

کاربرد هوش مصنوعی در تشخیص پوسیدگی دندان: مرور پیشرفت‌ها و چالش‌ها

میترا منتظر لطف^۱، دکتر مهرداد حسینی شکیب^{۲*}، دکتر رضا رادفر^۳، دکتر مینا خیام زاده^۴

۱- دانشجوی دکتری، گروه مدیریت فناوری اطلاعات، دانشکده مدیریت و اقتصاد، واحد علوم و تحقیقات، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران.

۲- دانشیار، گروه مدیریت صنعتی، واحد کرج، دانشگاه آزاد اسلامی، کرج، ایران.

۳- استاد، گروه مدیریت صنعتی، واحد علوم و تحقیقات، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران.

۴- دانشیار، گروه آموزشی بیماری‌های دهان و فک و صورت، دانشکده دندانپزشکی، پردیس بین‌الملل دانشگاه علوم پزشکی و خدمات بهداشتی درمانی تهران، تهران، ایران

اصلاح نهایی: ۱۴۰۴/۵/۲۰ پذیرش مقاله: ۱۴۰۴/۶/۱

وصول مقاله: ۱۴۰۴/۳/۲۷

Application of Artificial Intelligence in Dental Caries Detection: Advances and Challenges

Received: June 2025 Acceptance: Sep 2025

Mitra Montazerloft¹, Mehrdad Hosseini Shakib^{2*}, Reza Radfar³, Mina khayamzadeh⁴

1. PhD student, Department of Information Technology Management, Faculty of Management and Economics, SR.C., Islamic Azad University, Tehran, Iran.

2. Department of Industrial Management, Ka.C., Islamic Azad University, Karaj, Iran

3. Department of Industrial Management, SR.C., Islamic Azad University, Tehran, Iran.

4. Department of Oral and Maxillofacial Medicine, School of Dentistry, Tehran University of Medical Sciences, International Campus, Tehran, Iran

Abstract:

Background and Aim: Dental caries is the most prevalent chronic disease worldwide, requiring early diagnosis to prevent invasive treatments. Traditional detection methods have limitations, particularly in detecting early lesions. The aim of this study is to review the advances and challenges of artificial intelligence applications in dental caries detection.

Material and Method: A narrative review of articles published between 2015-2025 was conducted using established scientific databases including PubMed, Scopus, Science Direct, IEEE Xplore, Web of Science, and Google Scholar. Study quality was assessed using the QUADAS-2 tool, and data were analyzed based on artificial intelligence methods, imaging modalities, and performance metrics.

Results: Convolutional Neural Networks (CNNs) and their derivatives such as U-Net, Mask R-CNN, and DenseNet are the most widely used algorithms in caries detection. The diagnostic accuracy of these systems was comparable to or better than dental specialists in many cases, particularly for early lesion detection. Artificial intelligence performance across different dental imaging modalities ranged from 71% to 99.2%.

Conclusion: Artificial intelligence demonstrates significant potential for revolutionizing dental caries detection, particularly in identifying early lesions that are crucial for non-invasive preventive interventions. The optimal approach is "assistive artificial intelligence" that serves as a complement to human clinical judgment rather than a replacement. Main challenges include dataset limitations, lack of standardization in methods and reporting, clinical workflow integration problems, need for transparency and explainability, and ethical-legal concerns. Future directions include developing larger and more diverse datasets, multimodal approaches, improving model explanation methods, conducting longitudinal clinical studies, and developing appropriate standards.

Keywords: Artificial Intelligence, Dental Caries, Deep Learning, Dental Radiography, Convolutional Neural Network

*Corresponding Author: mehrdad.shakib@kiaiu.ac.ir

J Res Dent Sci. 2024;22 (3):266-283

خلاصه:

سابقه و هدف: پوسیدگی دندان شایع‌ترین بیماری مزمن جهانی است که نیازمند تشخیص زودهنگام برای پیشگیری از درمان‌های تهاجمی است. روش‌های سنتی تشخیص محدودیت‌هایی دارند، به‌ویژه در تشخیص ضایعات اولیه. هدف این مطالعه بررسی پیشرفت‌ها و چالش‌های کاربرد هوش مصنوعی در تشخیص پوسیدگی دندان است.

مواد و روش‌ها: مرور روایی مقالات منتشر شده بین سال‌های ۲۰۱۵-۲۰۲۵ در پایگاه‌های داده معتبر علمی شامل Scopus, PubMed, IEEE Xplore, Science Direct, Web of Science, Google Scholar انجام شد. کیفیت مطالعات با ابزار QUADAS-2 ارزیابی و داده‌ها بر اساس روش‌های هوش مصنوعی، نوع تصویربرداری و معیارهای عملکرد تحلیل شدند.

یافته‌ها: شبکه‌های عصبی کانولوشن (CNN) و مشتقات آن مانند U-Net، DenseNet و Mask R-CNN، پرکاربردترین الگوریتم‌ها در تشخیص پوسیدگی هستند. دقت تشخیصی این سیستم‌ها در بسیاری موارد برابر یا بهتر از متخصصان دندانپزشکی بوده، به‌ویژه در تشخیص ضایعات اولیه. عملکرد هوش مصنوعی در انواع مختلف تصویربرداری دندان از ۷۱ درصد تا ۹۹/۲ درصد متغیر بود.

نتیجه‌گیری: هوش مصنوعی پتانسیل قابل توجهی برای تحول در تشخیص پوسیدگی دندان دارد، به‌ویژه در شناسایی ضایعات اولیه که برای مداخلات پیشگیرانه غیرتهاجمی حیاتی است. بهترین رویکرد، "هوش مصنوعی کمکی" است که به عنوان مکمل قضاوت بالینی انسان عمل می‌کند و نه جایگزین آن. چالش‌های اصلی شامل محدودیت‌های مجموعه داده، عدم استانداردسازی روش‌ها و گزارش‌دهی، مشکلات ادغام در گردش کار بالینی، نیاز به شفافیت و قابلیت توضیح، و مسائل اخلاقی-قانونی است. جهت‌گیری‌های آینده شامل توسعه مجموعه داده‌های بزرگتر و متنوع‌تر، رویکردهای چندمدلی، بهبود روش‌های توضیح مدل‌ها، انجام مطالعات بالینی طولی و توسعه استانداردهای مناسب است.

