuenta la variabilidad individual. Algunos modelos matemáticos demostraron ser un poco más precisos para predecir la dirección que la cantidad de crecimiento mandibular, pero estos modelos aún tenían margen de mejora. Un modelo matemático establecido por Buschang et al. compararon las velocidades medias anuales de crecimiento con un modelo matemático basado en la curva de crecimiento de una población. Este modelo utilizó estadísticas de modelo multinivel para resumir las curvas de crecimiento medio y las variaciones entre las ocurrencias de medición y entre sujetos. Su estudio reflejó una precisión del 76% al 77% para predecir el crecimiento de hombres y mujeres, respectivamente. Notaron el sesgo causado por las variaciones esperadas en el

crecimiento que los métodos de predicción no pudieron explicar. El estudio de Oueis et al. trató de predecir el crecimiento mandibular de los niños japoneses entre 4 y 9 años. Usando trazados cefalométricos y análisis de regresión lineal múltiple, se desarrollaron varias ecuaciones matemáticas para la predicción del crecimiento. El análisis de regresión utilizado en el estudio explicó el 72 % de la variabilidad de la dirección del crecimiento mandibular y el 61% de la cantidad de crecimiento. Aunque la precisión de estos estudios en la predicción de la cantidad de crecimiento no fue muy alta, estos estudios demostraron la importancia del análisis estadístico y matemático en la predicción del crecimiento mandibular.

Los seres humanos estamos limitados por el tiempo y la capacidad para procesar la cantidad de información necesaria para predecir tanto la dirección como la cantidad de crecimiento mandibular con validez y confiabilidad. Los avances recientes en inteligencia artificial (IA) han hecho posible analizar grandes datos en un período de tiempo muy corto y resolver problemas no resueltos previamente a través del aprendizaje supervisado, no supervisado o de refuerzo. En términos más básicos, IA describe computadoras que imitan la inteligencia humana utilizando datos extensos de ejemplos anteriores de comportamiento similar (7).

Wood et al. Se preguntaron si el poder de los métodos de aprendizaje automático supervisado podría aprovecharse para una comprensión más profunda de los mecanismos subyacentes del crecimiento mandibular puberal mediante el uso de datos de estudios de crecimiento humano. La Colección del Legado Craneofacial de la Fundación de la Asociación Estadounidense de Ortodontistas (AAOF) hizo realidad el deseo de probar esta pregunta al compartir fuentes invaluable de información de estudios de crecimiento anteriores. En un primer intento, Jiwa et al. utilizaron un novedoso algoritmo de aprendizaje profundo para predecir las coordenadas X e Y de 17 predicciones de puntos de referencia mandibulares en cefalogramas en serie seleccionados de 101 sujetos en crecimiento y compararon la precisión de los métodos con la predicción de crecimiento de Ricketts. Sin embargo, no se consideró ser exacto para la predicción generalizada del crecimiento a dos años. Ninguno de los 12 puntos de referencia esqueléticos o 5 puntos de referencia dentales tuvo un error de predicción por

debajo de la media de referencia clínica de 1,5 mm. Sugirieron un aumento en el volumen de datos y capacitación para mejorar la precisión de la predicción (7).

Un estudio utilizó técnicas de ML para analizar datos de entrada cefalométricos craneofaciales longitudinales para predecir la longitud mandibular pospuberal y el eje Y de crecimiento en los hombres. Las hipótesis nulas que se probaron fueron que no habría diferencia entre los valores previstos y reales de la longitud mandibular pospuberal y el eje Y de crecimiento, y no habría diferencia entre las precisiones de los algoritmos (7).

Leyera J. et al. Otro estudio que buscaba un modelo predictivo de relaciones esqueléticas anteroposteriores favorables y desfavorables entre las clases I y II utilizando distancia sagital entre ANS y Pg como medida de relaciones esqueléticas anteroposteriores evaluados entre los 10 y 15 años. Concluyendo que esta medida puede predecir con niveles en precisión con un 77% (25).

DISCUSIÓN

Con el objetivo de lograr un diagnóstico y tratamiento más efectivo en la ortodoncia es que se ha buscado a lo largo de los años conseguir un diagnóstico detallado, preciso y que cumpla con la mayor cantidad de objetivos en el plan de tratamiento, y en consecuencia, resultados predecibles. Es por esto por lo que hoy en día la inteligencia artificial se ha vuelto tan relevante en esta área de la salud.

Según los resultados que se han obtenido, da cuenta que la inteligencia artificial ha logrado introducirse en varias áreas de la ortodoncia: extracciones dentarias, análisis cefalométrico, estado de maduración cervical y predicción de crecimiento mandibular son los temas con mayores estudios encontrados.

Para la toma de decisión de extracciones dentarias, se encontró que el modelo de aprendizaje automático con mayor precisión para predecir la decisión de extracción fue el SVM. Sin embargo, el modelo NN resultó en un poder predictivo equivalente al del modelo SVM, y el modelo LR también resultó en un poder predictivo excelente. El modelo menos preciso fue el RF.

Aunque hay cierto avance de la inteligencia artificial en este tema, es importante mencionar que se debe considerar que la toma de decisión de si realizar exodoncias dentales se debe tener en cuenta otras variables y experiencia del operador para los patrones de extracción y anclaje.

En cuanto al área de trazado cefalométrico, una de las dificultades es que es una etapa del diagnóstico en donde se utiliza mucho tiempo de parte del operador, buscando los puntos y planos para llegar a una interpretación de los números. Según lo encontrado en los resultados, varios estudios han propuesto marcos que utilizan Deep Learning y Convolutional Neural Networks (CNN) para un reconocimiento automático de puntos de referencia en radiografías cefalométricas laterales. Hay que recordar que la CNN va aprendiendo de forma automática y adaptativa jerarquías espaciales de características a

partir de imágenes de entrada, sin necesidad de extracción manual de características, permitiendo que identifique patrones y objetos complejos en las imágenes.

En los resultados de la búsqueda, se menciona cuales son las ventajas y desventajas de utilizar la inteligencia artificial en este tema. Una de las utilidades que más se recalca es el lograr disminuir el periodo de tiempo de los análisis, lo que logra disminuir el error humano que se puede dar debido a la fatiga de tal arduo trabajo. Además, se pueden mencionar otras ventajas de las imágenes cefalométricas adquiridas digitalmente, como un mejor reconocimiento de los puntos de referencia, amplificación de imágenes y almacenamiento eficiente de datos. En cuanto a los inconvenientes encontrados son el mayor número de parámetros al ser un estudio 3D, la necesidad de computación de alto rendimiento, aumentado el costo del tratamiento y la mayor complejidad computacional que aumenta posteriormente de las solicitudes clínicas de análisis más precisos y rápidos (10).

En el área de estado de madurez cervical, los estudios arrojaron el modelo de gemelo digital de CVM. Este enfoque implica la implementación de un marco integral para reconocer CVM dentro de un gemelo digital que se basa en blockchain y se ha implementado en un Metaverso. Utilizaron MobileNetV2, una arquitectura móvil que mejora el rendimiento de los modelos móviles en diversas tareas y puntos de referencia, como motor para el gemelo digital propuesto (10). Por lo tanto, lo que se está buscando es crear un sistema en donde la información recopilada digitalmente sea una copia, gemelo, del sistema físico.

