

Apport de l'intelligence artificielle dans la prévision de croissance mandibulaire : revue systématique de la littérature

Contribution of artificial intelligence in mandibular growth prediction: a systematic review of the literature

Edouard Bouchet
François de Brondeau
Marie-José Boileau
Masrouh Makaremi

Service d'Orthopédie dento-faciale (UFR de Sciences Odontologiques), Université de Bordeaux

RÉSUMÉ

L'orthodontiste intervient principalement auprès d'enfants en cours de croissance. L'examen clinique initial ne fournit qu'une image statique qui doit être interprétée en tenant compte de son évolution potentielle. Une prédiction précise de la croissance mandibulaire, permettrait au praticien d'améliorer le diagnostic, la planification du traitement et ainsi la prise en charge du patient.

De nombreux travaux de recherche ont été menés, basés sur des signes structuraux, des analyses céphalométriques et des valeurs d'agrandissement moyen, mais restent imprécis. Les limites rapportées comprennent principalement une variabilité interindividuelle extrême, des schémas de croissance variables selon l'âge, un manque de signes structuraux caractéristiques avant la puberté, l'utilisation de normes statistiques et de résultats dépendant directement de l'expérience du clinicien. À ce jour, il n'existe aucun consensus sur la meilleure méthode pour prédire la croissance mandibulaire, et l'orthodontiste ne peut se fier uniquement à son intuition d'expert.

Ces dernières années, la combinaison de l'intelligence artificielle (IA) et

des sciences cognitives dans le domaine médical a révolutionné l'interprétation des radiographies. Les techniques d'apprentissage automatique (ML) et profond (DL) représentent une approche novatrice grâce à leur capacité à analyser d'énormes volumes de données tout en éliminant les biais humains.

L'objectif de cette revue systématique était d'examiner les différents résultats des prévisions de croissance mandibulaire par intelligence artificielle chez des patients en cours de croissance. Ces résultats suggèrent que nous ne sommes encore qu'aux débuts de l'orthodontie tirant parti du diagnostic et de la prise de décision de l'IA, mais ces modèles de prévision de croissance devraient devenir, dans un avenir proche, des systèmes de support clinique fiables pour les orthodontistes.

MOTS CLÉS

Croissance et développement, mandibule, croissance mandibulaire, prévision de croissance, orthodontie, intelligence artificielle, apprentissage automatique, apprentissage profond.

Adresse pour correspondance : edouard.bouchet@gmail.com

Article reçu : 00-00-2024
Accepté pour publication : 00-00-2024

ABSTRACT

Orthodontists work mainly with growing children. The initial clinical examination provides only a static image, which must be interpreted in the light of its potential evolution. Accurate prediction of mandibular growth would enable the practitioner to improve diagnosis, treatment planning and patient management.

A great deal of research has been carried out, based on structural signs, cephalometric analysis and mean magnification values, but these remain imprecise. Reported limitations include extreme inter-individual variability, variable growth patterns according to age, lack of characteristic structural signs before puberty, use of statistical standards and results directly dependent on the clinician's experience. To date, there is no consensus on the best method for predicting mandibular growth, and the orthodontist cannot rely solely on his or her expert intuition.

In recent years, the combination of artificial intelligence (AI) and cognitive sciences

in the medical field has revolutionized the interpretation of X-rays. Machine learning (ML) and deep learning (DL) techniques represent an innovative approach thanks to their ability to analyze huge volumes of data while eliminating human bias.

The aim of this systematic review was to examine the different results of mandibular growth prediction using artificial intelligence in growing patients. These results suggest that we are still in the early stages of orthodontics taking advantage of AI diagnosis and decision-making, but these growth prediction models should become reliable clinical support systems for orthodontists in the near future.

KEYWORDS

Growth and development, mandible, mandibular growth, growth prediction, orthodontics, artificial intelligence, deep learning.

INTRODUCTION

La croissance joue un rôle prépondérant dans l'étiologie des dysmorphoses. D'un point de vue orthopédique, le complexe cranio-facial peut être divisé en trois massifs osseux : la base du crâne, le massif facial supérieur, et la mandibule. Toute dysharmonie entre les croissances de ces trois éléments aboutit, comme l'a montré Björk^[5], à l'installation de dysmorphoses intéressant les trois dimensions de l'espace. Dans cette revue, nous ne considérerons que la croissance mandibulaire. Bien qu'indissociable de la base du crâne et de la face supérieure, elle constitue un élément particulier dont la croissance, plus étalée dans le temps, joue un rôle adaptatif dans l'ensemble cranio-facial.

L'orthodontiste travaille le plus souvent sur des enfants en cours de croissance et l'examen clinique initial ne donne qu'une image statique qui doit être interprétée en tenant compte des modifications éventuelles liées à la croissance. Cette dernière est déterminée par une association complexe de facteurs génétiques, épigénétiques et environnementaux qui conduisent au visage adulte du patient^[11]. Elle influence le pronostic favorablement ou défavorablement en fonction de sa quantité résiduelle, de sa direction et de l'importance de la dysmorphose initiale. Le praticien doit anticiper précisément ces changements pour améliorer le diagnostic, la planification du traitement, et la prise en charge du patient.

Pour évaluer la quantité de croissance résiduelle, il est nécessaire de situer le patient sur sa courbe de croissance. La méthode la plus couramment utilisée à ce jour est la méthode de maturation vertébrale cervicale (CVM) développée par Baccetti et al.^[1] Cette méthode repose sur l'observation de la morphologie des vertèbres cervicales. La période de croissance mandibulaire maximale est identifiée entre les stades CS 3 et 4.

Pour déterminer la direction de croissance, différents travaux ont été réalisés. Björk^[4] a décrit deux types de rotations mandibulaires : antérieures, vers l'avant ; et postérieures, vers le bas et l'arrière. Il décrit sept caractéristiques structurales mandibulaires permettant de prédire le type de rotation. La fiabilité de cette méthode est discutée, et malgré des valeurs de corrélation élevées, elle reste subjective, surtout pour les cas non extrêmes^[32]. Delaire^[10] s'est également basé sur des critères morphologiques, qu'il surnomme les signes du « turfiste », pour essayer d'objectiver le potentiel de croissance mandibulaire. À partir de critères mandibulaires et cranio-faciaux facilement différenciables, il prédit une hypo- ou une hyper-activité de croissance, une mandibule de croissance normale, une hypo- ou hyper-condylie, une micro- ou macromandibulie, une brachy- ou dolichocorpie. Grâce à ces critères morphologiques, l'orthodontiste peut ainsi mieux poser ses indications thérapeutiques et évaluer ses chances de réussite. Des travaux de Ricketts^[28] ont émergé deux méthodes : la prévision de croissance à court terme, et la prévision « archiale » de croissance à long terme. Les limites de la prévision à court terme, aussi bien dans la durée envisagée que dans l'estimation de la face supérieure, l'ont amené à évaluer le résultat de la croissance cranio-faciale sur une période allant de 7 – 8 ans jusqu'à l'âge adulte. Inspiré par les travaux de Moss et Simon^[24], Ricketts^[28] a observé une tendance de la mandibule à se courber davantage à mesure qu'elle grandit le long d'une spirale logarithmique et a suggéré que la croissance mandibulaire rayonne à partir du point ptérygo-maxillaire (PTM). Cette méthode s'est avérée être une projection précise de la croissance mandibulaire sur

un arc, mais présente toutefois une grande diversité de sources d'erreur, dépendantes de l'expérience du praticien.

Avec l'avènement de l'informatique, des algorithmes mathématiques ont été développés pour prédire l'ampleur de la croissance mandibulaire à partir de valeurs d'agrandissement moyen. Bien que les résultats de Chvatal et al.^[8], Rudolph et al.^[29], Sagun et al.^[30], Buschang et al.^[6] semblent prometteurs, ils ne tiennent pas compte de la variabilité intra-individuelle en s'appuyant sur des valeurs d'accroissement moyen.

Les prévisions de croissance décrites restent imprécises. Il n'y a, à ce jour, pas de consensus pour essayer de prédire au mieux la croissance mandibulaire malgré de nombreux travaux de recherche dans le domaine, et l'orthodontiste ne peut se fier à son intuition d'expert^[14]. Entre l'extrême variabilité inter-individuelle, la variabilité du schéma de croissance en fonction de l'âge, le peu de signes structuraux caractéristiques identifiables avant la puberté, l'utilisation de normes statistiques, les biais interprétatifs humains et la différence d'expérience entre les praticiens, les orthodontistes sont amenés à se tourner vers de nouvelles technologies.

L'intelligence artificielle (IA) consiste à créer des machines capables de simuler l'intelligence humaine^[26]. Les avantages de l'IA dans le domaine médical incluent une meilleure performance dans le diagnostic, la thérapeutique, la prévention et le suivi des patients. L'IA surpasse déjà l'homme dans certaines disciplines^[19] : en dermatologie, l'IA est plus performante pour reconnaître une lésion maligne ; en neurologie, pour le diagnostic d'Alzheimer ; en ophtalmologie, pour diagnostiquer une rétinopathie... Deux sous-ensembles de l'IA qui nous intéressent tout particulièrement en orthodontie sont le machine learning et le deep learning.

Le « Machine Learning » (ML), ou apprentissage automatique, utilise des algorithmes pour apprendre des données et prendre des décisions basées sur des modèles observés. Il s'améliore en continu avec l'expérience

acquise à chaque tâche réalisée. Lorsqu'il se trompe, une intervention humaine est nécessaire pour le corriger. Le ML peut être supervisé ou non supervisé^[26].