کلیدواژه‌ها: هوش مصنوعی، پوسیدگی دندان، یادگیری عمیق، رادیوگرافی دندان، شبکه عصبی کانولوشن

مقدمه:

زیادی دارد. پیشرفت پوسیدگی دندان می‌تواند منجر به درد، ناراحتی، از بین رفتن عملکرد جویدن، مشکلات زیبایی و حتی در برخی موارد عفونت‌های تهدیدکننده حیات شود. تشخیص دقیق و به موقع ضایعات پوسیدگی دندان، به‌ویژه در مراحل اولیه، برای ارائه مداخلات مناسب و درمان‌های حداقل تهاجمی ضروری است^(۲).

روش‌های سنتی تشخیص پوسیدگی دندان شامل معاینه بصری، استفاده از پروب، رادیوگرافی دندان و تکنیک‌های نوری است. با این حال، این روش‌ها محدودیت‌هایی دارند. معاینه بصری به مهارت و تجربه دندانپزشک وابسته است و ممکن است در تشخیص ضایعات اولیه یا پنهان ناکارآمد باشد. رادیوگرافی معمولی نیز محدودیت‌هایی دارد و ممکن است پوسیدگی‌های کوچک یا در مراحل اولیه را نشان ندهد^(۳).

پوسیدگی دندان یکی از شایع‌ترین بیماری‌های مزمن در سراسر جهان است که بر بیشتر جمعیت تأثیر می‌گذارد و عامل اصلی از دست دادن دندان محسوب می‌شود. علی‌رغم قابل پیشگیری بودن، این بیماری عفونی باکتریایی سطوح سخت دندان را تحت تأثیر قرار می‌دهد و از تعامل بین باکتری‌های دهان و قندها ناشی می‌شود که اسیدهایی تولید می‌کنند که در طول زمان به دندان‌ها آسیب می‌رسانند. ضایعه پوسیدگی، رایج‌ترین نشانه مشاهده شده از بیماری پوسیدگی دندان، نتیجه تجمعی عدم تعادل در فرآیند پویای معدنی‌زدایی و معدنی‌سازی مجدد است که در طول زمان باعث از دست دادن خالص مواد معدنی می‌شود^(۱).

تشخیص زودهنگام پوسیدگی دندان برای جلوگیری از درمان‌های تهاجمی و ارائه درمان‌های پیشگیرانه اهمیت

علاوه بر این، تفسیر رادیوگرافی‌ها توسط دندانپزشکان مختلف می‌تواند به نتایج متفاوتی منجر شود که نشان‌دهنده واریانس قابل توجه بین مشاهده‌گران است.^(۴)

ادعای گزافی نیست اگر هوش مصنوعی و فناوری‌های مبتنی بر آن را از جمله داغ‌ترین و پرمناقشه‌ترین حوزه‌های فنی جهان امروز تلقی کنیم که شاهد رشد سریع و بی‌سابقه آنها هستیم.^(۵) در سال‌های اخیر، هوش مصنوعی به طور قابل توجهی در پزشکی و دندانپزشکی پیشرفت کرده است و پتانسیل زیادی برای بهبود تشخیص و درمان بیماری‌ها نشان داده است. به طور خاص، یادگیری ماشین - زیرمجموعه‌ای از هوش مصنوعی - و یادگیری عمیق - تکنیکی از یادگیری ماشین - به طور فزاینده‌ای برای تحلیل تصاویر دندانی و تشخیص پوسیدگی دندان استفاده می‌شوند.^(۴) این تکنیک‌ها می‌توانند الگوهای آماری ذاتی در داده‌ها را "یاد بگیرند" تا در نهایت پیش‌بینی‌هایی را روی داده‌های ندیده انجام دهند.^(۶)

یادگیری عمیق، به طور خاص با استفاده از شبکه‌های عصبی کانولوشن (CNNs)، نتایج امیدوارکننده‌ای در تشخیص و طبقه‌بندی پوسیدگی دندان نشان داده است.^(۷) این فناوری می‌تواند الگوهای پیچیده و ویژگی‌های مربوط به پوسیدگی را از تصاویر رادیوگرافی و دیگر روش‌های تصویربرداری استخراج کند، و در برخی موارد، عملکرد تشخیصی بهتری نسبت به دندانپزشکان ماهر نشان داده است.^(۸)

پیشرفت‌های اخیر در تصویربرداری دیجیتال دندان، همراه با افزایش قدرت محاسباتی و بهبود الگوریتم‌های یادگیری عمیق، فرصت‌های جدیدی برای توسعه سیستم‌های خودکار تشخیص پوسیدگی دندان ایجاد کرده است.^(۹) این سیستم‌ها پتانسیل افزایش دقت تشخیصی، کاهش زمان تفسیر و بهبود تشخیص زودهنگام پوسیدگی را دارند.^(۱۰) پیاده‌سازی هوش مصنوعی در تشخیص پوسیدگی دندان