Esta herramienta de hermanamiento digital, o también llamado gemelo digital, ha logrado ser rápida, simple y adaptada para los del área de la salud. Los hallazgos demuestran que las representaciones digitales son prácticas y confiables para rastrear e identificar problemas, y la plataforma propuesta puede discriminar con precisión entre la sexta etapa y otras etapas de CVM (6). Siendo un factor importante la confiabilidad de esta herramienta para lograr un buen diagnóstico en la maduración ósea para tomar decisiones terapéuticas.

Con respecto a la proyección de crecimiento mandibular, se observó que se han aplicado varios modelos para comparar las velocidades medias anuales de crecimiento con un modelo matemático basado en la curva de crecimiento de una población. En los estudios encontrados, se encontró una precisión del 76% al 77% para predecir el crecimiento de hombres y mujeres, respectivamente. Notaron el sesgo causado por las variaciones esperadas en el crecimiento que los métodos de predicción no pudieron explicar. Leyera J., et al, buscaba un modelo predictivo de relaciones esqueléticas anteroposteriores favorables y desfavorables entre las clases I y II utilizando distancia sagital entre ANS y Pg como medida de relaciones esqueléticas anteroposteriores evaluados entre los 10 y 15 años. Concluyendo que esta medida puede predecir con niveles en precisión con un 77% (25), el mismo porcentaje encontrado en el estudio anteriormente mencionado. Un estudio realizado por Jiwa et al. utilizaron un novedoso algoritmo de aprendizaje profundo para predecir las coordenadas X e Y de 17 predicciones de puntos de referencia mandibulares en cefalogramas en serie seleccionados de 101 sujetos en crecimiento y compararon la precisión de los métodos con la predicción de crecimiento de Ricketts (7).

Por lo tanto, al ser un área de la ortodoncia muy reciente en la inteligencia artificial, los resultados aún no son significativamente representativos para la población. Es importante lograr un resultado fidedigno ya que esta parte del diagnóstico juega un rol importante en el manejo de las maloclusiones esqueléticas, que nos darán la información necesaria para saber si el paciente tiene un crecimiento favorable o no según lo que se busque como objetivos de tratamiento.

CONCLUSIÓN

El diagnóstico en ortodoncia es un procedimiento fundamental para obtener un correcto plan de tratamiento, su realización lleva mucho tiempo, ya que incluye exámen del paciente, análisis y revisión de modelos, registros fotográficos y radiográficos. Por lo tanto, la idea de automatizar todos estos métodos de diagnóstico sería útil para mejorar velocidad y precisión de este procedimiento.

El empleo de IA en salud, específicamente en ortodoncia, es algo actual y en constante progreso. Los mecanismos creados con IA en ortodoncia han obtenido resultados semejantes a ortodoncistas en áreas como toma de decisiones terapéuticas, análisis cefalométricos, determinación de estado de maduración cervical y predicción de crecimiento mandibular. No obstante, lo útil que puede resultar el uso de sistemas automatizados de IA, los estudios indican que aún no están al nivel de la experiencia del ortodoncista para la toma de decisiones.

En conclusión, la aplicación de inteligencia artificial (IA) cada día toma más fuerza en el área de la odontología, sobre todo la especialización de ortodoncia y ortopedia dentomaxilofacial ya que utiliza varios algoritmos de la IA para el diagnóstico y plan de tratamiento. Pero, aunque la IA ha demostrado ser una herramienta para facilitar el trabajo al profesional, la falta de investigaciones con base de datos amplios y significativamente representativos conllevan a finalmente la decisión en cuanto a diagnóstico y tratamiento siempre son responsabilidad del profesional.

BIBLIOGRAFÍA

1. Yajie Li , Yuka Inamochi , Zuo Wang , Kenji Fueki. Clinical application of robots in dentistry: A scoping review. Journal of Prosthodontic [Internet]. 2023; Disponible en: https://www.istage.jst.go.jp/article/jpr/advpub/0/advpub_JPR_D_23_00027/pdf/-char/en
2. El Sayegh Bart Vande Vannet PFP. What is the current state of artificial intelligence applications in dentistry and orthodontics? journal of stomato [Internet]. 2023;124:101524. Disponible en: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S2468785523001453?via%3Dihub>
3. Rasa Mladenovic , Katarina Kalevski, Bojana Davidovic , Svjetlana Jankovic, Vladimir S. Todorovic and Miroslav Vasovic. The Role of Artificial Intelligence in the Accurate Diagnosis and Treatment Planning of Non-Syndromic Supernumerary Teeth: A Case Report in a Six-Year-Old Boy. children [Internet]. 2023;10 (5):839. Disponible en: <http://dx.doi.org/10.3390/children10050839>
4. Yimei Zhou, Fulin Jiang, Fangyuan Cheng, and Juan Li}. Detecting representative characteristics of different genders using intraoral photographs: a deep learning model with interpretation of gradient-weighted class activation mapping. BMC oral [Internet]. 2023; 23:327. Disponible en: <http://dx.doi.org/10.1186/s12903-023-03033-8>
5. Taylor Mason, Kynneddy M. Kelly, George Eckert, Jeffrey A. Dean, M. Murat Dunder, Hakan Turkkahraman. A machine learning model for orthodontic extraction/non-extraction decision in a racially and ethnically diverse patient population. International Orthodonti [Internet]. 2023;21(3):100759. Disponible en: <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1761722723000384?via%3Dihub>
6. Omid Moztarzadeh, Mohammad (Behdad) Jamshidi, Saleh Sargolzaei, Fatemeh Keikhaee, Alireza Jamshidi, Shabnam Shadroo and Lukas Hauer. Metaverse and Medical

Diagnosis: A Blockchain-Based Digital Twinning Approach Based on MobileNetV2 Algorithm for Cervical Vertebral Maturation. *diagnostics* [Internet]. 2023;13(8):1485. Disponible en: <https://www.mdpi.com/2075-4418/13/8/1485>

7. Tyler Wood, Justina O. Anigbo, George Eckert, Kelton T. Stewart, Mehmet Murat Dundar and Hakan Turkkahraman. Prediction of the Post-Pubertal Mandibular Length and Y Axis of Growth by Using Various Machine Learning Techniques: A Retrospective Longitudinal Study. *diagnostics* [Internet]. 2023;13(9):1553. Disponible en: <http://dx.doi.org/10.3390/diagnostics13091553>

8. Teodora Popova, Thomas Stocker, Yeganeh Khazaei, Yoana Malenova, Andrea Wichelhaus and Hisham Sabbagh. Influence of growth structures and fixed appliances on automated cephalometric landmark recognition with a customized convolutional neural network. *BMC oral* [Internet]. 2023; 23:274. Disponible en: <http://dx.doi.org/10.1186/s12903-023-02984-2>