Le « Deep Learning », ou apprentissage profond, utilise des réseaux neuronaux artificiels pour imiter le fonctionnement du cerveau humain^[26]. Ces réseaux peuvent s'auto-améliorer en s'entraînant à partir d'erreurs. Ils fonctionnent grâce à des connexions neuronales qui transmettent rapidement l'information. Inspirés des neurones biologiques, les neurones artificiels sont connectés les uns aux autres et activés si un seuil est atteint. Le terme « profond » se réfère au nombre de couches dans le réseau, généralement plus de trois. Ces réseaux apprennent quelles caractéristiques sont importantes pour classer les données, et sont très performants pour la classification, le regroupement de données et la reconnaissance de formes. Il existe plusieurs architectures principales dans le domaine du Deep Learning :

- Les Convolutional Neural Networks (CNN), qui sont inspirés du cortex visuel animal.
- Les Multilayer Perceptrons (MLP), ou perceptrons multicouches.
- Les Recurrent Neural Networks (RNN), ou réseaux neuronaux récurrents.
- Ces réseaux sont utilisés pour des tâches complexes telles que la localisation de biomarqueurs dans des images médicales. Des méthodes interprétables comme la cartographie d'activation de classe (CAM)^[26] sont efficaces pour fournir une identification visuelle, (à l'aide d'une carte thermique) des régions d'intérêt (ROI). Celles-ci sont des zones dans les images médicales fournies en entrée, sur lesquelles le CNN s'est réellement appuyé pour réaliser son classement.

Bichu et al.^[3], Mohammad-Rahimi et al.^[22] et Dashti et al.^[9] ont réalisé trois revues bibliographiques visant à étudier l'efficacité des modèles basés sur l'IA utilisés dans la détection, le diagnostic et la planification du traitement des points de repère orthodontiques. La technologie de l'IA a obtenu des résultats plus que prometteurs dans la détection automatisée de points de repère sur des téléradiographies de profil (TRP) et

sur les photographies du bilan, la détermination du degré de maturation des vertèbres cervicales^[21], le jugement de l'attractivité d'un visage, la classification du décalage squelettique, l'indication et choix d'extraction dentaire pour raison orthodontique, la prévision du besoin d'un traitement avec ou sans chirurgie orthognathique, l'étude de la relation entre la retrognathie mandibulaire et l'anatomie du crâne, et enfin la prévision de croissance qui fait l'objet de notre revue.

L'objectif de cette revue systématique de la littérature est d'étudier l'apport de l'IA dans la prévision de la croissance mandibulaire chez des patients en cours de croissance.

MATÉRIEL ET MÉTHODES

L'écriture de cette revue systématique de la littérature a été conduite selon les dernières recommandations PRISMA (*Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analyses*, 2020).

Les publications retenues devaient comporter les critères d'inclusion suivants :

- Type d'étude : seules les publications publiées en anglais ou en français avec un résumé accessible directement sur la base de données ont été sélectionnées.
- Type de participants : seuls les articles portant sur des patients en cours de croissance et non traités orthodontiquement pendant toute la période de suivi ont été inclus.
- Type d'intervention : les articles retenus étudiaient au moins un des critères suivants :
 - Au moins deux TRP en série d'un même patient en cours de croissance.
 - Étude de la croissance mandibulaire ou de la face comprenant aussi l'étude de la mandibule.
 - Date de publication : aucune restriction de date de publication n'a été appliquée.

Les critères d'exclusion ont été les suivants :

- Séries de cas, rapports de cas, correspondances, résumés ou chapitres de livres.
- Patients présentant une anomalie congénitale ou syndromique.

- Patients avec antécédents de chirurgie de la tête ou du cou.
- Études portant sur des sujets ayant terminé leur croissance.
- Études n'apportant pas d'informations de prévision de croissance.

Une revue systématique a été effectuée à partir des bases de données bibliographiques suivantes : PubMed, Embase, Scopus, Web of Science et Cochrane Library. Cette recherche a été complétée par une recherche manuelle sur la bibliographie des articles initialement sélectionnés. Toutes les recherches ont été effectuées par un seul opérateur dans chaque base de données. Chaque source a été consultée pour la dernière fois le samedi 10 février 2024.

Une sélection des mots clés autour des concepts clés de prévision de croissance mandibulaire et d'intelligence artificielle a été réalisée. L'équation de recherche finale a suivi la formule suivante : ("Growth & development"[MeSH] OR "Growth prediction" OR "Facial growth prediction" OR "Mandibular growth prediction") OR ("Mandible"[MeSH] OR "Mandibular" OR "Mandibular growth" OR "Orthodontics")) AND ("Artificial Intelligence"[MeSH] OR "Neural Networks, Computer"[MeSH] OR "Neural networks" OR "Deep Learning" OR "Machine Learning" OR "Support Vector Machine" OR "Artificial Neural Networks" OR "Recurrent Neural Network" OR "Convolutional Neural Network"). La syntaxe de l'équation a été adaptée à chaque base de données consultées.

La première sélection s'est faite après lecture des titres et des résumés, et élimination des doublons. Puis les articles pertinents ont été conservés après une lecture plus approfondie. Les informations collectées dans les articles finalement inclus ont été :

- Auteur et date de publication.
- Caractéristiques de la population étudiée : population source, taille de l'échantillon, sexe, ethnie, âge, période de suivi.
- Méthode d'intelligence artificielle employée.
- Critère de jugement principal utilisé.
- Facteurs de confusion.
- Résultats des critères de jugement principaux et secondaires.

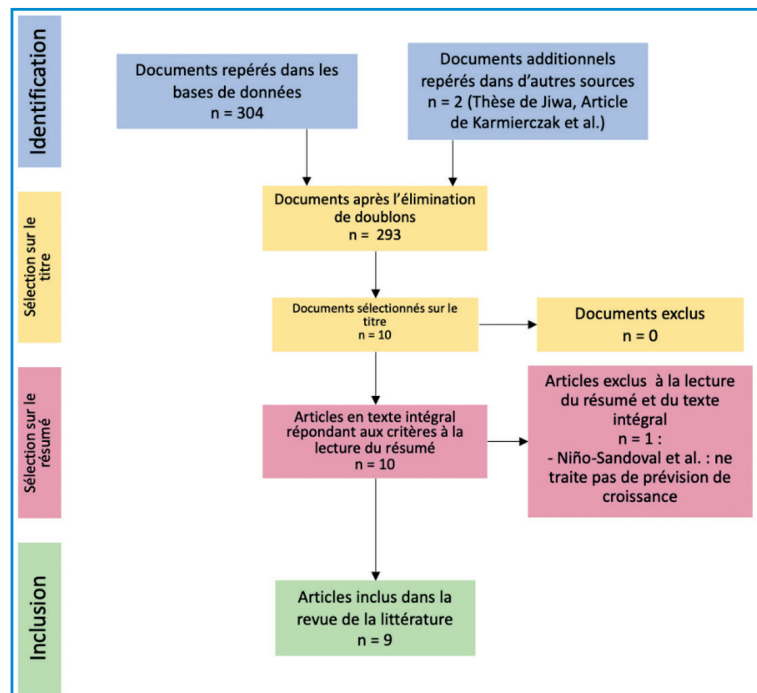


Figure 1 : diagramme de flux.

RÉSULTATS

La figure 1 correspond au digramme de flux qui résume les différentes étapes qui ont abouti à la sélection des 8 articles et une thèse, éléments pertinents qui répondaient à tous nos critères de sélection pour effectuer la revue de la littérature. Nous avons résumé les résultats que nous avons considérés utiles sous la forme d'un tableau synthétique. Les articles y sont classés par ordre chronologique de publication.

Les 8 articles sélectionnés et la thèse ont été publiés respectivement entre 1998, 2021, 2023 (cinq articles), 2024, et 2020. Les études sélectionnées sont toutes des études observationnelles rétrospectives à visée analytique de cohorte (Grade B – niveau 2, HAS 2013). Les 8 articles inclus sont issus de 6 revues scientifiques différentes (tab. 3) :

- Cinq revues présentaient un Impact Factor supérieur à 3 (Diagnostics, Orthodontics & Craniofacial Research, BMC oral health) dont trois articles issus de la même revue (Diagnostics).
- Une revue présentait un Impact Factor compris entre 2 et 3 (The Angle Orthodontist).
- Deux revues étaient sans Impact Factor (GDA, Neural Information Processing).

Le nombre de sujets inclus dans les études variait de 31 (Zakhar et al.^[36]) à 639 (Kazmierczak^[15]). Concernant le sexe, seule l'étude de Wood et al.^[35] comportait exclusivement des garçons.

L'ethnie des sujets était variable : avec des patients irlandais issus de la Belfast Growth Study (Lux et al.^[20]), des patients américains issus de la Forsyth Moorrees Twin Study (Boston, Jiwa et al.^[13]), des patients chinois issus d'un centre orthodontique à Zhejiang (Zhang et al.^[38]), des patients norvégiens issus de la Nittedal Growth Study (Kazmierczak et al.^[15]). Trois études portaient sur des patients américains et canadiens issus de la base de données en libre accès de l'American Association of Orthodontists Foundation (AAOF) Craniofacial Growth Legacy Collection (incluant les données des études : Bolton-Brush, Burlington, Denver, Fels Longitudinal, Forsyth Twin, Iowa, Mathews, Michigan et Oregon) (Kazmierczak et al.^[15], Wood et al.^[35] et Zakhar et al.^[36]), des patients coréens issus du département d'orthodontie de l'hôpital dentaire de l'université nationale de Séoul (Moon et al.^[23]), et enfin deux études portaient sur des patients japonais issus de l'école de médecine dentaire de Kanagawa d'élèves de l'école primaire de Shioiri (Kim et al.^[16]) et du département dentaire de l'Université d'Okayama (Larkin et al.^[17]).

L'âge des individus inclus s'étendait de 6 ans à 19 ans. La période de suivi intégrait l'adolescence et par conséquent la forte période de croissance dans la majorité des études : Lux et al. (7 à 15 ans)^[20], Jiwa et al. (7 à 19 ans)^[13], Kazmierczak et al. (9 à 18 ans)^[15], Zhang et al. (8 à 14 ans)^[38], Moon et al. (10,9 à 14,2 ans)^[23], Wood et al. (11,8 à 15,8 ans)^[35], Zakhar et al. (12 à 16 ans)^[36]. En revanche les études de Kim et al.^[16] et Larkin et al.^[17] n'intégraient pas l'adolescence et concernaient les enfants de 6 à 12 ans pour l'une et de 8 à 10 ans pour l'autre.

Les études examinées ont employé diverses méthodes d'IA, incluant à la fois des techniques d'apprentissage automatique (ML) et d'apprentissage profond (DL). Les critères de jugement utilisés pour définir la croissance étaient également hétérogènes.

Tous employaient des repères céphalométriques. Les résultats sur ces critères de jugements sont synthétisés sous la forme d'un tableau annexe.