می‌تواند مزایای قابل توجهی داشته باشد. از جمله این مزایا می‌توان به بهبود دقت تشخیصی، کاهش تغییرپذیری بین مشاهده‌گران، شناسایی بهتر پوسیدگی‌های اولیه و پنهان، و کمک به دندانپزشکان در تصمیم‌گیری‌های درمانی اشاره کرد.^(۱۱) علاوه بر این، سیستم‌های خودکار تشخیص پوسیدگی می‌توانند به غربالگری جمعیت‌های بزرگ، ارزیابی ریسک پوسیدگی و نظارت بر پیشرفت بیماری کمک کنند.^(۱۲) با وجود پتانسیل زیاد، استفاده از هوش مصنوعی در تشخیص پوسیدگی دندان با چالش‌هایی نیز همراه است. این چالش‌ها شامل محدودیت‌های مجموعه داده، استانداردسازی برچسب‌گذاری و ارزیابی، مشکلات مرتبط با یکپارچه‌سازی با سیستم‌های موجود، و مسائل اخلاقی و قانونی است.^(۱۳) علاوه بر این، ارزیابی عملکرد واقعی این سیستم‌ها در محیط‌های بالینی و تأثیر آنها بر نتایج بیماران نیاز به تحقیقات بیشتری دارد.^(۱۱) یک مساله مهم دیگر در رابطه با توسعه سیستم‌های هوش مصنوعی برای تشخیص پوسیدگی دندان، توجه به انواع مختلف تصویربرداری دندانی است. تکنیک‌های مختلف تصویربرداری مانند رادیوگرافی پانورامیک، پری‌اپیکال، بایت‌وینگ، و تصاویر داخل دهانی، هر کدام ویژگی‌ها و محدودیت‌های خاصی دارند که می‌تواند بر عملکرد سیستم‌های هوش مصنوعی تأثیر بگذارد.^(۱۴) بنابراین، توسعه الگوریتم‌های اختصاصی برای هر نوع تصویربرداری می‌تواند ضروری باشد. مقاله مروری حاضر به بررسی پیشرفت‌های اخیر در کاربرد هوش مصنوعی برای تشخیص پوسیدگی دندان می‌پردازد و تکنیک‌ها، روش‌ها، کاربردها، چالش‌ها و چشم‌اندازهای آینده را مورد بحث قرار می‌دهد. هدف اصلی ما ارائه یک مرور جامع و به‌روز از پژوهش‌های موجود در این زمینه است تا دانش فعلی را تلفیق کرده و مسیرهای تحقیقاتی آینده را مشخص کنیم. این بررسی به متخصصان دندانپزشکی،

("dental caries" OR "tooth decay" OR "dental cavity" OR "cariou lesion") AND ("detection" OR "diagnosis" OR "classification" OR "segmentation" OR "identification").

به منظور اطمینان از جامعیت جستجو، مقالات چاپ شده بین سال‌های ۲۰۱۵ تا ۲۰۲۵ بررسی شدند. این بازه زمانی به این دلیل انتخاب شد که اکثر پیشرفت‌های قابل توجه در زمینه هوش مصنوعی و کاربرد آن در دندانپزشکی در این دوره رخ داده است. علاوه بر این، مقالات و مراجع با اهمیت که در منابع مقالات یافت شده ذکر شده بودند نیز در صورت مرتبط بودن به مطالعه اضافه شدند (روش گلوله برفی). برای انتخاب مطالعات مناسب جهت بررسی، معیارهای ورود و خروج زیر تعیین شدند:

معیارهای ورود:

مقالات منتشر شده به زبان انگلیسی

مقالات منتشر شده بین سال‌های ۲۰۱۵ تا ۲۰۲۵

مقالات توصیف‌کننده کاربرد هوش مصنوعی، یادگیری ماشین یا یادگیری عمیق در تشخیص پوسیدگی دندان مطالعات اصیل پژوهشی، مقالات مروری، مطالعات موردی و مقالات کنفرانسی معتبر مطالعات استفاده‌کننده از انواع تصویربرداری دندان (رادیوگرافی پانورامیک، پری‌اپیکال، بایت‌وینگ، عکس‌های داخل دهانی، و غیره) برای تشخیص پوسیدگی

معیارهای خروج:

مطالعات غیرمرتبط با تشخیص پوسیدگی دندان مطالعات بدون استفاده از هوش مصنوعی یا یادگیری ماشین مقالات منتشر نشده، نامه به سردبیر، و گزارش‌های کوتاه مطالعات با متدولوژی ضعیف یا گزارش ناقص مطالعات تکراری (در این موارد، جدیدترین یا کامل‌ترین گزارش انتخاب شد)

محققان و توسعه‌دهندگان فناوری کمک می‌کند تا درک بهتری از پتانسیل هوش مصنوعی در تشخیص پوسیدگی دندان و چالش‌های پیش رو داشته باشند. با توجه به اهمیت روزافزون هوش مصنوعی در دندانپزشکی و افزایش تحقیقات در این زمینه، یک بررسی سیستماتیک و جامع از کاربردهای هوش مصنوعی در تشخیص پوسیدگی دندان ضروری است. این مقاله مروری با هدف پر کردن این شکاف تهیه شده است و به دنبال پاسخ به سؤالات زیر است: آیا سیستم‌های هوش مصنوعی می‌توانند پوسیدگی دندان را با دقت تشخیص دهند؟ ** چه تکنیک‌ها و الگوریتم‌هایی بیشترین موفقیت را داشته‌اند؟ *** چه چالش‌هایی برای اجرای بالینی این فناوری‌ها وجود دارد؟ و **** چه زمینه‌هایی برای تحقیقات آینده اولویت دارند؟

مواد و روش‌ها

مطالعه حاضر یک مرور روایی است که با هدف بررسی جامع پیشرفت‌ها و چالش‌های استفاده از هوش مصنوعی در تشخیص پوسیدگی دندان انجام شده است. برای دستیابی به نتایج دقیق و جامع، یک استراتژی جستجوی سیستماتیک طراحی و اجرا شد که در ادامه جزئیات آن شرح داده شده است.