9. Vivian Snider, Karen Homsy, Budi Kusnoto, Phimon Atsawasuwana, Grace Viana, Veerasathpurush Allareddy, Praveen Gajendrareddy, Mohammed H. Elnagar. Effectiveness of AI-driven remote monitoring technology in improving oral hygiene during orthodontic treatment. *Orthodontics & Craniofacial* [Internet]. 2023; 26:102–10. Disponible en: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/epdf/10.1111/ocr.12666>

10. Del Fabbro Chiarella Sforza Alberto Caprioglio Gianluca M. Tartaglia MSBBFCGGBM. Accuracy of automated 3D cephalometric landmarks by deep learning algorithms: systematic review and meta-analysis. *la radiologia* [Internet]. 2023; 128:544–55. Disponible en: <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/37093337/>

11. Harim Kim, Cheol-Soon Kim, Ji-Min Lee, Jae Joon Lee, Jiyeon Lee, Jung-Suk Kim & Sung-Hwan Choi. Prediction of Fishman's skeletal maturity indicators using artificial intelligence. *Scientific Reports* [Internet]. 2023; 13:5870. Disponible en: <https://www.nature.com/articles/s41598-023-33058-6>

12. S Tsander Tito Prince, Dilip Srinivasan, Sangeetha Duraisamy, Ravi Kannan, Krishnaraj Rajaram. Reproducibility of linear and angular cephalometric measurements obtained by an artificial-intelligence assisted software (WebCeph) in comparison with digital software (AutoCEPH) and manual tracing method. Dental Press J Orthod [Internet]. 2023;28. Disponible en: <http://dx.doi.org/10.1590/2177-6709.28.1.e2321214.oar>

13. Friederike Maria Sophie Blum, Stephan Christian Möhlhenrich, Stefan Raith, Tobias Pankert, Florian Peters, Michael Wolf, Frank Hölzle, and Ali Modabber. Evaluation of an artificial intelligence–based algorithm for automated localization of craniofacial landmarks. Clin Oral Investig [Internet]. 2023;27(5):2255–65. Disponible en: <http://dx.doi.org/10.1007/s00784-023-04978-4>

14. Han Bao, Kejia Zhang, Chenhao Yu, Hu Li, Dan Cao, Huazhong Shu, Luwei Liu and Bin Yan. Evaluating the accuracy of automated cephalometric analysis based on artificial intelligence. BMC Oral Health [Internet]. 2023;23:191. Disponible en: <http://dx.doi.org/10.1186/s12903-023-02881-8>

15. Jiho Ryu, Ye-Hyun Kim, Tae-Woo Kim and Seok-Ki Jung. Evaluation of artificial intelligence model for crowding categorization and extraction diagnosis using intraoral photographs. scientific reports [Internet]. 2023;13:5177. Disponible en: <http://dx.doi.org/10.1038/s41598-023-32514-7>

16. Qi Feng, Shu Liu, Ju-xiang Peng, Ting Yan, Hong Zhu, Zhi-jun Zheng, and Hong-chao Feng. Deep learning-based automatic sella turcica segmentation and morphology measurement in X-ray images. BMC Med Imaging [Internet]. 2023;23:41. Disponible en: <http://dx.doi.org/10.1186/s12880-023-00998-4>

17. Anthony Perez-Pino, Sumit Yadav, Madhur Upadhyay, Lauren Cardarelli, Aditya Tadinada. The accuracy of artificial intelligence-based virtual assistants in responding to

routinely asked questions about orthodontics. *angle* [Internet]. 2023;93(4):427–32. Disponible en: <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/36917511/>

18. Boris Gašparović, Luka Morelato, Kristijan Lenac, Goran Mauša, Alexei Zhurov and Višnja Katić. Comparing Direct Measurements and Three-Dimensional (3D) Scans for Evaluating Facial Soft Tissue. *sensors* [Internet]. 2023;23(5):2412. Disponible en: <http://dx.doi.org/10.3390/s23052412>

19. Martin Strunga, Renáta Urban, Jana Surovková and Andrej Thurzo. Artificial Intelligence Systems Assisting in the Assessment of the Course and Retention of Orthodontic Treatment. *healthcare* [Internet]. 2023;11(5):683. Disponible en: <https://www.mdpi.com/2227-9032/11/5/683>

20. Mostafa El-Dawlatly, Khaled Hazem Attia, Ahmed Yehia Abdelghaffar, Yehya Ahmed Mostafa, Mohamed Abd El-Ghafour. Preciseness of artificial intelligence for lateral cephalometric measurements. *orofacial ortho* [Internet]. 2023; Disponible en: <https://link.springer.com/article/10.1007/s00056-023-00459-1>

21. Salih Furkan Atici, Rashid Ansari, Veerasathpurush Allareddy, Omar Suhaym, Ahmet Enis Cetin, Mohammed H. Elnagar. AggregateNet: A deep learning model for automated classification of cervical vertebrae maturation stages. *orthodontics & crani* [Internet]. 2023;26:111–7. Disponible en: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/epdf/10.1111/ocr.12644>

22. Yunho Jeong, Yeeyeewin Nang, and Zhihe Zhao. Automated Evaluation of Upper Airway Obstruction Based on Deep Learning. *biomed Res* [Internet]. 2023;8231425. Disponible en: <http://dx.doi.org/10.1155/2023/8231425>

23. Yixin Li, Shengzhao Xiao, Yu Jin, Cheng Zhu, Ruomei Li, Yikan Zheng, Rongjing Chen, Lunguo Xia, and Bing Fang. Stress and movement trend of lower incisors with different IMPA intruded by clear aligner: a three-dimensional finite element analysis. *prog ort* [Internet]. 2023;24. Disponible en: <http://dx.doi.org/10.1186/s40510-023-00454-7>

24. Mohammad Khursheed Alam, Huda Abutayyem, Bushra Kanwal, and Maher A. L. Shayeb. Future of Orthodontics—A Systematic Review and Meta-Analysis on the Emerging Trends in This Field. *J Clin Med* [Internet]. 2023;12(2):532. Disponible en: <http://dx.doi.org/10.3390/jcm12020532>
25. Jia-Nan Zhang, Hai-Ping Lu, Jia Hou, Qiong Wang, Feng-Yang Yu, Chong Zhong, Cheng-Yi Huang, and Si Chen. Deep learning-based prediction of mandibular growth trend in children with anterior crossbite using cephalometric radiographs. *BMC Oral Health* [Internet]. 2023; 23:28. Disponible en: <http://dx.doi.org/10.1186/s12903-023-02734-4>
26. Jean-Marc Retrouvey RSC. Decoding Deep Learning applications for diagnosis and treatment planning. *dental press* [Internet]. 2023;27(5). Disponible en: <http://dx.doi.org/10.1590/2177-6709.27.5.e22spe5>
27. Nuha Junaid, Niha Khan, Naseer Ahmed, Maria Shakoor Abbasi, Gotam Das , Afsheen Maqsood , Abdul Razzaq Ahmed , Anand Marya , Mohammad Khursheed Alam and Artak Heboyan. Development, Application, and Performance of Artificial Intelligence in Cephalometric Landmark Identification and Diagnosis: A Systematic Review. *healthcare* [Internet]. 2022;10:2454. Disponible en: <http://dx.doi.org/10.3390/healthcare10122454>
28. Eun-Ji Chung, Byoung-Eun Yang, In-Young Park, Sangmin Yi, Sung-Woon On, Young-Hee Kim, Sam-Hee Kang & Soo-Hwan Byun. Effectiveness of cone-beam computed tomography-generated cephalograms using artificial intelligence cephalometric analysis. *scientific reports* [Internet]. 2022; 12:20585. Disponible en: <http://dx.doi.org/10.1038/s41598-022-25215-0>