DISCUSSION

Critique de la méthode de recherche

Concernant la qualité des études, les articles sont issus de revues dont l'impact factor est compris entre 2,684 et 3,61, ce qui est considéré comme satisfaisant pour des revues d'orthopédie dento-faciale. Cependant, selon la HAS, le niveau de preuve est classé comme étant de bas grade.

Les biais présents dans les études conduisent à une interprétation raisonnée et prudente des résultats :

- Un biais de sélection est présent dans la mesure où un seul opérateur a réalisé la sélection et l'inclusion des articles.
- Des biais d'échantillonnage existent par la variabilité significative dans l'ampleur et la direction de la croissance mandibulaire pubertaire selon les sexes, les ethnies et le type de dysmorphose.

Concernant le sexe, seuls les travaux de Wood et al.^[35] n'incluaient que des garçons, ne permettant pas d'extrapoler leurs résultats aux filles.

L'âge des individus inclus dans les analyses n'était pas homogène, allant de 6 à 19 ans. Les périodes d'observation de prévision étaient différentes entre elles. La majorité des études ont eu une période de suivi englobant l'adolescence et donc la forte période de croissance alors que deux travaux se sont arrêtés à la période pré-adolescente^[16,17]. Dans les études Zakhar et al.^[36] et Moon et al.^[23], il est à noter que l'algorithme a probablement détecté la vitesse moyenne de hauteur maximale, qui se produit généralement vers l'âge de 14 ans chez l'homme, permettant ainsi des prédictions plus précises. L'utilisation d'enregistrements

d'enfants âgés de 11 à 16 ans comme dans l'analyse de Wood et al.^[35] permet d'étudier le pic de croissance et de maturation, se terminant lorsque le pic de croissance commence à se stabiliser, pour une estimation plus stable de la position mandibulaire après la croissance. Dans une approche globale du patient, c'est la prédiction de la croissance mandibulaire au stade post-pubère qui est la plus pertinente. De plus, en utilisant des données provenant d'individus âgés de 11 à 16 ans, les stades de croissance et de maturation maximales que connaissent la plupart des patients sont analysés, permettant ainsi d'obtenir une estimation plus stable de la position finale de la mandibule à mesure que la croissance s'approche de son plateau selon Zakhar et al.^[36]

Parmi les sujets inclus dans les différentes études, certains ont été inclus selon leur classification squelettique sagittale.

Zhang et al.^[38] se sont concentrés sur les patients présentant un inversé d'articulé antérieur et une classe III squelettique. Ils ont souligné l'importance de prédire la croissance chez ces patients, car une classe III squelettique sévère peut nécessiter une chirurgie orthognathique. Ils ont également mis en garde contre les risques de résultats instables si un traitement de compensation alvéolaire était entrepris trop tôt, ce qui pourrait nuire au patient. Étant donné que le succès du traitement dépend souvent de la croissance mandibulaire, une prédiction précoce et précise de celle-ci est primordiale.

Dans leur étude, Zakhar et al.^[36] ont choisi de se concentrer exclusivement sur les patients présentant une classe II squelettique, probablement en raison de sa prévalence élevée.

En revanche, Wood et al.^[35] et Larkin et al.^[17] ont inclus uniquement des individus sans malocclusions squelettiques significatives. Wood et al.^[35] ont justifié cette décision en soulignant les différences importantes dans la croissance mandibulaire entre les malocclusions de classe II et de classe III. Leur objectif était de créer une référence normative pour la croissance mandibulaire chez des individus sans divergence de la mâchoire, afin de

faciliter la création de modèles de prédiction de la croissance.

Moon et al.^[23] ont noté que leur étude était limitée, car la majorité des sujets inclus présentaient des malocclusions de classe II ou III, ce qui ne représente pas la population générale où les malocclusions de classe I sont plus courantes. Une population restreinte à une seule dysmorphose peut biaiser les résultats et limiter la généralisation des conclusions.

Pour améliorer la précision des prévisions de croissance et leur applicabilité à une plus large gamme de patients, il est important d'inclure une variété de dysmorphoses et de caractéristiques morphologiques dans les études futures. Cela permettra d'obtenir des informations plus proches de la réalité clinique.

Critique de l'analyse céphalométrique

Les résultats des études dépendent largement de la précision des repères céphalométriques utilisés. Cependant, l'erreur céphalométrique est inévitable, car il s'agit d'une représentation en 2D d'une structure 3D. Malgré les efforts pour minimiser ces erreurs, des biais peuvent être introduits en raison des erreurs de détection des points de repère et du traçage humain. Les spécialistes considèrent généralement une erreur de localisation des points de repère inférieure à 1,5 mm comme cliniquement acceptable^[13], mais cela peut représenter toute la quantité de croissance prédite.

De plus, les études nécessitent souvent des quantités massives de données disponibles uniquement au format analogique. L'échantillon de l'étude Forsyth a utilisé le même céphalomètre, tandis que l'échantillon de l'AAOF a obtenu des données provenant de plusieurs études de croissance utilisant différents céphalomètres. Cela peut entraîner des variations dans les mesures et des difficultés lors de la comparaison des résultats entre les études.

Critique du choix du critère de jugement

Les auteurs ont utilisé diverses méthodes pour prédire la croissance de la mandibule, mais comparer son évolution à sa forme initiale à partir de points de référence stables reste un défi.

Traditionnellement, la superposition des repères de points terminaux (TRP) initiaux et finaux a été utilisée pour évaluer la croissance mandibulaire, par exemple en superposant au point S comme orienté vers la ligne SN. Cependant les conclusions peuvent varier considérablement en fonction de la méthode d'enregistrement choisie, ce qui entraîne une évaluation subjective de la croissance^[24]. De plus, les points de repère intracrâniens (S/N/Por/Or/Ba) ne sont pas stables entre les individus en raison du remodelage osseux constant^[24].

Kazmierczak et al.^[25] se sont basés sur l'évolution de points céphalométriques après leur superposition sur le plan SN. Le manque de stabilité de ce plan affecte tous les modèles de prédiction de croissance, entraînant des imprécisions. Des solutions alternatives ont été proposées, telles que la superposition sur la base crânienne en utilisant un nasion artificiel pour stabiliser la référence. Cela verrouille la distance SN et l'angle du plan. Cependant, ces approches ajoutent de la complexité et peuvent ne pas être entièrement précises.

Certaines études ont également utilisé des angles, par exemple l'axe Y, pour évaluer le changement de la position mandibulaire. Moyers et Bookstein^[24] ont souligné la difficulté fondamentale d'interpréter le changement d'un angle puisque tout angle mesuré est fonction de trois points de deux coordonnées chacun. Ainsi, les mouvements de croissance de S et de Na ainsi que les mouvements de croissance du Gn peuvent affecter le changement de l'axe Y. Ainsi, différents modèles de déformation, c'est-à-dire différents modes de croissance, peuvent entraîner des changements similaires de l'angle.

Une autre critique concerne le manque de distinction entre le changement de taille et de forme dans les méthodes conventionnelles. Toutes les limites méthodologiques conventionnelles de la céphalométrie mentionnées jusqu'à présent justifient l'approche utilisée dans le travail de Lux et al.^[20] pour paramétrer la croissance cranio-faciale au moyen d'une analyse tensorielle. Cependant, ce type d'analyse n'a pu obtenir qu'une acceptation limitée dans la littérature.

Björk a suggéré d'utiliser la pointe du menton, la structure corticale interne de la symphyse, le canal mandibulaire et le contour inférieur de la troisième molaire comme points de référence stables pour la superposition structurale mandibulaire^[4].

Dans certaines études (Wood al.^[35] et Zakhar et al.^[36]), un grand nombre de variables céphalométriques ont été sélectionnées pour prédire la croissance mandibulaire. Skieller et al.^[32] ont noté qu'il est pratiquement impossible d'étudier toutes les combinaisons avec un si grand nombre de variables indépendantes pour l'homme seul. Cependant, l'utilisation de l'IA a atténué cette préoccupation. Les résultats de ces études ont montré que, même si un trop grand nombre de variables étaient utilisées comme données d'entrée, certaines caractéristiques étaient captées par les algorithmes. La longueur mandibulaire et l'axe Y initiaux (T1) étaient considérés comme les prédicteurs les plus importants pour les mêmes mesures finales (T3), mais d'autres mesures ont également joué un rôle de prédicteurs importants du résultat. Il s'agit d'un résultat intéressant puisque Björk^[5] a déterminé que la longueur finale mandibulaire ne pouvait pas être jugée à partir de sa taille avant la puberté.

D'autres études ont utilisé la distance S-Gn plutôt que Co-Gn pour évaluer la longueur mandibulaire^[27] : cela pourrait être plus utile dans les études futures, car Co est souvent plus difficile à localiser.

Idéalement, un modèle de prédiction de croissance pure prendra en compte les changements dans toutes les structures

cranio-faciales au fil du temps pour tenter de produire une prédiction précise. L'utilisation de l'intelligence artificielle pourrait aider à minimiser les erreurs en tenant compte de multiples variables et en apprenant des modèles de croissance complexes.

Valeurs des résultats

La méthode de Lux et al.^[20] offre une norme de comparaison pour les modèles de croissance, permettant de calibrer de nouveaux patients par rapport à des vecteurs de référence. Bien que cette méthode soit applicable à l'analyse de la croissance cranio-faciale, des recherches supplémentaires sont nécessaires.

Jiwa et al.^[13] ont élaboré un modèle de prédiction de la croissance à partir du DL utilisant 17 repères mandibulaires. La précision de ce modèle a été évaluée en comparaison avec les prédictions de croissance de Ricketts (RGP). Il convient de noter que les conditions de test entre le DL et le RGP n'étaient pas équivalentes. Le calcul de l'erreur absolue moyenne (MAE) pour le DL impliquait des prédictions sur une période de 2 ans pour chaque sujet testé, couvrant des tranches d'âge de 7 à 17 ans. En revanche, le calcul du MAE pour le RGP était basé sur des prédictions sur 2 ans pour chaque sujet testé uniquement à l'âge de 12 ans. Par conséquent, la plasticité du RGP n'a pas été évaluée de la même manière en termes de couverture d'âge. L'adoption d'un protocole de test identique pour le RGP et le DL pourrait affecter la précision des résultats. Une comparaison équitable, une augmentation du volume de données, ajuster les critères d'inclusion, et fournir une formation accrue pour améliorer la précision des prédictions du DL devrait être envisagée dans de futures recherches.