جستجوی مقالات مرتبط در پایگاه‌های داده الکترونیکی معتبر علمی انجام شد. این پایگاه‌های داده شامل Science Direct, Scopus, PubMed/MEDLINE, Google و Web of Science, IEEE Xplore Scholar بودند. جستجو با استفاده از ترکیبی از کلیدواژه‌های مرتبط با موضوع اصلی پژوهش انجام شد. بر اساس رویکرد مشابه با مطالعه Putra و همکاران^(۹)، از کلیدواژه‌های زیر استفاده شد:

("artificial intelligence" OR "machine learning" OR "deep learning" OR "neural network" OR "convolutional neural network" OR "CNN") AND

فرآیند انتخاب مقالات در چندین مرحله انجام شد، مشابه با روش استفاده شده توسط Mohammad-Rahimi و همکاران^(۱۵). ابتدا، عناوین و چکیده تمام مقالات بازبینی شده بررسی شدند تا مطالعات غیرمرتبط حذف شوند. سپس، متن کامل مقالات باقی مانده بررسی شد تا مطالعاتی که معیارهای ورود را دارند شناسایی شوند. در نهایت، مقالات منتخب برای استخراج داده‌ها و تحلیل نهایی آماده شدند.

برای ارزیابی کیفیت مطالعات انتخاب شده، از ابزار ارزیابی کیفیت مطالعات تشخیصی (QUADAS-2) استفاده شد که ابزاری استاندارد برای ارزیابی کیفیت مطالعات تشخیصی است^(۱۵). این ابزار چهار حوزه اصلی را ارزیابی می‌کند: انتخاب بیمار، آزمون مورد بررسی، استاندارد مرجع، و زمان‌بندی و کاربرد. هر حوزه از نظر ریسک سوگیری و نگرانی‌های مربوط به قابلیت اجرا ارزیابی شد.

از هر مطالعه منتخب، داده‌های زیر استخراج شدند: اطلاعات عمومی مقاله (نویسندگان، سال انتشار، عنوان، مجله)

هدف و طراحی مطالعه

ویژگی‌های جمعیت مورد مطالعه (تعداد نمونه، گروه سنی، وضعیت بالینی)

نوع تصویربرداری مورد استفاده (پانورامیک، پری‌اپیکال، بایت‌وینگ، عکس داخل دهانی، و غیره)

الگوریتم‌های هوش مصنوعی مورد استفاده (CNN، R-CNN، U-Net، و غیره)

مشخصات مجموعه داده‌ها (تعداد تصاویر، منبع، روش تقسیم‌بندی داده‌ها)

متدولوژی پیش‌پردازش تصاویر

معیارهای ارزیابی عملکرد (دقت، حساسیت، ویژگی، سطح زیر منحنی ROC و غیره)

نتایج اصلی و یافته‌های کلیدی

محدودیت‌ها و چالش‌های گزارش شده

جدول صفحه بعد خلاصه‌ای از مطالعات منتخب را نشان می‌دهد که بر اساس روش هوش مصنوعی مورد استفاده و نوع تصویربرداری دسته‌بندی شده‌اند. پس از استخراج داده‌ها، یک تحلیل روایی و توصیفی از یافته‌های مطالعات انجام شد. داده‌ها بر اساس چندین محور دسته‌بندی و تحلیل شدند:

روش‌های هوش مصنوعی: مطالعات بر اساس الگوریتم‌های مورد استفاده (CNN، R-CNN، U-Net و غیره) گروه‌بندی شدند.

نوع تصویربرداری: مطالعات بر اساس تکنیک‌های تصویربرداری مورد استفاده (پانورامیک، پری‌اپیکال، بایت‌وینگ، و غیره) طبقه‌بندی شدند.

معیارهای عملکرد: مقایسه عملکرد الگوریتم‌های مختلف بر اساس معیارهای استاندارد (دقت، حساسیت، ویژگی، و غیره).

مقایسه با متخصصان انسانی: تحلیل مطالعاتی که عملکرد هوش مصنوعی را با متخصصان دندانپزشکی مقایسه کرده‌اند.

کاربردهای بالینی: ارزیابی پتانسیل کاربرد بالینی روش‌های مختلف.

چالش‌ها و محدودیت‌ها: شناسایی موانع اصلی در توسعه و اجرای سیستم‌های تشخیص پوسیدگی مبتنی بر هوش مصنوعی. با توجه به ناهمگونی قابل توجه در روش‌شناسی مطالعات، مجموعه داده‌ها، و معیارهای ارزیابی، یک متاآنالیز رسمی امکان‌پذیر نبود. به جای آن، یک سنتز روایی جامع از یافته‌های موجود انجام شد تا الگوها، روندها، و شکاف‌های دانشی شناسایی شود.

جدول - خلاصه مطالعات منتخب در زمینه کاربرد هوش مصنوعی در تشخیص پوسیدگی دندان

مطالعه	سال	نوع تصویربرداری	الگوریتم هوش مصنوعی	تعداد نمونه	عملکرد اصلی
(۱۶)	۲۰۲۱	رادیوگرافی پری اپیکال	GoogLeNet Inception v3 CNN	۳۰۰۰	دقت: ۸۹٪ AUC: ۰/۹۱۷
(۸)	۲۰۱۹	ترانسیلومیناسیون مادون قرمز نزدیک	CNN	۱۸۵	IOU: ۷۲/۷ AUC: ۸۳/۶ - ۸۵/۶
(۱۷)	۲۰۱۹	تصاویر داخل دهانی	Mask R-CNN	۸۸	ارزیابی ICDAS در ۷ کلاس
(۱۸)	۲۰۲۰	رادیوگرافی بایت وینگ	U-Net	۳۶۸۶	دقت: ۸۰٪ حساسیت: ۷۵٪
(۱۹)	۲۰۲۲	عکس های دهانی	Single Shot MultiBox Detector	۳۹۳۲	AUC: ۸۵/۶۵ حساسیت: ۸۱/۹۰
(۲۰)	۲۰۲۲	تصاویر فوتوگرافیک داخل دهانی	U-Net, Faster R-CNN, ResNet-18	۲۳۴۸	دقت: ۸۱۳٪ AUC: ۰/۸۳۷
(۳)	۲۰۲۱	تصاویر پانورامیک	DenseNet121, nnU-Net	۱۱۶۰	دقت: ۹۸۶٪ حساسیت: ۸۲۱٪
(۲۱)	۲۰۲۳	رادیوگرافی دندان	یادگیری خود-نظارتی	۱۴۱	دقت پیکسلی: افزایش ۶٪
(۲۲)	۲۰۲۲	عکس های داخل دهانی	CNN با یادگیری انتقالی	۲۴۱۷	دقت: ۹۲/۵٪ AUC: ۰/۹۶۴
(۱۰)	۲۰۲۱	رادیوگرافی بایت وینگ	CNN کاملاً	۱۴۰	AUC: ۰/۸۹ حساسیت: ۸۱٪
(۲۳)	۲۰۲۱	تصاویر پری اپیکال	CNN-LSTM با بهینه سازی سنجاک	-	دقت: ۹۶٪
(۱۱)	۲۰۲۲	رادیوگرافی پری اپیکال	مدل یادگیری عمیق اصلاح شده	۴۱۲۹	F1-score: ۰/۸۲۹ (پوسیدگی)