29. Ioannis A. Tsolakis, Apostolos I. Tsolakis, Tarek Elshebiny, Stefanos Matthaios and J. Martin Palomo. Comparing a Fully Automated Cephalometric Tracing Method to a Manual Tracing Method for Orthodontic Diagnosis. *j clin med* [Internet]. 2022;11(22):6854. Disponible en: <http://dx.doi.org/10.3390/jcm11226854>
30. Ioannis A. Tsolakis, Olga-Elpis Kolokitha, Erofilii Papadopoulou, Apostolos I. Tsolakis, Evangelos G. Kilipiris, and J. Martin Palomo. Artificial Intelligence as an Aid in CBCT Airway Analysis: A Systematic Review. *life* [Internet]. 2022;12(11):1894. Disponible en: <http://dx.doi.org/10.3390/life12111894>
31. Al Turkestani Marcela Gurgel and Lucia Cevidanesc JBGMMGHOJPN. Three-dimensional digital applications for implant space planning in orthodontics: A narrative review. *J World Fed Orthod* [Internet]. 2022;11(6):207–15. Disponible en: <http://dx.doi.org/10.1016/j.ejwf.2022.10.006>
32. De La Torre Díez Del Rio-Solá M. Lourdes Jose Breñosa Julio César Martínez Espinosa and Imran Ashraf AFSHAI. Advancements in Dentistry with Artificial Intelligence: Current Clinical Applications and Future Perspectives. *Healthcare (Basel)* [Internet]. 2022;10(11):2188. Disponible en: <http://dx.doi.org/10.3390/healthcare10112188>
33. Sanghee Lee, Tai-Hsien Wu, Toru Deguchi, Ai Ni, Wei-En Lu, Sumeet Minhas, Shaun Murphy, and Ching-Chang. Assessment of malalignment factors related to Invisalign treatment time aided by automated imaging processes. *Angle Orthod* [Internet]. 2023;93(2):144–50. Disponible en: <http://dx.doi.org/10.2319/031622-225.1>
34. Jiho Ryu, Yoo-Sun Lee, Seong-Pil Mo, Keunoh Lim, Seok-Ki Jung and Tae-Woo Kim. Application of deep learning artificial intelligence technique to the classification of clinical orthodontic photos. *BMC Oral Health* [Internet]. 2022; 22:454. Disponible en: <http://dx.doi.org/10.1186/s12903-022-02466-x>

35. Yassir Edrees Almalki, Amsa Imam Din, Muhammad Ramzan, Muhammad Irfan, Khalid Mahmood Aamir Abdullah Almalki, Saud Alotaibi, Ghada Alaglan, Hassan A Alshamrani and Saifur Rahman. Deep Learning Models for Classification of Dental Diseases Using Orthopantomography X-ray OPG Images. *sensors* [Internet]. 2022; 22:7370. Disponible en: <http://dx.doi.org/10.3390/s22197370>
36. Hisham Mohammed, Reginald Kumar Jr, Hamza Bennani, Jamin B. Halberstadt and Mauro Farella. Automated detection of smiles as discrete episodes. *Journal of oral rehabilitatio* [Internet]. 2022; 49:1173–80. Disponible en: <http://dx.doi.org/10.1111/joor.13378>
37. Zhiyong Zhang, Ningtao Liu, Zhang Guo, Licheng Jiao, Aaron Fenster, Wenfan Jin, Yuxiang Zhang, Jie Chen, Chunxia Yan and Shuiping Gou. Ageing and degeneration analysis using ageing-related dynamic attention on lateral cephalometric radiographs. *Digital Medicin* [Internet]. 2022; 5:151. Disponible en: <http://dx.doi.org/10.1038/s41746-022-00681-y>
38. Raphael Patcas, Michael M. Bornstein, Marc A. Schätzle, and Radu Timofte. Artificial intelligence in medico-dental diagnostics of the face: a narrative review of opportunities and challenges. *Clin Oral Investig* [Internet]. 2022;26(12):6871–9. Disponible en: <http://dx.doi.org/10.1007/s00784-022-04724-2>
39. Şuayip Burak Duman, Ali Z. Syed, Duygu Celik Ozen, İbrahim Şevki Bayrakdar, Hassan S. Salehi, Ahmed Abdelkarim, Özer Celik, Gözde Eser, Oğuzhan Altun, and Kaan Orhan. Convolutional Neural Network Performance for Sella Turcica Segmentation and Classification Using CBCT Images. *Diagnostics (Basel)* [Internet]. 2022;12(9):2244. Disponible en: <http://dx.doi.org/10.3390/diagnostics12092244>

40. El Bsat Elie Shammass Daniel Asmar George E. Sakr Kinan G. Zeno Anthony T. Macari and Joseph G. Ghafari AR. Semantic Segmentation of Maxillary Teeth and Palatal Rugae in Two-Dimensional Images. *Diagnostics (Basel)* [Internet]. 2022;12(9):2176. Disponible en: <http://dx.doi.org/10.3390/diagnostics12092176>
41. Van Gerven Nicolly Oliveira-Santos Reinhilde Jacobs and Cinthia Pereira Machado Tabchoury FN-RNMSNA. Three-dimensional maxillary virtual patient creation by convolutional neural network-based segmentation on cone-beam computed tomography images. *Clin Oral Investig* [Internet]. 2023;27(3):1133–41. Disponible en: <http://dx.doi.org/10.1007/s00784-022-04708-2>
42. Mohamed Zahoor UI Huqh, Johari Yap Abdullah, Ling Shing Wong, Nafij Bin Jamayet, Mohammad Khursheed Alam, Qazi Farah Rashid, Adam Husein, Wan Muhamad Amir W. Ahmad, Sumaiya Zabin Eusufzai, Somasundaram Prasad, Vetriselvan Subramaniyan, Neeraj Kumar Fuloria, Shivkanya Fuloria, Mahendran Sekar, and Siddharthan Selvaraj. Clinical Applications of Artificial Intelligence and Machine Learning in Children with Cleft Lip and Palate—A Systematic Review. *Int J Environ Res Public Health* [Internet]. 19(17):10860. Disponible en: <http://dx.doi.org/10.3390/ijerph191710860>
43. Hunter Lee, Sunna Ahmad, Michael Frazier, Mehmet Murat Dundar, Hakan Turkkahraman. A novel machine learning model for class III surgery decision. *J Orofac Orthop* [Internet]. 2022; Disponible en: <https://link.springer.com/article/10.1007/s00056-022-00421-7>
44. Gökhan ÇOBAN, Taner ÖZTÜRK, Nizami HASHIMLI, Ahmet YAĞCI. Comparison between cephalometric measurements using digital manual and web-based artificial intelligence cephalometric tracing software. *dental press* [Internet]. 2021;27. Disponible en: <http://dx.doi.org/10.1590/2177-6709.27.4.e222112.oar>
45. Andrej Thurzo, Wanda Urbanová, Bohuslav Novák, Ladislav Czako, Tomáš Siebert, Peter Stano, Simona Mareková, Georgia Fountoulaki, Helena Kosnáčová and Ivan