Dans l'étude de Zhang et al.^[38], les résultats ont montré que le modèle d'apprentissage profond a atteint une précision de 85 % pour prédire si la mâchoire d'un enfant présentant un inversé d'articulé antérieur évoluerait vers une promandibulie ou une mâchoire normale entre 8 et 14 ans.

Cette précision de prédiction surpassait largement celle des orthodontistes juniors, qui était de 54,2 %. Cette performance remarquable peut être attribuée à l'innovation du processus de prédiction, qui a remplacé l'analyse traditionnelle des mesures linéaires et angulaires par un système de détection et d'analyse directe et complète. Une autre découverte significative était que le taux de faux négatifs du modèle d'apprentissage profond était également nettement inférieur à celui des orthodontistes débutants. Cela suggère que les orthodontistes pourraient être plus enclins à faire des prédictions erronées en supposant à tort que la mâchoire resterait normale alors qu'elle se développerait de manière excessive. Ces résultats soulignent l'importance potentielle des modèles d'apprentissage profond dans la prédiction de l'évolution de la mâchoire et dans la prise de décision clinique en orthodontie. En identifiant plus précisément les cas nécessitant une intervention chirurgicale, ces modèles peuvent contribuer à éviter les échecs de traitement et les récives après chirurgie orthognathique.

De plus, le modèle d'apprentissage profond a intégré la technologie Grad-CAM pour fournir un guide visuel afin d'essayer de révéler le mécanisme de prédiction sous-jacent. Les résultats ont montré que les zones de saillance identifiaient des régions telles que le menton, le bord inférieur de la mâchoire, la région des incisives, les voies respiratoires et le condyle. Ces résultats ont fourni de nouvelles pistes de prédiction, mettant en lumière des aspects jusqu'alors négligés comme l'importance potentielle des voies respiratoires dans la croissance mandibulaire. Ce résultat pourrait être mieux interprété par certains rapports affirmant que les caractéristiques morphologiques des voies respiratoires sont corrélées avec le schéma squelettique cranio-facial, comme la malocclusion squelettique de classe II^[7] et la malocclusion squelettique de classe III^[37]. Les résultats de cette étude ont fourni de nouveaux indices de prédiction.

Cependant, malgré les performances prometteuses du modèle testé, certaines limites subsistent. Premièrement, la taille des

ensembles de données d'entraînement et de test était relativement petite. Deuxièmement, d'autres modèles d'apprentissage profond n'ont pas été évalués pour comparer les performances de prédiction. Enfin, des facteurs cliniques tels que les antécédents familiaux des patients n'ont pas été inclus dans l'algorithme, ce qui pourrait améliorer les performances du modèle d'apprentissage profond.

Moon et al.^[23] ont utilisé des TRP en série des mêmes patients, avec un âge moyen allant de 10,9 à 14,2 ans. Ils ont développé un modèle de prédiction de la croissance en utilisant un algorithme des moindres carrés partiels, qui a analysé les coordonnées de 78 points de repère céphalométriques. Leurs résultats suggèrent que plus l'âge au moment de la prédiction est jeune, plus les erreurs de prédiction sont importantes. Ils ont également observé, comme Larkin et al.^[17], que prédire la croissance des tissus mous était plus difficile que prédire les changements dans les repères squelettiques. Cette différence peut être attribuée à la variabilité de la morphologie des tissus mous au sein de la population de patients ou peut être simplement due à une diminution du contraste dans les images, limitant leur capacité à représenter correctement le profil, probablement en raison de l'influence de facteurs imprévisibles tels que la posture anormale et le tonus musculaire. Un point fort de cette étude^[17] était sa taille d'échantillon plus importante par rapport aux études antérieures sur la prédiction de la croissance, renforçant la puissance statistique de l'étude et autorisant des prédictions plus précises.

Wood et al.^[35] ont étudié les stades de développement prépubère (âge moyen de 11 à 12 ans, T1), pubertaire (âge moyen de 13 à 14 ans, T2) et post-pubère (âge moyen de 15 à 16 ans, T3) chez les mêmes patients masculins en classe I. L'objectif était de prédire la longueur mandibulaire et l'axe Y après la puberté. Les modèles de prédiction de la croissance développés à partir de chaque méthode de ML ont été utilisés pour comparer les prédictions avec les mesures réelles. Ils ont réussi à prédire avec précision la longueur mandibulaire, avec une marge

d'erreur de seulement 3 mm. De plus, ils n'ont trouvé aucune différence statistiquement significative entre l'utilisation des données de T1 seule ou des données combinées de T1 et T2 pour prédire la longueur mandibulaire après la puberté. Cette observation est encourageante, car elle suggère que la capacité de prédire la croissance mandibulaire pourrait être atteinte à partir d'un seul point de données recueillies plus tôt dans le développement d'un patient. Cependant, ces résultats divergent des conclusions de l'étude de Kim et al.^[16] qui ont obtenu une meilleure précision en utilisant à la fois les données initiales et les données de croissance ultérieures (les prévisions ont été réalisées sur une période de 6 à 13 ans, avec des radiographies TRP annuelles). Il est donc recommandé dans les futures études de continuer à évaluer l'efficacité de l'utilisation des données de T1 seules par rapport à celles combinant T1 et T2.

La précision de la prédiction de la longueur mandibulaire validée par LASSO dans l'étude de Wood et al.^[35] variait entre 97,18 % et 97,46 %, tandis que dans l'étude de Kim et al.^[16] elle atteignait 98,26 %. Cette amélioration peut être attribuée à la plus grande taille de l'échantillon et à l'utilisation de TRP obtenues annuellement sur une période de 8 ans^[16].

Zakhar et al.^[36] se sont intéressés au patient en classe II et ont prédit avec exactitude la longueur mandibulaire post-pubère avec une marge d'erreur de seulement 2,5 mm. De plus, les modèles de ML ont montré une capacité exceptionnelle à prédire avec précision l'axe Y dans une plage étroite de 1°. Dans chaque modèle de ML, différents prédicteurs étaient importants :

- Pour la longueur mandibulaire, les facteurs significatifs comprenaient l'âge chronologique, les hauteurs faciales supérieure et inférieure, ainsi que la position des incisives supérieures. Le fort pouvoir prédictif de l'âge chronologique est logique, car les patients se trouvaient dans la période de pic de croissance autour de la puberté. La hauteur faciale inférieure a également joué un rôle important, les patients hypodivergents tendant à avoir une croissance

plus vers l'avant, les hyperdivergents plus verticale^[31]. Étant donné que les patients en classe II division 2 ont généralement une hauteur de visage inférieure plus courte^[31], l'algorithme a peut-être exploité cette information pour les identifier comme étant en croissance avancée. Ces facteurs prédictifs indiquent que les algorithmes ML étaient peut-être capables de différencier les patients de classe II division 1 et 2 afin de discerner plus précisément le modèle de croissance approprié.

- En ce qui concerne l'axe Y, les facteurs les plus prédictifs étaient les mesures sagittales telles que SN-MP, SN-Pog, SNB et SNA. Ces mesures permettent d'évaluer la direction de la croissance mandibulaire par rapport à la base crânienne, ainsi que les relations squelettiques globales entre la base crânienne et les mâchoires. Par exemple, un angle SN-MP plus grand indique une tendance à une mandibule plus reculée, tandis qu'un angle plus faible indique une tendance à une mandibule plus avancée^[31].

Kim et al.^[16] ont été les seuls à comparer la précision des prédictions entre les méthodes mathématiques et l'IA. Ils ont fait référence à l'étude de Buschang et al.^[6], qui ont développé un modèle de prédiction de la croissance en utilisant les vitesses annuelles moyennes des repères céphalométriques, comparé à un modèle polynomial de croissance de la population. L'étude de Buschang a atteint une précision de prédiction de 76 à 77 % pour la distance S-Gn à 4 ans (de 11 à 15 ans). En revanche, l'étude de Kim et al.^[16] a obtenu une précision plus élevée, avec une fourchette de précision de 93,26 % à 98,39 % pour la même mesure à 6 ans (de 6 à 12 ans). D'autres études telles que celle de Chvatal et al.^[8] ont tenté d'améliorer la précision en utilisant des données longitudinales sur la croissance cranio-faciale, mais n'ont pas observé une amélioration significative. La précision de l'axe Y et de la distance S-Gn dans l'étude de Kim et al.^[16] était respectivement de 99,28 % et 97,94%.

Ils ont observé que les erreurs de prédiction variaient selon les mesures, avec des valeurs d'erreur plus élevées pour certaines mesures

telles que l'angle PO/SN. Divers facteurs pouvant être impliqués dans la croissance cranio-faciale (flexion de la base crânienne, éruption dentaire, dimension verticale, croissance intrinsèque maxillaire et mandibulaire, génétique, environnement...) sont discutés, ainsi que leurs interactions. En particulier l'importance l'angle PO/SN comme un déterminant majeur dans l'établissement de la position mandibulaire, n'est pas entièrement compris, ce qui rend difficile sa prédiction^[31].

Dans l'étude de Larkin et al.^[17], on retrouve certaines limites, notamment le nombre limité d'images dans l'ensemble de données, la représentativité limitée des échantillons squelettiques de classe I et la restriction aux échantillons provenant d'une seule université au Japon; et le fait que les données n'ont été fournies que pour les mesures linéaires, sans distinction entre les coordonnées horizontales et verticales. Ces limitations nécessitent une exploration plus approfondie dans les futures études connexes.

Limites de la revue

Cette revue systématique présente plusieurs limites. Tout d'abord, il aurait été préférable de sélectionner uniquement des études incluant des sujets sans distinction de dysmorphoses, de sexe, d'ethnie ou de tranche d'âge, afin d'améliorer la validité externe des résultats. De plus, l'utilisation d'une seule méthode pour déterminer la croissance mandibulaire et le respect des conventions de superposition des TRP auraient été souhaitables pour assurer la cohérence des analyses.