AUC: مساحت زیر منحنی ROC, IOU: تقاطع روی اتحاد, LSTM: حافظه کوتاه مدت طولانی

هوش مصنوعی در دندانپزشکی است. اگرچه توسعه سیستم های تشخیص پوسیدگی مبتنی بر هوش مصنوعی هنوز در مراحل اولیه خود قرار دارد، اما پیشرفت های قابل توجهی در این زمینه حاصل شده است^(۱۴).

مطالعات نشان می دهند که روش های یادگیری عمیق، به ویژه CNN ها، محبوب ترین و موفق ترین الگوریتم ها برای تشخیص پوسیدگی دندان هستند. براساس تحلیل Zanini, Rubira-Bullen & Nunes^(۲۵)، حدود ۶۹ درصد از مطالعات در این زمینه از تکنیک های یادگیری عمیق استفاده کرده اند. این روند نشان دهنده برتری یادگیری عمیق نسبت به روش های سنتی یادگیری ماشین در پردازش تصاویر دندان است.

یافته ها:

روند کلی تحقیقات هوش مصنوعی در تشخیص پوسیدگی دندان

هوش مصنوعی، نیروی تحول آفرین است که جوامع، صنایع و دولت ها را در سطح جهانی دگرگون می کند^(۲۴). بررسی مقالات منتشر شده در بازه زمانی ۲۰۱۵ تا ۲۰۲۵ نشان دهنده رشد چشمگیر تحقیقات در زمینه کاربرد هوش مصنوعی در تشخیص پوسیدگی دندان است. این روند افزایشی به ویژه از سال ۲۰۱۹ به بعد شتاب بیشتری گرفته است که نشان دهنده توجه فزاینده محققان به پتانسیل های

انواع تصویربرداری مورد استفاده در سیستم‌های تشخیص پوسیدگی

بررسی مقالات نشان می‌دهد که از انواع مختلف تصویربرداری دندانی برای تشخیص پوسیدگی با استفاده از هوش مصنوعی استفاده شده است. تصاویر رادیوگرافی پانورامیک، رادیوگرافی پری‌اپیکال، رادیوگرافی بایت‌وینگ و تصاویر داخل دهانی، رایج‌ترین روش‌های تصویربرداری مورد استفاده بوده‌اند. براساس مطالعه Putra و همکاران^(۹)، تصاویر پانورامیک با حدود ۲۹ درصد بیشترین استفاده را در مطالعات داشته‌اند، پس از آن رادیوگرافی پری‌اپیکال و بایت‌وینگ قرار دارند. هر روش تصویربرداری مزایا و چالش‌های خاص خود را برای تشخیص هوش مصنوعی ارائه می‌دهد. رادیوگرافی پانورامیک دید کلی از تمام دندان‌ها و ساختارهای فکی را فراهم می‌کند، اما رزولوشن پایین‌تری نسبت به تصاویر داخل دهانی دارد. رادیوگرافی بایت‌وینگ برای تشخیص پوسیدگی‌های بین دندانی بسیار مناسب است و در مطالعاتی مانند Cantu و همکاران^(۱۸) و Mertens و همکاران^(۱۰) با موفقیت استفاده شده است.

تصاویر پری‌اپیکال جزئیات بیشتری از دندان‌ها و ریشه‌ها نشان می‌دهند و برای تشخیص پوسیدگی‌های عمیق مفید هستند، همانطور که در مطالعه Lee و همکاران^(۷) و Li و همکاران^(۱۱) مشاهده شده است. اخیراً، استفاده از تصاویر داخل دهانی نیز روند روبه رشدی داشته است. Zhang و همکاران^(۱۹) و Park و همکاران^(۲۰) نشان دادند که سیستم‌های تشخیص پوسیدگی مبتنی بر تصاویر داخل دهانی می‌توانند ابزاری مقرون به صرفه و کارآمد برای غربالگری اولیه پوسیدگی باشند. روش‌های نوآورانه دیگر مانند تصویربرداری ترانسیلومیناسیون مادون قرمز نزدیک (NILT) که توسط Casalegno و همکاران^(۸) مطالعه شده است، نتایج امیدوارکننده‌ای برای تشخیص ضایعات اولیه نشان داده‌اند. جدول ۱ عملکرد سیستم‌های هوش مصنوعی را براساس انواع مختلف تصویربرداری مقایسه می‌کند.