Varga. Where Is the Artificial Intelligence Applied in Dentistry? Systematic Review and Literature Analysis. *healthcare* [Internet]. 2022; 10:1269. Disponible en: <http://dx.doi.org/10.3390/healthcare10071269>

46. José Eduardo Cejudo Granode Oro, Petra Julia Koch, Joachim Krois , Anselmo Garcia Cantu Ros, Jay Patel, Hendrik Meyer-Lueckel and Falk Schwendicke. Hyperparameter Tuning and Automatic Image Augmentation for Deep Learning-Based Angle Classification on Intraoral Photographs-A Retrospective Study. *diagnostics* [Internet]. 2022; 12:1526. Disponible en: <http://dx.doi.org/10.3390/diagnostics12071526>

47. Lin Xu, Li Mei, Ruiqi Lu, Yuan Li, Hanshi Li, Yu Li. Predicting patient experience of Invisalign treatment: An analysis using artificial neural network. *Korean J Orthod* [Internet]. 2022;52(4):268–77. Disponible en: <http://dx.doi.org/10.4041/kjod21.255>

48. Ho-Jin Kim KDKAD-HK. Deep convolutional neural network-based skeletal classification of cephalometric image compared with automated-tracing software. *Sci Rep* [Internet]. 2022; 12:11659. Disponible en: <http://dx.doi.org/10.1038/s41598-022-15856-6>

49. Ronilo Ragodos, Tong Wang, Carmencita Padilla, Jacqueline T. Hecht, Fernando A. Poletta, Iêda M. Orioli, Carmen J. Buxó, Azeez Butali, Consuelo Valencia-Ramirez, Claudia Restrepo Muñeton, George L. Wehby,1 Seth M. Weinberg, Mary L. Marazita, Lina M. Moreno Uribe, and Brian J. Howe. Dental anomaly detection using intraoral photos via deep learning. *Sci Rep* [Internet]. 2022; 12:11577. Disponible en: <http://dx.doi.org/10.1038/s41598-022-15788-1>

50. Cheng Zhu, Ruomei Li, Lingjun Yuan, Yikan Zheng, Yu Jin, Hairui Li, Chao Liu, Lunguo Xia and Bing Fang. Effects of the advanced mandibular spring on mandibular retrognathia treatment: a three-dimensional finite element study. *BMC Oral Health* [Internet]. 2022; 22:271. Disponible en: <http://dx.doi.org/10.1186/s12903-022-02308-w>

51. Salih Furkan Atici, Rashid Ansari, Veerasathpurush Allareddy, Omar Suhaym, Ahmet Enis Cetin, Mohammed H. Elnagar. Fully automated determination of the cervical vertebrae maturation stages using deep learning with directional filters. PLoS One [Internet]. 2022;17(7). Disponible en: <http://dx.doi.org/10.1371/journal.pone.0269198>
52. Aravind Kumar Subramanian, Yong Chen, Abdullah Almalki, Gautham Sivamurthy, and Dashrath Kafle. Cephalometric Analysis in Orthodontics Using Artificial Intelligence—A Comprehensive Review. BioMed Research International [Internet]. 2022; Disponible en: <http://dx.doi.org/10.1155/2022/1880113>
53. Mihee Hong, Inhwan Kim, Jin-Hyoung Cho, Kyung-Hwa Kang, Minji Kim, Su-Jung Kim, Yoon-Ji Kim, Sang-Jin Sung, Young Ho Kim, Sung-Hoon Lim, Namkug Kim, Seung-Hak Baek. Accuracy of artificial intelligence-assisted landmark identification in serial lateral cephalograms of Class III patients who underwent orthodontic treatment and two-jaw orthognathic surgery. Korean J Orthod [Internet]. 2022;52(4):287–97. Disponible en: <http://dx.doi.org/10.4041/kjod21.248>
54. Chihiro Tanikawa, Chonho Lee, Jaeyoen Lim, Ayaka Oka, Takashi Yamashiro. Clinical applicability of automated cephalometric landmark identification: part I-Patient-related identification errors. Orthodontics & Craniofacial [Internet]. 2021; 24:43–52. Disponible en: <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/epdf/10.1111/ocr.12501>