Augmenter la taille des échantillons et effectuer un calcul préalable du nombre de sujets nécessaires aurait également renforcé la pertinence et la puissance des études. La taille relativement réduite des échantillons dans toutes les études examinées est souvent due aux contraintes liées à l'accès aux données. Cependant, pour maximiser la représentativité et la diversité des données, une taille d'échantillon plus grande aurait été souhaitable, surtout lors de l'utilisation de techniques de ML et DL. Bien que les études

examinées aient pu établir des corrélations et soulever des hypothèses étiopathogéniques, elles n'ont pas permis d'évaluer l'impact précis de chaque facteur sur la croissance cranio-faciale, ni d'établir de lien de cause à effet de manière concluante. Par conséquent, une interprétation prudente des résultats est nécessaire.

Enfin, l'utilisation de radiographies discontinues plutôt que de suivis longitudinaux pour prédire la croissance cranio-faciale limite leur applicabilité pour les prédictions individuelles dans la pratique clinique. Si certaines études ont suivi la croissance cranio-faciale longitudinale des individus, les prédictions individuelles des patients n'ont pas atteint le niveau de précision requis dans la pratique clinique. Ces défis soulignent la nécessité de poursuivre les recherches dans ce domaine et d'améliorer les méthodes d'analyse et de prédiction de la croissance cranio-faciale.

CONCLUSION

La croissance cranio-faciale est un domaine central en orthodontie, mais sa prédiction reste un défi. L'intelligence artificielle (IA) offre des perspectives prometteuses pour améliorer cette prévision, bien que ses applications actuelles présentent des limites.

Les modèles actuels peuvent être améliorés avec des données de meilleure qualité et en quantité suffisante.

Cependant, l'IA doit tenir compte des conditions spécifiques de chaque patient, notamment en intégrant les aspects fonctionnels et bucco-dentaires, ainsi que les besoins psychologiques individuels. L'expertise d'un clinicien expérimenté reste indispensable pour une analyse complète et personnalisée.

L'orthodontie est une spécialité qui continuera d'évoluer grâce aux avancées de l'IA et le rôle futur de l'orthodontiste interroge. Une opportunité importante réside dans l'application de l'IA en médecine de précision. Cette approche, qui adapte les interventions médicales en fonction des données spécifiques de chaque patient, pourrait révolutionner les traitements orthodontiques et constituer le prochain changement de paradigme^[12]. Il n'est pas utopique qu'à l'avenir, chaque patient bénéficie d'une prédiction de croissance personnalisée, avec des options de traitement basées sur des données telles que des images CBCT et des empreintes optiques interprétées par des systèmes d'IA. Dans ce scénario, l'orthodontiste resterait l'expert responsable du diagnostic et du choix thérapeutique, garantissant une approche précise et adaptée à chaque patient.

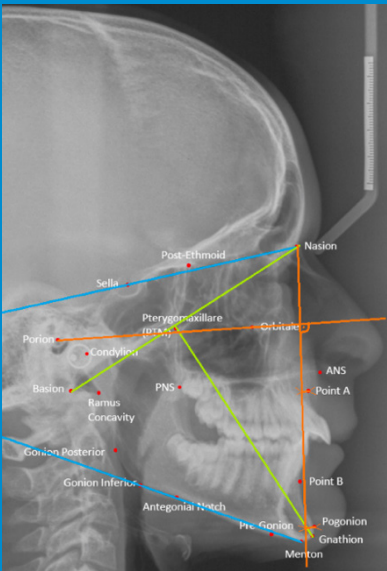
CONFLIT D'INTÉRÊT

Les auteurs déclarent n'avoir aucun conflit d'intérêt.

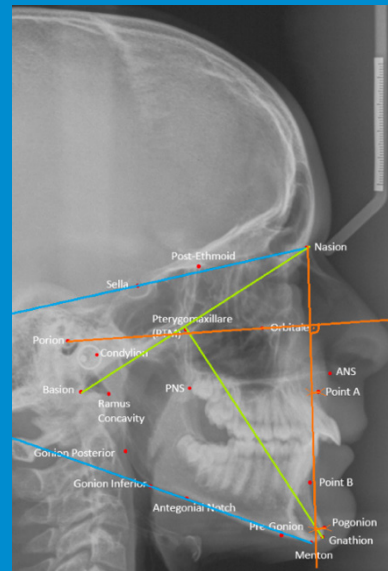
PRINCIPAUX TERMES UTILISES EN IA NON COMMUNS POUR L'ORTHODONTISTE

| Terme | Définition ^[26] |
|---|--|
| Artificial Intelligence (AI) Intelligence Artificielle (IA) | Branche de la science selon laquelle les machines tentent d'automatiser les tâches mentales, imitant l'intelligence humaine. |
| Machine Learning (ML) Apprentissage automatique | Sous-domaine de l'IA qui peut continuellement s'améliorer dans les tâches avec une expérience supplémentaire. |
| Supervised learning Apprentissage supervisé | Méthode qui utilise des données d'entrée étiquetées (variables indépendantes) pour prédire la sortie (variable dépendante). |
| Unsupervised learning Apprentissage non-supervisé | Méthode qui utilise des données non étiquetées et doit prédire lui-même des propriétés significatives. |
| Transfer learning Apprentissage par transfert | Méthode qui améliore les performances du modèle à l'aide des connaissances transférées de domaines sources différents mais liés. |
| Deep Learning (DL) Apprentissage profond | Sous-domaine du ML qui est composé de plusieurs couches de traitement pour apprendre des représentations de données avec différents niveaux d'abstraction. |
| Artificial Neural Network (ANN) Réseau de neurone artificiel | Réseau de neurone composé de plusieurs couches s'inspirant du système nerveux humain. |
| Recurrent Neural Network (RNN) Réseau de neurone récurrent | Réseau de neurone qui comprend des connexions de rétroaction, et ainsi n'importe quelle couche peut communiquer avec une couche précédente. |
| Convolutional Neural Network (CNN) Réseau de neurone convolutif | Réseau de neurone qui utilise la convolution, une opération linéaire spécialisée, à la place de la multiplication matricielle générale dans au moins une couche. |
| Support Vector Machine (SVM) Machines à vecteurs de support | Algorithmes de ML supervisés qui analysent les données étiquetées classées en groupes. |
| Classification Trees (CT) Arbres décisionnels | Aussi appelé arbres décisionnels, consistent en des séquences de tests permettant de déterminer une catégorie ou une valeur numérique à attribuer à un enregistrement de données. |
| Class Activation Mapping (CAM) Cartographie d'Activation de Classe | La cartographie d'activation de classe indique essentiellement la région discriminante de l'image, qui a influencé le modèle d'apprentissage en profondeur pour prendre la décision. |
| Random decision forest Forêt de décisions aléatoires | Une méthode d'apprentissage d'ensemble se compose de plusieurs arbres de décision pour la classification et la régression. |
| Attention-based models Modèles basés sur l'attention | Appartiennent à une classe de modèles communément appelés modèles séquence à séquence. Le but de ces modèles est de produire une séquence de sortie à partir d'une séquence d'entrée, en général de longueur différente. |
| Pretrained model/network Modèle/réseau pré-entraîné | Modèle préalablement entraîné sur un grand ensemble de données, similaire au problème que nous voulons résoudre. |
| End-to-end model Modèle de bout en bout | Former un système d'apprentissage complexe en exécutant un modèle unique. |
| Ground truth Vérité de terrain | Valeurs réelles pour lesquelles l'algorithme ML tente de minimiser la différence avec sa sortie. |
| Overfitting Surajustement | Comportement indésirable qui se produit lorsque le modèle d'apprentissage automatique fournit des prédictions précises pour les données d'entraînement, mais pas pour les nouvelles données. |

LISTE DES ABREVIATIONS

| <p>Principaux repères céphalométriques utilisés et leurs abréviations</p> |  |
|--|--|
| Nasion (Na) | Point le plus antérieur de la suture naso-frontale |
| Sella (S) | Centre de la selle turcique |
| Orbital (Or) | Point le plus bas de l'orifice orbitaire |
| Porion (Po) | Point le plus haut du conduit auditif externe |
| Épine Nasale Antérieure (ENA) | Pointe osseuse à l'extrémité antérieure du plancher osseux maxillaire |
| Épine Nasale Postérieure (ENP) | Pointe osseuse à l'extrémité postérieure du plancher osseux maxillaire |
| Sous épineux A | Point le plus en déclive sur le rebord alvéolaire supérieur |
| Sus-mentonnier B | Point le plus en déclive sur le rebord alvéolaire inférieur |
| Menton (Me) | Point le plus bas de l'image de la symphyse |
| Pogonion (Pog) | Point le plus saillant de la symphyse |
| Gonion (Go) | Bissectrice de l'angle formé entre tangente du ramus et du corpus |
| Gnathion (Gn) | Bissectrice de l'angle formé entre tangente du corpus et de la symphyse |
| Condylion (Co) | Point le plus haut et en arrière du condyle |
| Porion (Po) | Point le plus haut du conduit auditif externe |
| PTérygoMaxillaire (PTM) | Point à l'extrémité supéro-postérieure de la fosse ptérygo-palatine |
| Ligne ML1 | Tangente au bord inférieur de la mandibule |
| SN | Ligne reliant les points S et Na |
| Angle FA | Angle formé par les lignes reliant les points Ba-Na et Gn-PTM |
| PN-AN | Différence de distance des points A et Pog à la perpendiculaire à Po-Or passant par Na |
| ANB | Angle formé par les lignes A-Na et Na-B |
| SNA | Angle formé par les lignes S-Na et Na-A |
| SNB | Angle formé par les lignes S-Na et Na-B |

Principaux repères céphalométriques utilisés et leurs abréviations



| Plan d'Occlusion (PO) | Plan passant le contact des premières molaires et au milieu de recouvrement inter-incisif |
|-------------------------------|---|
| AoBo | Distance qui sépare les projections orthogonales des points A et B sur le PO |
| Longueur mandibulaire | Distance qui sépare les points Co et Gn |
| Axe Y | Angle formé par les lignes SN et S-Gn |
| Axe Facial | Ligne formée par les points PTM et Gn cutané |
| Autres abréviations utilisées | |
| Termes complets | |
| HFP | Hauteur Faciale Postérieure |
| HFA | Hauteur Faciale Antérieure |
| TRP | TéléRadiographie de Profil |
| RGP | Ricketts Growth Prediction |
| CRM | Moyenne de Référence Clinique |
| ROI | Region Of Interest |
| MFC | Most Frequency Class |
| MAE | Erreur absolue moyenne |
| RMSE | Erreur quadratique moyenne |
| HTL | Repères tissus durs |
| STL | Repères tissus mous |
| PE | Erreur de prédiction |
| APP | Pourcentage de prédiction précise |
| SSS | Seuil de significativité |
| AUC | Aire sous la courbe |
| PLS | Méthode des carrés partiels |
| LASSO | Least Absolute Shrinkage and Selection Operator |
| AAOF | American Association of Orthodontics Foundation |