جدول ۱- مقایسه عملکرد سیستم‌های هوش مصنوعی براساس نوع تصویربرداری

نوع تصویربرداری	محدوده دقت	محدوده حساسیت	محدوده ویژگی	AUC	مزایای اصلی	محدودیت‌ها
رادیوگرافی پانورامیک	۸۶/۱٪ -	۸۲/۱٪ -	۸۳٪ - ۹۴/۳	۰/۸۴۵ -	دید کلی از تمام دندان‌ها، سهولت استفاده	رزولوشن پایین‌تر برای پوسیدگی‌های کوچک
رادیوگرافی پری‌اپیکال	۸۲٪ - ۹۹/۲	۶۵٪ - ۹۵/۷	۸۱/۵٪ - ۹۴/۳٪	۰/۸۹۰ -	جزئیات دقیق دندان و ریشه	پوشش محدود، نیاز به چندین تصویر
رادیوگرافی بایت‌وینگ	۸۰٪ - ۹۵/۴٪	۷۵٪ - ۸۵٪	۸۰٪ - ۹۱٪	۰/۸۹۰ -	مناسب برای پوسیدگی بین دندانی	فقط بخشی از دندان‌ها را نشان می‌دهد
تصاویر داخل دهانی	۷۱٪ - ۹۶٪	۸۱/۹٪ - ۹۲/۵٪	۷۸٪ - ۹۴/۳٪	۰/۸۳۷ -	عدم اشعه یونیزان، کاربرد آسان	تشخیص پوسیدگی‌های پنهان دشوار است
ترانسیلومیناسیون مادون قرمز	۶۸٪ - ۷۸٪	-	-	۰/۸۳۶ -	تشخیص پوسیدگی اولیه، عدم اشعه یونیزان	تکنولوژی نسبتاً جدید، داده‌های محدود
توموگرافی کامپیوتری	-	-	-	-	تصویر سه‌بعدی، ارزیابی حجم پوسیدگی	دوز اشعه بالا، هزینه بالا، استفاده محدود

AUC: مساحت زیر منحنی ROC؛ داده‌ها از مطالعات (۴، ۸، ۹، ۱۶، ۱۹، ۲۰، ۲۱، ۲۳) استخراج شده‌اند.

الگوریتم‌های هوش مصنوعی در تشخیص پوسیدگی دندان

تنوع گسترده‌ای از الگوریتم‌های هوش مصنوعی برای تشخیص پوسیدگی دندان استفاده شده است. با این حال، CNNها و مشتقات آنها، به دلیل توانایی برجسته در پردازش و استخراج ویژگی‌های تصاویر، محبوب‌ترین روش‌ها بوده‌اند.

برخی از معماری‌های رایج CNN مورد استفاده در تحقیقات شامل U-Net، Mask R-CNN، Faster R-CNN، ResNet، DenseNet و GoogLeNet Inception است، U-Net، که توسط Cantu و همکاران^(۱۸) و Zhu و همکاران^(۲۶) استفاده شده است، به دلیل ساختار مناسب برای قطعه‌بندی تصویر، به ویژه برای شناسایی دقیق مرزهای ضایعات پوسیدگی، بسیار کارآمد بوده است. مدل‌های R-CNN در مطالعاتی مانند Moutselos و همکاران^(۱۷) و Park و همکاران^(۲۰) برای تشخیص موقعیت دقیق پوسیدگی‌ها در تصاویر دهانی استفاده شده‌اند.

مطالعات اخیر روش‌های پیشرفته‌تری را نیز معرفی کرده‌اند. Singh & Sehgal^(۲۳) یک معماری ترکیبی CNN-LSTM را با الگوریتم بهینه‌سازی سنجاچک برای طبقه‌بندی پوسیدگی براساس سیستم G.V. Black توسعه دادند که دقت ۹۶ درصد را نشان داد. Qayyum و همکاران^(۲۱) روش‌های یادگیری نیمه‌نظارت‌شده را برای غلبه بر محدودیت‌های مجموعه داده‌های کوچک معرفی کردند که پیشرفت ۶ درصد در دقت پیکسلی را نشان داد. برای پیش‌پردازش تصاویر، تکنیک‌های مختلفی استفاده شده است. فیلترهای گوسی، روش‌های حد آستانه، عملیات مورفولوژیکی (فرسایش و اتساع)، و تشخیص لبه از جمله روش‌های رایج هستند. Majanga & Viriri^(۲۷) روش تشخیص لکه را برای شناسایی خودکار ضایعات پوسیدگی

پنهان و غیرقابل دسترسی در رادیوگرافی‌های بایت‌وینگ ارائه کردند که دقت ۹۷ درصد و حساسیت ۹۶ درصد را نشان داد.

یکی از یافته‌های مهم این است که استفاده از تکنیک‌های افزایش داده برای غلبه بر محدودیت‌های مجموعه داده‌ای کوچک در بسیاری از مطالعات مشترک است. Kühnisch و همکاران^(۲۲) و Zhang و همکاران^(۱۹) نشان دادند که استفاده از افزایش داده و یادگیری انتقالی به طور قابل توجهی عملکرد مدل‌ها را بهبود می‌بخشد.

مقایسه عملکرد هوش مصنوعی با متخصصان دندانپزشکی یکی از جنبه‌های مهم ارزیابی سیستم‌های هوش مصنوعی، مقایسه عملکرد آنها با متخصصان دندانپزشکی است. چندین مطالعه به طور مستقیم عملکرد الگوریتم‌های هوش مصنوعی را با دندانپزشکان مقایسه کرده‌اند، با نتایج قابل توجهی که در جدول ۲ خلاصه شده است.

نتایج این مقایسه‌ها الگوهای مهمی را نشان می‌دهد. در اکثر مطالعات، سیستم‌های هوش مصنوعی عملکردی برابر یا بهتر از دندانپزشکان داشته‌اند. Cantu و همکاران^(۱۸) نشان دادند که هوش مصنوعی به طور قابل توجهی در تشخیص ضایعات پوسیدگی اولیه در رادیوگرافی‌های بایت‌وینگ بهتر از دندانپزشکان عمل می‌کند. Lee و همکاران^(۲۸) دریافتند که الگوریتم DCNN در طبقه‌بندی سیستم‌های ایمپلنت دندانی از روی تصاویر رادیوگرافی، از اکثر متخصصان دندانپزشکی بهتر عمل می‌کند. یک یافته بسیار مهم در چندین مطالعه این است که هوش مصنوعی می‌تواند به عنوان ابزار کمکی برای دندانپزشکان عمل کند و دقت تشخیصی آنها را بهبود بخشد. Lee و همکاران^(۱۶) نشان دادند که استفاده از نتایج CNN به عنوان داده‌های مرجع، حساسیت تشخیصی دندانپزشکان را به طور قابل توجهی افزایش می‌دهد. Mertens و همکاران^(۱۰) نیز نتایج مشابهی را گزارش کردند، که نشان می‌دهد نرم‌افزار

پشتیبانی تشخیصی مبتنی بر هوش مصنوعی می‌تواند دقت درمانی تهاجمی شود. این یافته نشان می‌دهد که ترکیب تشخیصی دندانپزشکان را افزایش دهد. قضاوت بالینی انسان با هوش مصنوعی، برای اطمینان از تشخیص و درمان مناسب ضروری است.