ANEXOS

| PUBMED | | | | | |
|--------|---|-----------|----------|-----------|---|
| | TITULOS | FULL TEXT | ABSTRACT | OBS. | LINK |
| 1 | Preface to the 9th Biennial COAST Conference: Harnessing Technology and Biomedicine for Personalized Orthodontics | | x | | https://onlinelibrary.wiley.com/doi/epdf/10.1111/ocr.12681 |
| 2 | Subregional pharyngeal changes after orthognathic surgery in skeletal Class III patients analyzed by convolutional neural networks-based segmentation | | x | | https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S030571223001513?via%3Dihub |
| 3 | Clinical application of robots in dentistry: A scoping review | X | | | https://www.ijstage.jp/article/jpr/advpub/0/advpub_IPR_D_23_00027/_article |
| 4 | Tweeting for Health Using Real-time Mining and Artificial Intelligence-Based Analytics: Design and Development of a Big Data Ecosystem for Detecting and Analyzing Misinformation on Twitter | X | | Otro tema | https://www.jmir.org/2023/1/e44356/PDF |
| 5 | Accuracy in predicting soft tissue changes of orthodontic class III cases using Dolphin® software | | X | | https://link.springer.com/article/10.1007/s00784-023-05077-0 |
| 6 | Applications of Machine Learning in Facial Cosmetic Surgeries: A Scoping Review | | X | | https://link.springer.com/article/10.1007/s00266-023-03379-y#author-information |
| 7 | Imaging the neural substrate of trigeminal neuralgia pain using deep learning | X | | | https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC10232768/pdf/fnhum-17-1144159.pdf |
| 8 | Research on multi-class orthodontic image recognition system based on deep learning network model | | X | CHINO | https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/37272001/ |
| 9 | Automated diagnostic classification with lateral cephalograms based on deep learning network model | | X | CHINO | |
| 10 | Metal artifact reduction and clinical verification in oral and maxillofacial region based on deep learning | | X | CHINO | |
| 11 | [Ability and inability of artificial intelligence in orthodontics] | | | CHINO | https://www.yiiigle.com/linkn.do?linkn_type=pubmed&DOI=10.3760/cma.j.cn112144-20230313-00082 |
| 12 | What is the current state of artificial intelligence applications in dentistry and orthodontics? | | x | | https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S246878523001453?via%3Dihub |
| 13 | The Role of Artificial Intelligence in the Accurate Diagnosis and Treatment Planning of Non-Syndromic Supernumerary Teeth: A Case Report in a Six-Year-Old Boy | x | | | https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC10217641/ |
| 14 | Detecting representative characteristics of different genders using intraoral photographs: a deep learning model with interpretation of gradient-weighted class activation mapping | x | | | https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC10214706/ |
| 15 | Selecciones oportunas Selecções oportunas Selecciones oportunas acts as a pathobiont mediating spatial structure and biofilm virulence in early childhood caries | | | Otro tema | https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/37217495/ |
| 16 | Using artificial intelligence models to evaluate envisaged points initially: A pilot study | | x | | https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/37211725/ |
| 17 | A machine learning model for orthodontic extraction/non-extraction decision in a racially and ethnically diverse patient population | x | | | https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1761722723000384?via%3Dihub |
| 18 | Metaverse and Medical Diagnosis: A Blockchain-Based Digital Twinning Approach Based on MobileNetV2 Algorithm for Cervical Vertebral Maturation | x | | | https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1761722723000384?via%3Dihub |
| 19 | Evaluation of root position during orthodontic treatment via multiple intraoral scans with automated registration technology | | x | | https://www.ajodo.org/article/S0889-5406(23)00226-3/fulltext#secsectitle0060 |
| 20 | Prediction of the Post-Pubertal Mandibular Length and Y Axis of Growth by Using Various Machine Learning Techniques: A Retrospective Longitudinal Study | x | | | https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC10178146/ |
| 21 | Influence of growth structures and fixed appliances on automated cephalometric landmark recognition with a customized convolutional neural network | X | | | https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC10173502/pdf/12903_2023_Article_2984.pdf |
| 22 | An artificial neural network approach for rational decision-making in borderline orthodontic cases: A preliminary analytical observational in silico study | | X | | https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/37148164/ |
| 23 | Accurate gingival segmentation from 3D images with artificial intelligence: an animal pilot study | X | | Otro tema | |
| 24 | Effectiveness of AI-driven remote monitoring technology in improving oral hygiene during orthodontic treatment | X | | | https://onlinelibrary.wiley.com/doi/epdf/10.1111/ocr.12666 |
| 25 | Gingival Orofacial Granulomatosis Clinical and 2D/3D Microscopy Features after Orthodontic Therapy: A Pediatric Case Report | X | | Otro tema | |
| 26 | A Systematic Review and Network Meta-Analysis on the Impact of Various Aligner Materials and Attachments on Orthodontic Tooth Movement | X | | Otro tema | https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC10141153/pdf/jfb-14-00209.pdf |
| 27 | Automatic sex estimation using deep convolutional neural network based on orthopantomogram images | | X | | |
| 28 | Accuracy of automated 3D cephalometric landmarks by deep learning algorithms: systematic review and meta-analysis | X | | | |
| 29 | Prediction of Fishman's skeletal maturity indicators using artificial intelligence | X | | | |

| | | | | | |
|----|--|---|---|-------------|---|
| 30 | Blockchain technology and federated machine learning for collaborative initiatives in orthodontics and craniofacial health | X | | Otro tema | https://onlinelibrary.wiley.com/doi/epdf/10.1111/ocr.12662 |
| 31 | An Endodontic Forecasting Model Based on the Analysis of Preoperative Dental Radiographs: A Pilot Study on an Endodontic Predictive Deep Neural Network | | | Otro tema | https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/37019378/ |
| 32 | Reproducibility of linear and angular cephalometric measurements obtained by an artificial-intelligence-assisted software (WebCeph) in comparison with digital software (AutoCEPH) and manual tracing method | x | | | https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC10069747/ |
| 33 | Evaluation of an artificial intelligence-based algorithm for automated localization of craniofacial landmarks | x | | | https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC10159965/ |
| 34 | Conversing on orthodontics with an AI Chatbot | | | Solo titulo | https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/37011970/ |
| 35 | Evaluating the accuracy of automated cephalometric analysis based on artificial intelligence | x | | | https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC10067288/ |
| 36 | Evaluation of artificial intelligence model for crowding categorization and extraction diagnosis using intraoral photographs | x | | | https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC10063582/ |
| 37 | Assessment of artificial intelligence-based remote monitoring of clear aligner therapy: A prospective study | | x | | https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/36997411/ |
| 38 | Machine learning based orthodontic treatment planning for mixed dentition borderline cases suffering from moderate to severe crowding: An experimental research study | | x | | https://content.iospress.com/articles/technology-and-health-care/thc220563 |
| 39 | Artificial intelligence and augmented reality for guided implant surgery planning: A proof of concept | | | Otro tema | https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S030571223000714?via%3DIihub |
| 40 | Deep learning-based automatic sella turcica segmentation and morphology measurement in X-ray images | x | | | https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC10039601/ |
| 41 | The application of artificial neural networks in the detection of mandibular fractures using panoramic radiography | X | | Otro tema | https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC10028573/ |
| 42 | XGBoost-aided prediction of lip prominence based on hard-tissue measurements and demographic characteristics in an Asian population | | X | | |
| 43 | The accuracy of artificial intelligence-based virtual assistants in responding to routinely asked questions about orthodontics | X | | | https://watermark.silverchair.com/10.2319/100922-691.1.pdf? |
| 44 | Comparing Direct Measurements and Three-Dimensional (3D) Scans for Evaluating Facial Soft Tissue | X | | | https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC10007047/pdf/sensors-23-02412.pdf |
| 45 | Genetic Risk Assessment of Nonsyndromic Cleft Lip with or without Cleft Palate by Linking Genetic Networks and Deep Learning Models | X | | Otro tema | https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC10003462/ |
| 46 | Artificial Intelligence Systems Assisting in the Assessment of the Course and Retention of Orthodontic Treatment | X | | | https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC10000479/pdf/healthcare-11-00683.pdf |
| 47 | Preciseness of artificial intelligence for lateral cephalometric measurements | X | | | https://link.springer.com/article/10.1007/s00056-023-00459-1 |
| 48 | Diagnostic accuracy of AI in orthodontic extraction decisions: "Are we ready to let Mr. Data run our Enterprise?" A commentary on a systematic review | | X | | |
| 49 | Automatic determination of pubertal growth spurts based on the cervical vertebral maturation staging using deep convolutional neural networks | | X | | |
| 50 | Deep learning model for automated classification of cervical vertebrae maturation stages | X | | | https://onlinelibrary.wiley.com/doi/epdf/10.1111/ocr.12644 |
| 51 | Automated Evaluation of Upper Airway Obstruction Based on Deep Learning | x | | | https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC9966825/ |
| 52 | Detection of vertical root fractures by cone-beam computed tomography based on deep learning | | x | | https://www.birpublications.org/doi/full/10.1259/dmfr.2022.0345 |
| 53 | Comparison of maxillary anterior tooth movement between Invisalign and fixed appliances | | x | | https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/36801092/ |
| 54 | Stress and movement trend of lower incisors with different IMPA intruded by clear aligner: a three-dimensional finite element analysis | x | | | https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC9922685/ |
| 55 | How Confinement and Back to Normal Affected the Well-Being and Thus Sleep, Headaches and Temporomandibular Disorders | | | Otro tema | https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/36767704/ |
| 56 | Machine-learning-based detection of degenerative temporomandibular joint diseases using lateral cephalograms | | | Otro tema | https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/36710061/ |
| 57 | Artificial intelligence-assisted determination of available sites for palatal orthodontic mini implants based on palatal thickness through CBCT | | x | | https://onlinelibrary.wiley.com/doi/full/10.1111/ocr.12634 |
| 58 | Future of Orthodontics—A Systematic Review and Meta-Analysis on the Emerging Trends in This Field | x | | | https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC9861462/ |
| 59 | Tribute to Dianne Bekow-Dental "Imagineer" | | | Otro tema | https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC9861462/ |
| 60 | Deep learning-based prediction of mandibular growth trend in children with anterior crossbite using cephalometric radiographs | x | | | https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC9843828/ |
| 61 | Evaluation of the accuracy of fully automatic cephalometric analysis software with artificial intelligence algorithm | | X | | |