TABLEAU SYNTHÈSE DES RÉSULTATS

| Auteurs, année | Population, période et effectif | Méthode d'IA utilisée | Critère de jugement et type de comparaison | Facteurs de confusion | Résultats principaux |
|-----------------------|--|--|---|---|---|
| Lux et al. [20] 1998 | <ul style="list-style-type: none"> - Sujets issus de l'étude de Belfast Growth (Irlande) - TRP à 7 et 15 ans - 43 sujets inclus | ML non supervisé : Analyse tensorielle de cartes auto-adaptatives (cartes de Kohonen) | L'algorithme de Kohonen a été utilisé pour traiter les données de changement de forme (coordonnées de forme de l'ellipse formée) et de taille (taille du centroïde) du triangle formé par 3 repères céphalométriques : S, Na et Gn | <ul style="list-style-type: none"> - Population étudiée : la carte de Kohonen a été construite seulement sur la base de 43 patients irlandais, la répartition des sexes n'était pas renseignée - Pas de comparaison/test avec les radios de nouveaux patients en comparant le schéma prédit par le réseau et la vérité de terrain | <ul style="list-style-type: none"> - Changement de taille : les patients étaient divisés en 6 groupes en fonction de l'ampleur variable du changement de taille de « --- » (croissance légère) à « +++ » (croissance importante) - Changement de forme : schéma de croissance défini par des astérisques : * = horizontal ; ** = vertical, pas d'astérisque = neutre - La formation d'une cartographie topologiquement ordonnée de Kohonen a été obtenue en projetant l'espace de données de croissance sur un réseau bidimensionnel, les patients ayant des schémas de croissances similaires étant projetés sur des endroits similaires, chaque neurone représentant un certain modèle de croissance |
| Jiwa et al. [13] 2020 | <ul style="list-style-type: none"> - Sujets issus de la Forsyth Moorrees Twin Study (Boston) - TRP en série de 7 à 19 ans - 101 sujets inclus (52H/49F) | Algorithme d'apprentissage profond (DLA) : réseau de perceptron multicouches (MLP) avec une architecture à 3 couches cachées, contenant 1024 nœuds, capable de calculer des fonctions non linéaires rectifiées (ReLU), et utilisant un optimiseur itératif (Adam) | Comparaison des prévisions à 2 ans en mm de 17 repères céphalométriques du DLA (classés en 3 groupes : squelettiques, dentaires et totaux) : - Au modèle de prévision de croissance de Ricketts à 2 ans commercialisé par Dolphin imaging TM (RGP) sur des TRP de patients de 12 ans - À la vérité de terrain (GT) - À la moyenne de référence clinique (CRM = 1,5 mm) | <ul style="list-style-type: none"> - Erreur du DLA : possible qu'il sous-ajuste ou sur-ajuste les données, notamment avec l'utilisation de plusieurs membres de la même famille issus de l'échantillon - Erreur céphalométrique : représentation 2D d'une structure 3D, variabilité de la position de la tête sur les TRP en série - Erreur de la détection des repères : chevauchement des structures anatomiques | <ul style="list-style-type: none"> - La MAE du DLA est plus importante et moins précise que la RGP sur 2 ans : 4,21 mm contre 3,28 mm respectivement - Aucun des 12 repères squelettiques ou des 5 repères dentaires ne présentait une erreur de prédiction inférieure à la CRM : ° Pour les repères squelettiques, l'erreur du DLA était 2,1x ; RGP 1,78x > à celle du CRM ° Pour les repères dentaires, l'erreur du DLA était de 2,79x ; RGP 1,73x > à celle du CRM - La plage d'erreur pour les repères squelettiques était large (2,43 à 6,03 mm), pour les repères dentaires plus étroite (3,83 à 4,84 mm) - Le DLA a rencontré des difficultés considérables à prédire les différents repères du bord antérieur de la mandibule |

| Auteurs, année | Population, période et effectif | Méthode d'IA utilisée | Critère de jugement et type de comparaison | Facteurs de confusion | Résultats principaux |
|---|--|---|--|--|---|
| Kazmierczak et al. ^[15] 2021 | <ul style="list-style-type: none"> - Sujets issus de la « Nittedal Growth Study » norvégienne et de l'AAOF Craniofacial Growth Legacy Collection, nés entre 1950 et 1970 - TRP en série à 9, 12 et 18 ans - 639 sujets inclus | <p>15 modèles ont été testés :</p> <ul style="list-style-type: none"> - MLP : perceptron sans couche cachée - MLP (n) : une couche cachée avec n neurones à (20), (50), (100) - MLP (n1, n2) : deux couches cachées avec n1 et n2 neurones respectivement à (50,10), (50, 20), (50,50) - NN(k) : classificateur des voisins les plus proches considérant k voisins à (3), (5) - XGB(r) : l'algorithme XGBoost avec r tours de boosting à (100), (300) - RF(t) : forêt aléatoire composée de t arbres à (100), (300) - SVM : classificateur Support Vecteur de Machine - LR : régression logistique, nb maximum d'itérations fixé à 2000 - DT : arbre de décision | <ul style="list-style-type: none"> - Patients séparés en 3 groupes (croissance verticale/croissance horizontale/croissance mixte) selon l'observation de l'évolution entre 9, 12 et 18 ans de 3 mesures à partir de 5 repères céphalométriques : <ul style="list-style-type: none"> ° Angle SN/MP ° Angle FA ° PN-AN - Comparaison des valeurs prédites par les 15 modèles testés au pourcentage de la classe la plus fréquente (MFC) utilisé en référence | <ul style="list-style-type: none"> - Données issues d'appareil radiographiques différents - Échelle d'image diversifiée entre les clichés - Repères ambigus - Erreurs céphalométriques classiques - Utilisation de ML vs CNN : tjrs le biais de l'œil humain vs repères céphalo | <ul style="list-style-type: none"> - Seuls 2 modèles ont atteints le SSS par rapport au MFC en prenant en compte uniquement les valeurs de 9 ans - Les directions de croissance dans les périodes 9 – 12/12 – 15 et 15 – 18 sont très faiblement corrélées - La différence entre les valeurs entre 12 et 9 ans constitue le meilleur ensemble des caractéristiques : pour les deux variables prédites, SN-MP (18-9) et FA (18-9), les cinq modèles construits sur ces fonctionnalités ont atteint le SSS : la valeur du changement entre 9 et 12 ans est essentielle pour la prédiction finale plutôt que les valeurs à l'âge de 9 ans. - PN-AN (18-9) est le plus difficile à prédire, seuls deux algorithmes ont atteint un SSS, 75,25 ± 1,14 % et 75,05 ± 0,94 %, pour cette variable - Tous les SSS ont été obtenus par régression logistique, certains types de perceptrons multicouches ou d'ensembles d'arbres – forêt aléatoire ou XGBoost |

| Auteurs, année | Population, période et effectif | Méthode d'IA utilisée | Critère de jugement et type de comparaison | Facteurs de confusion | Résultats principaux |
|-----------------------------------|---|---|--|---|--|
| Zhang et al. ^[38] 2023 | <ul style="list-style-type: none"> - Sujets issus d'un centre orthodontique à Zhejiang (Chine) en classe III (articulé inversé antérieur sans proglissement, ANB < 0°) entre janvier 2010 et décembre 2016 - TRP pré-traitement entre 8 et 14 ans (T1) et après 18 ans (T2) - 296 patients inclus (142 H, 154 F); 102 patients groupe A et 194 groupe B | <ul style="list-style-type: none"> - Réseau de neurone convolutif profond (Deep CNN) construit sur l'algorithme ResNet50 - Prédiction du modèle testé sur 40 TRP (20 TRP groupe A et 20 TRP groupe B) - ROI visualisées par Grad-CAM | <ul style="list-style-type: none"> - Prédiction d'une croissance excessive (groupe A si SNB > 86° à T2, ANB < -2°, AoBo < -2,0 mm) ou normale (B) de la mandibule du CNN contre expérience de 3 orthodontistes (expérience clinique < 5 ans) donnant leur prédiction individuelle par analyse de la T1 - Comparaison des prévisions sur T1 contre la réalité clinique à T2 - 11 mesures angulaires employées par le CNN | <ul style="list-style-type: none"> - Tailles de l'ensemble des données de formation du CNN et de l'ensemble des données de test faibles - Caractéristiques cliniques et antécédents familiaux des patients n'ont pas été inclus dans l'algorithme : les performances du modèle d'apprentissage profond pourraient être améliorées si ces facteurs étaient ajoutés | <ul style="list-style-type: none"> - La précision moyenne des 11 mesures angulaires du CNN était de 85 % contre 54,2 % par les 3 étudiants - Sensibilité et spécificité du modèle étaient respectivement de 0,95 et 0,75 > à celles des orthodontistes juniors (respectivement de 0,62 et 0,47), taux de faux positifs et faux négatifs CNN << orthodontistes débutants - Le modèle d'apprentissage profond de cette étude a atteint une valeur AUC de 0,9775 - L'inspection visuelle des ROI a montré que le modèle s'est principalement concentré sur : le menton, le bord inférieur mandibulaire, les incisives, les voies aériennes et le condyle |