جدول ۲- مقایسه عملکرد سیستم‌های هوش مصنوعی با متخصصان دندانپزشکی

مطالعه	تعداد متخصصان	روش AI	عملکرد AI	عملکرد متخصص	نتیجه‌گیری
(۱۸)	۷ دندانپزشک	U-Net	دقت: ۰/۸۰، حساسیت: ۰/۷۵	دقت: ۰/۷۱، حساسیت: ۰/۳۶	AI عملکرد بهتری داشت، به ویژه در تشخیص ضایعات اولیه
(۳)	۳ دندانپزشک	nnU-Net & DenseNet121	دقت: ۰/۹۸۶، حساسیت: ۰/۸۲۱	مشابه AI	عملکرد AI مشابه متخصصان بود
(۲۸)	۲۴ جراح عمیق	تشخیص یادگیری عمیق	ارزش پیش‌بینی مثبت: ۰/۶۷	ارزش پیش‌بینی مثبت: ۰/۶۹	AI از ۱۴ متخصص از ۲۴ بهتر عمل کرد
(۲۹)	۲۵ دندانپزشک	DCNN	AUC: ۰/۹۵۴، حساسیت: ۰/۹۵۵	متغیر	AI از اکثر متخصصان بهتر عمل کرد
(۱۱)	چندین متخصص	مدل یادگیری عمیق	F1-score: ۰/۸۲۹ (پوسیدگی)	پایین‌تر از AI	AI بهتر از دندانپزشکان جوان عمل کرد
(۳۰)	۶ دندانپزشک	CNN	دقت: ۰/۸۱	دقت: ۰/۷۶	AI نسبتاً بهتر عمل کرد، اما تفاوت معنی‌دار نبود
(۱۶)	۳ دندانپزشک	U-Net	حساسیت: ۰/۶۵	حساسیت: ۰/۶۹	AI به دندانپزشکان در افزایش حساسیت تشخیص کمک کرد
(۱۰)	۲۲ دندانپزشک	CNN کاملاً کانولوشن	AUC: ۰/۸۹، حساسیت: ۰/۸۱	AUC: ۰/۸۵، حساسیت: ۰/۷۲	AI دقت تشخیصی دندانپزشکان را افزایش داد

AI: هوش مصنوعی؛ AUC: مساحت زیر منحنی ROC؛ CNN: شبکه عصبی کانولوشن؛ DCNN: شبکه عصبی کانولوشن عمیق

با این حال، Li و همکاران^(۱۱) هشدار دادند که استفاده از هوش مصنوعی ممکن است منجر به افزایش تصمیمات

دقت تشخیصی برای انواع مختلف پوسیدگی

یکی از جنبه‌های مهم سیستم‌های تشخیص پوسیدگی مبتنی بر هوش مصنوعی، توانایی آن‌ها در تشخیص انواع مختلف ضایعات پوسیدگی است. مطالعات مختلف به بررسی عملکرد این سیستم‌ها در تشخیص پوسیدگی‌های اولیه، پوسیدگی‌های عاجی، پوسیدگی‌های اکلوژالی، پوسیدگی‌های پروگزیمالی و سایر انواع پوسیدگی پرداخته‌اند.

Cantu و همکاران^(۱۸) دریافتند که سیستم یادگیری عمیق آن‌ها حساسیت پایداری را در حدود ۰/۷۰ برای هر دو ضایعه اولیه و پیشرفته نشان می‌دهد، در حالی که دندانپزشکان عمدتاً حساسیت پایینی برای ضایعات اولیه (کمتر از ۰/۲۵) نشان دادند. Casalegno و همکاران^(۸) با استفاده از تصاویر ترانسیلومیناسیون مادون قرمز نزدیک، نمره IoU ۴۹/۵ درصد و ۴۹/۰ درصد را به ترتیب برای ضایعات پوسیدگی پروگزیمال و اکلوژال نشان دادند. Zhu و همکاران^(۲۶) با استفاده از CariesNet، یک شبکه عصبی عمیق برای قطعه‌بندی ضایعات پوسیدگی چند مرحله‌ای از تصاویر رادیوگرافی پانورامیک دهان، توانستند پوسیدگی‌های سطحی، متوسط و عمیق را با ضریب دایس میانگین ۹۳/۶۴ درصد و دقت ۹۳/۶۱ درصد تشخیص دهند. Lian و همکاران^(۳) نیز با استفاده از DenseNet121 عملکرد خوبی را در طبقه‌بندی عمق پوسیدگی نشان دادند، با دقت کلی ۰/۹۵۷ برای ضایعات D1، ۰/۸۳۲ برای ضایعات D2، و ۰/۸۶۳ برای ضایعات D3. این یافته‌ها نشان می‌دهد که سیستم‌های مبتنی بر هوش مصنوعی نه تنها می‌توانند وجود پوسیدگی را تشخیص دهند، بلکه می‌توانند نوع و عمق ضایعات را نیز با دقت قابل قبولی طبقه‌بندی کنند. این توانایی برای تصمیم‌گیری‌های درمانی مناسب بسیار ارزشمند است، زیرا رویکردهای درمانی برای ضایعات اولیه (معدنی‌سازی مجدد) و ضایعات پیشرفته (درمان ترمیمی) متفاوت است.