| | | | | | |
|----|--|---|---|------------------------|---|
| 62 | Automatic dental biofilm detection based on deep learning | | X | Otro tema | |
| 63 | Decoding Deep Learning applications for diagnosis and treatment planning | X | | | https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC9829109/pdf/2177-6709-dpjo-27-05-e22spe5.pdf |
| 64 | Corrigendum to "Efficacy of machine learning assisted dental age assessment in local population" [Legal Med. 59 (2022) 102148] | | X | Otro tema | https://link.springer.com/article/10.1007/s10278-022-00766-w |
| 65 | Artificial Intelligence for Detecting Cephalometric Landmarks: A Systematic Review and Meta-analysis | | X | | https://link.springer.com/article/10.1007/s10278-022-00766-w |
| 66 | Deep Learning for Detection of Periapical Radiolucent Lesions: A Systematic Review and Meta-analysis of Diagnostic Test Accuracy | | X | Otro tema | https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0099-2399(22)00845-7 |
| 67 | Development, Application, and Performance of Artificial Intelligence in Cephalometric Landmark Identification and Diagnosis: A Systematic Review | X | | | https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC9778374/pdf/healthcare-10-02454.pdf |
| 68 | Artificial Intelligence in Teledentistry | X | | Otro tema | |
| 69 | DEEP LEARNING ALGORITHMS HAVE HIGH ACCURACY FOR AUTOMATED LANDMARK DETECTION ON 2D LATERAL CEPHALOGRAMS | | x | | https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S1532338222001245?via%3Dihub |
| 70 | Effectiveness of cone-beam computed tomography-generated cephalograms using artificial intelligence cephalometric analysis | X | | | https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC9708822/pdf/41598_2022_Article_25215.pdf |
| 71 | Fully automated condyle segmentation using 3D convolutional neural networks | | | Otro tema | https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC9843828/ |
| 72 | Comparing a Fully Automated Cephalometric Tracing Method to a Manual Tracing Method for Orthodontic Diagnosis | x | | | https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC9693212/ |
| 73 | Artificial Intelligence as an Aid in CBCT Airway Analysis: A Systematic Review | x | | | https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC9696726/ |
| 74 | Evaluation of the Second Premolar's Bud Position Using Computer Image Analysis and Neural Modelling Methods | | | Otro tema | https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC9691188/ |
| 75 | Three-dimensional digital applications for implant space planning in orthodontics: A narrative review | x | | | https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC10214006/ |
| 76 | [Progress in application of deep learning in orthodontic diagnosis and treatment] | | | CHINO | https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/36379900/ |
| 77 | Hierarchical Self-Supervised Learning for 3D Tooth Segmentation in Intra-Oral Mesh Scans | | | | https://ieeexplore.ieee.org/document/9953055 |
| 78 | Quantification and comparison of the regional acceleratory phenomenon in bone following piezosurgery or bur osteotomy: A pilot study in rats | | | Otro tema | https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/36369743/ |
| 79 | Advancements in Dentistry with Artificial Intelligence: Current Clinical Applications and Future Perspectives | x | | | https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC9690084/ |
| 80 | Assessment of malalignment factors related to the Invisalign treatment time aided by automated imaging processes | x | | | https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC9933556/ |
| 81 | Application of deep learning artificial intelligence technique to the classification of clinical orthodontic photos | x | | | https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC9597951/pdf/12903_2022_Article_2466.pdf |
| 82 | Artificial intelligence system for automated landmark localization and analysis of cephalometry | | x | | https://www.birpublications.org/doi/epub/10.1259/dmfr.20220081 |
| 83 | Accuracy of artificial intelligence for tooth extraction decision-making in orthodontics: a systematic review and meta-analysis | | x | | https://link.springer.com/article/10.1007/s00784-022-04742-0 |
| 84 | Artificial intelligence-based algorithm for cervical vertebrae maturation stage assessment | | x | | https://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1111/ocr.12615 |
| 85 | Deep Learning Models for Classification of Dental Diseases Using Orthopantomography X-ray OPG Images | x | | | https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC9572157/pdf/sensors-22-07370.pdf |
| 86 | Efficacy of machine learning assisted dental age assessment in local population | | | Original de corrección | |
| 87 | Emergence of Artificial Intelligence in Dentistry: Are Clinicians Replaceable? | | x | Otro tema | https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC9533385/ |
| 88 | Automated calibration system for length measurement of lateral cephalometry based on deep learning | | x | | https://iopscience.iop.org/article/10.1088/1361-6560/ac9880 |
| 89 | Automated detection of smiles as discrete episodes | x | | | https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC9828522/pdf/JOOR-49-1173.pdf |
| 90 | Ageing and degeneration analysis using ageing-related dynamic attention on lateral cephalometric radiographs | x | | | https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC9515216/pdf/41746_2022_Article_681.pdf |
| 91 | Automated analysis of three-dimensional CBCT images taken in natural head position that combines facial profile processing and multiple deep-learning models | | x | | https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0169260722005041?via%3Dihub |
| 92 | Artificial intelligence in medico-dental diagnostics of the face: a narrative review of opportunities and challenges | x | | | https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC9708749/ |
| 93 | Convolutional Neural Network Performance for Sella Turcica Segmentation and Classification Using CBCT Images | x | | | https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC9498199/ |
| 94 | Semantic Segmentation of Maxillary Teeth and Palatal Rugae in Two-Dimensional Images | x | | | https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC9498073/ |
| 95 | Three-dimensional maxillary virtual patient creation by convolutional neural network-based segmentation on cone-beam computed tomography images | x | | | https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC9985582/ |