| Auteurs, année | Population, période et effectif | Méthode d'IA utilisée | Critère de jugement et type de comparaison | Facteurs de confusion | Résultats principaux |
|----------------------------------|--|--|--|--|--|
| Moon et al. ^[23] 2023 | <ul style="list-style-type: none"> - Sujets issus du département d'orthodontie de l'hôpital dentaire de l'université nationale de Séoul, de janvier 2002 à décembre 2022 - TRP en série avant traitement (T1, âge moyen de départ 11,5 ans) et après la période moyenne d'observation de 3,8 ans (T2) - 410 sujets inclus (236 F/174 H) | <p>Méthode d'apprentissage profond basée sur le réseau neuronal TabNet (Arik et Pfister) intégrant 161 variables prédictives et 156 variables de réponse</p> | <ul style="list-style-type: none"> - Comparaison des modèles de prédiction de croissance de la face d'un algorithme mathématique issu de la méthode de régression des carrés partiels (PSL) contre le réseau neuronal TabNet - Prédiction basée sur 78 repères sur TRP, 46 squelettiques/32 tissus mous - Distance euclidienne entre la croissance réelle et le résultat de la prédiction d'un point de repère donné a été calculée. Des nuages de points avec des ellipses de confiance à 95 % ont été dessinés pour visualiser le schéma des erreurs de prédiction. | <ul style="list-style-type: none"> - Résultats restent imparfaits et imprécis - Erreurs liées à l'utilisation de repères céphalométriques même si une excellente fiabilité intra-évaluateur a été obtenue - Patients principalement inclus en C II ou C III donc échantillon faible en classe I - Les périodes d'observation de la croissance n'étaient pas préétablies, prédéterminées ou planifiées à l'avance | <ul style="list-style-type: none"> - En moyenne, l'erreur de prédiction du réseau TabNet était inférieure de 2,11 mm à celle du PLS - Parmi les 78 points de repère, l'IA était plus précise dans 63 points de repère (soit 81 % des cas) en surperformant en particulier pour les repères du maxillaire et de la mandibule (points de repères présentant une grande variabilité de croissance avec une incertitude de prévision élevée), le PLS était plus précis dans 9 points de repère (points de repère présentant de faibles variations de croissance), et 6 points ne présentaient aucune différence statistique entre les deux méthodes - Respectivement, les repères des tissus mous, les repères de la mandibule et la croissance dans la direction verticale présentaient des erreurs de prédiction plus importantes que les repères des tissus durs, les repères du maxillaire et les changements de croissance dans la direction horizontale |

| Auteurs, année | Population, période et effectif | Méthode d'IA utilisée | Critère de jugement et type de comparaison | Facteurs de confusion | Résultats principaux |
|----------------------------------|---|--|---|---|---|
| Wood et al. ^[35] 2023 | <ul style="list-style-type: none"> - Sujets issus de la AAOF Craniofacial Legacy Collection, en masculins, en classe I - TRP en stade prépubère (T1, moyenne d'âge de 11,85 ± 0,46 ans), pubertaire (T2, moyenne d'âge de 13,82 ± 0,49 ans) et post-pubère (T3, moyenne d'âge de 15,80 ± 0,57 ans) - 163 patients inclus | <p>Modèle de prévision de croissance issu de modèles de ML supervisés variés, dont LASSO (ML pour diminuant le risque de surapprentissage)</p> <ul style="list-style-type: none"> - 114 cas utilisés pour l'apprentissage (70 %) et 49 utilisés pour la phase test (30 %) | <p>Comparaison de la longueur mandibulaire post-pubère et l'axe Y prédits par les modèles de ML, en utilisant les données d'entrée de T1 et T2 combinées (prédiction sur 2 ans) et de T1 seule (prédiction sur 4 ans)</p> <ul style="list-style-type: none"> - 39 variables mesurées - Comparaison des valeurs obtenues par analyse des variances ANOVA | <ul style="list-style-type: none"> - Erreurs liées à l'utilisation de repères céphalométriques même si une excellente fiabilité intra-évaluateur a été obtenue - Taille de l'échantillon acquis : un échantillon plus grand aurait pu conduire à de meilleurs résultats malgré l'analyse de puissance et le calcul du NSN - De nombreuses images avaient coupé les tissus mous, qui auraient pu être utilisés comme données plus prédictives - Les données quantitatives présente davantage de risques d'introduire biais des erreurs : il serait préférable d'utiliser l'analyse de modèles d'images | <ul style="list-style-type: none"> - Concernant la prévision de la longueur mandibulaire : <ul style="list-style-type: none"> ° A partir des radios à T1 et T2 : tous les algorithmes ont eu une précision comprise entre 95,80 et 97,64 % ° A partir des radios à T1 seules : tous les algorithmes ont eu une précision comprise entre 96,94 et 97,33 % ° Les facteurs les plus prédictifs étaient les longueurs mandibulaire et maxillaire, et la hauteur faciale inférieure - Concernant la prédiction de l'axe Y : <ul style="list-style-type: none"> ° A partir des radios à T1 et T2 : tous les algorithmes ont eu une précision comprise entre 96,60 à 98,34 % ° A partir des radios à T1 seules : tous les algorithmes ont eu une précision comprise entre 97,52 à 97,98 % ° Les facteurs les plus prédictifs étaient la hauteur inférieure du visage et l'angle du plan mandibulaire pour l'axe Y de croissance post-pubère - Aucune différence significative n'a été trouvée entre les méthodes (p = 0,904). Il n'y avait pas de différence significative entre l'utilisation des prédicteurs de T1 seuls et l'utilisation conjointe des prédicteurs de T1 et T2 (p = 0,209) |

| Auteurs, année | Population, période et effectif | Méthode d'IA utilisée | Critère de jugement et type de comparaison | Facteurs de confusion | Résultats principaux |
|---------------------------------------|---|---|---|--|---|
| Zakhar et al. ^[36] 2023 | <ul style="list-style-type: none"> - Hommes issus de l'AAOF Craniofacial Legacy Collection présentant une malocclusion de classe II (ANB > 3,5°) - TRP en série à 12 ans (T1), 14 ans (T2) et 16 ans (T3) - 123 sujets inclus | <ul style="list-style-type: none"> - 7 modèles d'apprentissage automatique (ML) : 6 techniques de régression traditionnelles fondamentales, et un MLP - 92 cas utilisés pour l'apprentissage (75 %) et 31 pour la phase test (25 %) | <ul style="list-style-type: none"> - Comparaison de la longueur mandibulaire post-pubère et l'axe Y prédits par les ≠ modèles de ML, en utilisant les données d'entrée de T1 et T2 combinées (prédiction sur 2 ans) et de T1 seule (prédiction sur 4 ans) - 25 repères squelettiques utilisés, donnant 38 mesures linéaires et angulaires céphalo - Les erreurs absolues moyennes (MAE) ont été utilisées pour évaluer la précision de chaque modèle, et les valeurs comparées par analyse des variances ANOVA | <ul style="list-style-type: none"> - Taille de l'échantillon réduit - De nombreuses images n'incluaient pas suffisamment de tissus faciaux dans la TRP, ce qui aurait pu potentiellement améliorer la précision des méthodes de prédiction. - L'utilisation de méthodes automatisées d'identification de points de repère céphalométriques aurait pu garantir la cohérence des analyses céphalométriques. | <ul style="list-style-type: none"> - Concernant la précision de la longueur mandibulaire : <ul style="list-style-type: none"> ° Prédite à 2 ans : 2,11 à 6,07 mm. - Pourcentages de précision compris entre 95,26 et 98,35 % ; ° Prédite à 4 ans : 2,32 à 5,28 mm. - Pourcentages de précision compris entre 95,88 et 98,19 % ; * Les facteurs les plus prédictifs étaient l'âge chronologique, la hauteur du visage supérieur et inférieur, la position des incisives supérieures et inférieures et leur inclinaison. - Concernant la précision de l'axe Y : <ul style="list-style-type: none"> ° A 2 ans : 0,85 à 2,74° . Pourcentages de précision entre 96,02 et 98,76 % ; ° A 4 ans : de à 1,25 à 1,72° . Pourcentages de précision entre 97,50 et 98,18 % ; ° Les facteurs les plus prédictifs de l'axe Y étaient l'axe Y à des moments antérieurs, SN-MP, SN-Pog, SNB et SNA. - LASSO a présenté globalement des résultats significativement plus précis que les autres réseaux |

| Auteurs, année | Population, période et effectif | Méthode d'IA utilisée | Critère de jugement et type de comparaison | Facteurs de confusion | Résultats principaux |
|------------------------------------|--|---|--|--|---|
| Kim et al. ^[16] 2023 | <ul style="list-style-type: none"> - Sujets japonais âgés de 6 à 12 ans issus de l'école de médecine dentaire de Kanagawa d'élèves de l'école primaire de Shioiri entre 1865 et 1973 - TRP en série de 6 à 13 ans (1 TRP/an sur une période de 8 ans) - 59 enfants inclus (27H/32F) | <p>4 modèles de ML : une analyse de régression multiple (MRA), LASSO, réseau de fonctions à base radiale (RBFN), perceptron multicouche (MLP) et 1 arbre de décision amélioré par gradient (GBDT)</p> | <ul style="list-style-type: none"> - Variables = valeurs des 26 repères squelettiques à 13 ans - 2 prévisions : <ul style="list-style-type: none"> ° Coordonnées des points x et y à 13 ans en utilisant les valeurs de 6 et 12 ans ° Distances et angles généralement utilisés dans les tt ortho - Différence entre les valeurs mesurées prédites par les ML et à 13 ans calculée par erreur quadratique moyenne (RMSE) | <ul style="list-style-type: none"> - Tracés céphalométriques par 1 opérateur - Pas de prise en compte des effets des différences de croissance liées à l'âge - Les caractéristiques génétiques et cliniques des patients n'étaient pas inclus dans l'algorithme, les performances du ML pourraient être améliorées en ajoutant ces facteurs | <ul style="list-style-type: none"> - LASSO est la méthode la plus efficace pour résoudre les problèmes de sélection de caractéristiques et de surajustement et obtient alors les meilleurs résultats pour toutes les valeurs des repères squelettiques : ° Coordonnées des repères squelettiques : erreur moyenne de 1,41 mm avec toutes les données des enfants de 6 à 12 ans; 3,28 mm avec les données des enfants de 6 seules ° Paramètres linéaires squelettique : 1,49 mm ° Paramètres angulaires squelettiques : 1,94° - Précision la plus élevée des paramètres squelettiques linéaires : 97,87 % - Précision la plus élevée des paramètres squelettiques angulaires : 94,45 % |