| | | | | | |
|-----|--|---|---|-----------|---|
| 96 | Comparison of Cuda-Ceph [®] 's fully automated cephalometric tracing technology to a semi-automated approach by human examiners | | x | | https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S1761722722001127?via%3Dihub |
| 97 | Deep convolutional neural network-based automated segmentation and classification of teeth with orthodontic brackets on cone-beam computed-tomographic images: a validation study | | x | | https://academic.oup.com/ejo/article-abstract/45/2/169/6696857?redirectedFrom=fulltext&login=false |
| 98 | Dynamic 3D images fusion of the temporomandibular joints: A novel technique | | x | | https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0300571222003414?via%3Dihub |
| 99 | Clinical Applications of Artificial Intelligence and Machine Learning in Children with Cleft Lip and Palate-A Systematic Review | x | | | https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC9518587/ |
| 100 | A novel machine learning model for class III surgery decision | x | | | https://link.springer.com/article/10.1007/s00056-022-00421-7 |
| 101 | Screening of crosstalk and pyroptosis-related genes linking periodontitis and osteoporosis based on bioinformatics and machine learning | | | Otro tema | |
| 102 | Automatic 3-Dimensional Cephalometric Landmarking via Deep Learning | | x | | https://journals.sagepub.com/doi/10.1177/00220345221112333?url_ver=Z39.88-2003&rfr_id=ori:rid:crossref.org&rfr_dat=cr_pub%20%20pubmed |
| 103 | Diagnosis of temporomandibular disorders using artificial intelligence technologies: A systematic review and meta-analysis | x | | Otro tema | https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/35980894/ |
| 104 | Comparison between cephalometric measurements using digital manual and web-based artificial intelligence cephalometric tracing software | x | | | https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC9377318/pdf/2177-6709-dpjo-27-04-e22112.pdf |
| 105 | Automatic Detection of Periapical Osteolytic Lesions on Cone-beam Computed Tomography Using Deep Convolutional Neuronal Networks | | x | Otro tema | |
| 106 | Evaluation and comparison of smartphone application tracing, web based artificial intelligence tracing and conventional hand tracing methods | | | Otro tema | |
| 107 | The Application of Artificial-Intelligence-Assisted Dental Age Assessment in Children with Growth Delay | x | | Otro tema | https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC9322373/pdf/jipm-12-01158.pdf |
| 108 | Where Is the Artificial Intelligence Applied in Dentistry? Systematic Review and Literature Analysis | x | | | https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC9320442/pdf/healthcare-10-01269.pdf |
| 109 | Hyperparameter Tuning and Automatic Image Augmentation for Deep Learning-Based Angle Classification on Intraoral Photographs-A Retrospective Study | x | | | https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC9319779/pdf/diagnostics-12-01526.pdf |
| 110 | Predicting patient experience of Invisalign treatment: An analysis using artificial neural network | x | | | https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC9314214/pdf/kjod-52-4-268.pdf |
| 111 | Deep convolutional neural network-based automated segmentation of the maxillofacial complex from cone-beam computed tomography:A validation study | | x | | https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0300571222002949?via%3Dihub |
| 112 | Collaborative deep learning model for tooth segmentation and identification using panoramic radiographs | | x | | https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0010482522005881?via%3Dihub |
| 113 | Deep learning in periodontology and oral implantology: A scoping review | | | Otro tema | https://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1111/jre.13037 |
| 114 | Elucidation of the Application of Blood Test Biomarkers to Predict Immune-Related Adverse Events in Atezolizumab-Treated NSCLC Patients Using Machine Learning Methods | | x | Otro tema | https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC9284319/ |
| 115 | Deep convolutional neural network-based skeletal classification of cephalometric image compared with automated-tracing software | x | | | https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC9270345/ |
| 116 | Dental anomaly detection using intraoral photos via deep learning | x | | | https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC9270352/ |
| 117 | Applications of artificial intelligence and machine learning in orthognathic surgery: A scoping review | | x | | https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S2468785522001884?via%3Dihub |
| 118 | Effects of the advanced mandibular spring on mandibular retrognathia treatment: a three-dimensional finite element study | x | | | https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC9254520/ |
| 119 | Fully automated determination of the cervical vertebrae maturation stages using deep learning with directional filters | x | | | https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC9249196/ |
| 120 | Deep Learning-Based Prediction of the 3D Postorthodontic Facial Changes | | x | | https://journals.sagepub.com/doi/10.1177/00220345221106676?url_ver=Z39.88-2003&rfr_id=ori:rid:crossref.org&rfr_dat=cr_pub%20%20pubmed |
| 121 | Cephalometric Analysis in Orthodontics Using Artificial Intelligence-A Comprehensive Review | x | | | https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC9225851/pdf/BMRI2022-1880113.pdf |
| 122 | Accuracy of artificial intelligence-assisted landmark identification in serial lateral cephalograms of Class III patients who underwent orthodontic treatment and two-jaw orthognathic surgery | x | | | https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC9314217/pdf/kjod-52-4-287.pdf |
| 123 | Two-Stage Mesh Deep Learning for Automated Tooth Segmentation and Landmark Localization on 3D Intraoral Scans | | x | | https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/35666796/ |
| 124 | Accuracy of convolutional neural networks-based automatic segmentation of pharyngeal airway sections according to craniofacial skeletal pattern | | x | | https://linkinghub.elsevier.com/retrieve/pii/S0889-5406(22)00303-1 |

| | | | | | |
|-----|---|--|---|-----------|---|
| 125 | iCVM: An Interpretable Deep Learning Model for CVM Assessment Under Label Uncertainty | | x | | https://ieeexplore.ieee.org/document/9786827 |
| 126 | Convolutional neural network-based automatic cervical vertebral maturation classification method | | x | | https://www.birpublications.org/doi/10.1259/dmfr.20220070?url_ver=Z39.88-2003&rft_id=ori:rid:crossref.org&rft_dat=cr_pub%20pubmed |
| 127 | Using artificial intelligence to determine the influence of dental aesthetics on facial attractiveness in comparison to other facial modifications | | x | | https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/35532375/ |
| 128 | A novel approach to radiographic detection of growth development period with hand-wrist radiographs: A preliminary study with ImageJ imaging software | | x | | https://onlinelibrary.wiley.com/doi/10.1111/ocr.12584 |
| 129 | Deep learning for caries detection: A systematic review | | x | Otro tema | |
| 130 | A morphometric analysis of the osteocyte canaliculus using applied automatic semantic segmentation by machine learning | | x | Otro tema | https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/35338405/ |
| 131 | Perceived Age and Attractiveness Using Facial Recognition Software in Rhinoplasty Patients: A Proof-of-Concept Study | | x | Otro tema | https://journals.lww.com/jcraniofacialsurgery/Abstract/2022/07000/Perceived_Age_and_Attractiveness_Using_Facial.63.aspx |
| 132 | The validation of orthodontic artificial intelligence systems that perform orthodontic diagnoses and treatment planning | | x | | https://academic.oup.com/ejo/article-abstract/44/4/436/6512080?redirectedFrom=fulltext&login=false |