| Auteurs, année | Population, période et effectif | Méthode d'IA utilisée | Critère de jugement et type de comparaison | Facteurs de confusion | Résultats principaux |
|---------------------------------------|--|---|--|---|--|
| Larkin et al. ^[17] 2024 | <ul style="list-style-type: none"> - Sujets japonais issus du département dentaire de l'Université d'Okayama, en classe I ($0^\circ \leq \text{ANB} \leq 4^\circ$) - TRP à 8 ans (T0) et 10 ans (T1) - 198 patients inclus | <ul style="list-style-type: none"> - CNN (GP-GCNN) comprenant un module d'intégration d'images (IEM) et un module d'intégration de structure topologique de points de repère (LTEM) + utilisation de l'optimiseur Adam - 161 cas utilisés pour la phase de formation, 17 pour la phase de validation, et 20 pour la phase de test | <ul style="list-style-type: none"> - 28 repères tissus durs (HTL) et 19 repères tissus mous (STL) avec coordonnées x et y entre T0 et T1 - Comparaison entre les prévisions du CNN et de la GT (moyenne et variance) <ul style="list-style-type: none"> - Valeurs moyennes d'erreur de prédiction (PE) ont été définies comme : <ul style="list-style-type: none"> Excellente $\leq 0,5 \text{ mm}$ < Très bonne $\leq 1,0 \text{ mm}$ < Bonne $\leq 1,5 \text{ mm}$ < Acceptable $\leq 2,00 \text{ mm}$ < Insatisfaisante - Le degré de pourcentage de prédiction précise (APP) a été défini en fonction du pourcentage de sujets qui montrait la plage d'erreur à moins de 1,5 mm comme : <ul style="list-style-type: none"> . Très élevé $\geq 90 \%$ > Élevé $\geq 70 \%$ > Moyen $\geq 50 \%$ > Faible | <ul style="list-style-type: none"> - La quantité d'images dans l'ensemble de données était inférieure à celle des études précédentes et connexes - Cette étude ne comprenait que des échantillons squelettiques de classe I de l'Université d'Okayama, située dans le sud du Japon - Les données permettant de déterminer les valeurs moyennes de PE n'étaient fournies que dans une mesure de distance linéaire - Surajustement du CNN | <ul style="list-style-type: none"> - Concernant les PE : <ul style="list-style-type: none"> ° Tous les HTL ont montré des valeurs moyennes acceptables à excellentes ° Les STL Pog, Gn et Me ont montré des valeurs insatisfaisantes, et les autres ont montré des valeurs bonnes à acceptables - En ce qui concerne le degré d'APP : <ul style="list-style-type: none"> ° Les HTL Ba, la branche postérieure, Pm, Pog, le point B, Me et l'apex de la racine de la première molaire mandibulaire ; et les STL lèvre supérieure, échancrure inférieure, la lèvre inférieure, B, Pog, Gn et Me ont montré des valeurs faibles ° Le reste des HTL et STL présentaient des APP moyens à très élevés |

BIBLIOGRAPHIE

1. Baccetti T, Franchi L, McNamara JA. The Cervical Vertebral Maturation (CVM) Method for the Assessment of Optimal Treatment Timing in Dentofacial Orthopedics. *Seminars in Orthodontics*. 2005;11(3):119-29.
2. Baumrind S, Korn EL, West EE. Prediction of mandibular rotation: an empirical test of clinician performance. *Am J Orthod*. 1984;86(5):371-85.
3. Bichu YM, Hansa I, Bichu AY, Premjani P, Flores-Mir C, Vaid NR. Applications of artificial intelligence and machine learning in orthodontics: a scoping review. *Prog Orthod*. 2021;22(1):18.
4. Björk A. Prediction of mandibular growth rotation. *American Journal of Orthodontics*. 1969;55(6):585-99.
5. Björk A. Variations in the growth pattern of the human mandible: longitudinal radiographic study by the implant method. *J Dent Res*. 1963;42(1)Pt 2:400-11.
6. Buschang PH, Tanguay R, LaPalme L, Demirjian A. Mandibular growth prediction: mean growth increments versus mathematical models. *Eur J Orthod*. 1990;12(3):290-6.
7. Brito FC, Brunetto DP, Nojima MCG. Three-dimensional study of the upper airway in different skeletal Class II malocclusion patterns. *Angle Orthod*. 2019;89(1):93-101.
8. Chvatal BA, Behrents RG, Ceen RF, Buschang PH. Development and testing of multilevel models for longitudinal craniofacial growth prediction. *American Journal of Orthodontics and Dentofacial Orthopedics*. 2005;128(1):45-56.
9. Dashti M, Zare N, Tajbakhsh N, Noble J, Hashemi S, Ghasemi S, et al. Application of Machine Learning in orthodontics: A bibliometric analysis. *Advances in Artificial Intelligence and Machine Learning*. 2024.
10. Delaire J. L'évaluation morphologique du potentiel de croissance de la mandibule (les signes du turfiste). *L'Orthodontie Française*. 1995;III:465-678.
11. Dunphy L. *Contemporary orthodontics*, 5th edition. *Br Dent J*. 2012;213(5):258-258.
12. Jheon AH, Oberoi S, Solem RC, Kapila S. Moving towards precision orthodontics: An evolving paradigm shift in the planning and delivery of customized orthodontic therapy. *Orthodontics & Craniofacial Research*. 2017;20(S1):106-13.
13. Jiwa S. Applicability of deep learning for mandibular growth prediction. 2020.
14. Kahneman D, Klein G. Conditions for intuitive expertise: A failure to disagree. *American Psychologist*. 2009;64(6):515-26.
15. Kaźmierczak S, Juszcza Z, Fudalej P, Mandziuk J. Prediction of the facial growth direction with Machine Learning methods. 2021.
16. Kim E, Kuroda Y, Soeda Y, Koizumi S, Yamaguchi T. Validation of Machine Learning Models for Craniofacial Growth Prediction. *Diagnostics (Basel)*. 2023;13(21):3369.
17. Larkin A, Kim JS, Kim N, Baek SH, Yamada S, Park K, et al. Accuracy of artificial intelligence-assisted growth prediction in skeletal Class I preadolescent patients using serial lateral cephalograms for a 2-year growth interval. *Orthod Craniofac Res*. 2024.
18. LeCun Y, Bengio Y, Hinton G. Deep learning. *Nature*. 2015;521(7553):436-44.
19. Liu X, Faes L, Kale AU, Wagner SK, Fu DJ, Bruynseels A, et al. A comparison of deep learning performance against health-care professionals in detecting diseases from medical imaging: a systematic review and meta-analysis. *The Lancet Digital Health*. 2019;1(6):e271-97.
20. Lux CJ, Stellzig A, Volz D, Jäger W, Richardson A, Komposch G. A neural network approach to the analysis and classification of human craniofacial growth. *Growth Dev Aging*. 1998;62(3):95-106.
21. Makaremi M, Lacaule C, Mohammad-Djafari A. Determination of the Cervical Vertebra Maturation Degree from Lateral Radiography. *Proceedings*. 2020;33(1):30.
22. Mohammad-Rahimi H, Motamadian SR, Nadimi M, Hassanzadeh-Samani S, Minabi MAS, Mahmoudinia E, et al. Deep learning for the classification of cervical maturation degree and pubertal growth spurts: A pilot study. *Korean J Orthod*. 2022;52(2):112-22.
23. Moon JH, Shin HK, Lee JM, Cho SJ, Park JA, Donatelli RE, et al. Comparison of individualized facial growth prediction models based on the partial least squares and artificial intelligence. *Angle Orthod*. 2023.
24. Moss ML, Simon MR. Growth of the human mandibular angular process: a functional cranial analysis. *Am J Phys Anthropol*. 1968;28(2):127-38.
25. Moyers RE, Bookstein FL. The inappropriateness of conventional cephalometrics. *Am J Orthod*. 1979;75(6):599-617.
26. Nilsson NJ. *The Quest for Artificial Intelligence*. Cambridge: Cambridge University Press; 2009.
27. Oueis H, Ono Y, Takagi Y. Prediction of mandibular growth in Japanese children age 4 to 9 years. *Pediatr Dent*. 2002;24(3):264-8.
28. Ricketts RM. A principle of arcial growth of the mandible. *Angle Orthod*. 1972;42(4):368-86.
29. Rudolph DJ, White SE, Sinclair PM. Multivariate prediction of skeletal Class II growth. *Am J Orthod Dentofacial Orthop*. 1998;114(3):283-91.
30. Sagun M, Kusnoto B, Evans CA, Galang-Boquiren MT, Viana G, Obrez A. Evaluation of Ricketts' and Bolton's growth prediction algorithms embedded in two diagnostic imaging and cephalometric software.

- Journal of the World Federation of Orthodontists*. 2015;4(4):146-50.
31. Schudy FF. The rotation of the mandible resulting from growth : its implications in orthodontic treatment. *Angle Orthod*. 1965;35:36-50.
 32. Skieller V, Björk A, Linde-Hansen T. Prediction of mandibular growth rotation evaluated from a longitudinal implant sample. *Am J Orthod*. 1984;86(5):359-70.
 33. Tanaka EM, Sato S. Longitudinal alteration of the occlusal plane and development of different dentoskeletal frames during growth. *Am J Orthod Dentofacial Orthop*. 2008;134(5):602.e1-11; discussion 602-603.
 34. Wang H, Wang Z, Du M, Yang F, Zhang Z, Ding S, et al. Score-CAM: Score-Weighted Visual Explanations for Convolutional Neural Networks. 2020.
 35. Wood T, Anigbo JO, Eckert G, Stewart KT, Dundar MM, Turkkahraman H. Prediction of the Post-Pubertal Mandibular Length and Y Axis of Growth by Using Various Machine Learning Techniques: A Retrospective Longitudinal Study. *Diagnostics (Basel)*. 2023;13(9):1553.
 36. Zakhar G, Hazime S, Eckert G, Wong A, Badirli S, Turkkahraman H. Prediction of Pubertal Mandibular Growth in Males with Class II Malocclusion by Utilizing Machine Learning. *Diagnostics (Basel)*. 2023;13(16):2713.
 37. Zhang J, Liu W, Li W, Gao X. Three-Dimensional Evaluation of the Upper Airway in Children of Skeletal Class III. *J Craniofac Surg*. 2017;28(2):394-400.
 38. Zhang JN, Lu HP, Hou J, Wang Q, Yu FY, Zhong C, et al. Deep learning-based prediction of mandibular growth trend in children with anterior crossbite using cephalometric radiographs. *BMC Oral Health*. 2023;23(1):28.