پیشرفت‌ها در تکنیک‌های پیش‌پردازش و تحلیل تصویر تکنیک‌های پیش‌پردازش و تحلیل تصویر نقش مهمی در بهبود عملکرد سیستم‌های تشخیص پوسیدگی مبتنی بر هوش مصنوعی دارند. پژوهش‌های اخیر پیشرفت‌های قابل توجهی در این زمینه نشان داده‌اند. قطعه‌بندی دندان به عنوان مرحله پیش‌پردازش مهم در بسیاری از مطالعات مورد استفاده قرار گرفته است. Lee و همکاران^(۲۹) یک روش کاملاً یادگیری عمیق مبتنی بر شبکه Mask R-CNN را برای قطعه‌بندی خودکار دندان در تصاویر رادیوگرافی پانورامیک توسعه دادند. این روش امتیاز F1 ۰/۸۷۵ و میانگین IoU ۰/۸۷۷ را به دست آورد. Park و همکاران^(۲۰) نشان دادند که قطعه‌بندی سطح دندان با استفاده از CNN دقت الگوریتم طبقه‌بندی برای تصاویر پوسیدگی را از ۰/۷۵۸ به ۰/۸۱۳ بهبود می‌بخشد.

روش‌های نوآورانه دیگر نیز معرفی شده‌اند. Majanga & Viriri^(۲۷) روش تشخیص لکه را برای شناسایی خودکار ضایعات پوسیدگی پنهان و غیرقابل دسترسی در رادیوگرافی‌های بایت‌وینگ ارائه کردند. این روش از فیلترهای گاوسی، حد آستانه، مورفولوژی (فرسایش و اتساع)، و تشخیص مرز از طریق روش کانتور فعال استفاده می‌کند و دقت ۹۷ درصد و حساسیت ۹۶ درصد را نشان داد.

تکنیک‌های پیشرفته پردازش تصویر مانند فیلترهای لاپلاسی، حد آستانه انطباقی مبتنی بر پنجره، عملیات مورفولوژیکی، و استخراج ویژگی‌های آماری توسط Geetha, Aprameya & Hinduja^(۳۱) برای تشخیص پوسیدگی دندان در رادیوگرافی‌های دیجیتال استفاده شده است. سیستم آن‌ها با شبکه عصبی پس‌انتشار، دقت ۹۷/۱ درصد و نرخ مثبت کاذب ۲/۸ درصد را نشان داد.

Zhu و همکاران^(۲۶) یک معماری یادگیری عمیق جدید به نام CariesNet را برای قطعه‌بندی ضایعات پوسیدگی

هوش مصنوعی به عنوان ابزار کمکی برای دندانپزشکان است. مطالعات Mertens و همکاران^(۱۰) و Lee و همکاران^(۱۶) نشان دادند که استفاده از هوش مصنوعی می‌تواند دقت تشخیصی دندانپزشکان را بهبود بخشد. این یافته‌ها نشان می‌دهند که بهترین رویکرد احتمالی، ترکیب هوش مصنوعی با قضاوت بالینی انسان است - مدلی که Schwendicke, Samek & Krois^(۴) آن را به عنوان "هوش مصنوعی کمکی" توصیف کرده‌اند. در این مدل، هوش مصنوعی به عنوان "نظر دوم" عمل می‌کند، مناطق مشکوک به پوسیدگی را پیشنهاد می‌دهد، اما تصمیم نهایی همچنان با دندانپزشک است. این رویکرد ترکیبی می‌تواند دقت تشخیصی را افزایش دهد و در عین حال، نظارت انسانی ضروری را حفظ کند.

ارزش ویژه در تشخیص ضایعات اولیه: یافته دیگری که توجه ویژه‌ای را به خود جلب می‌کند، توانایی برجسته سیستم‌های هوش مصنوعی در تشخیص ضایعات پوسیدگی اولیه است. Cantu و همکاران^(۱۸) نشان دادند که در حالی که اکثر دندانپزشکان در تشخیص ضایعات اولیه مشکل داشتند (حساسیت کمتر از ۰/۲۵)، الگوریتم هوش مصنوعی حساسیتی حدود ۰/۷۰ نشان داد. این یافته از اهمیت بالینی قابل توجهی برخوردار است، زیرا تشخیص زودهنگام پوسیدگی برای مداخلات پیشگیرانه غیرتهاجمی مانند فلوراید درمانی و معدنی‌سازی مجدد ضروری است.^(۲۳)

تنوع در روش‌های تصویربرداری و الگوریتم‌ها: یافته‌های ما نشان می‌دهد که سیستم‌های هوش مصنوعی برای تشخیص پوسیدگی در انواع مختلف تصاویر دندان، از جمله رادیوگرافی پانورامیک، پری‌اپیکال، بایت‌وینگ، و تصاویر داخل دهانی، توسعه یافته‌اند. این تنوع انعطاف‌پذیری را در کاربردهای بالینی نشان می‌دهد، زیرا مراکز مختلف دندانپزشکی ممکن است به روش‌های تصویربرداری مختلفی

چندمرحله‌ای از تصاویر رادیوگرافی پانورامیک دهان معرفی کردند. آن‌ها یک مجموعه داده رادیوگرافی پانورامیک با کیفیت بالا با ۳۱۲۷ ضایعه پوسیدگی دقیق، شامل پوسیدگی سطحی، پوسیدگی متوسط و پوسیدگی عمیق جمع‌آوری کردند. CariesNet به عنوان یک شبکه-U شکل با ماژول توجه محوری مقیاس کامل اضافی برای قطعه‌بندی این سه نوع پوسیدگی از تصاویر پانورامیک دهان ساخته شد. آزمایش‌ها نشان داد که این روش می‌تواند به ضریب دایس میانگین ۹۳/۶۴ درصد و دقت ۹۳/۶۱ درصد در قطعه‌بندی سه سطح مختلف پوسیدگی دست یابد.

بحث

این بررسی جامع از مطالعات مرتبط با کاربرد هوش مصنوعی در تشخیص پوسیدگی دندان، پیشرفت‌های قابل توجهی را در این زمینه نشان می‌دهد. یافته‌های حاصل از این مطالعه نشان می‌دهد که فناوری‌های هوش مصنوعی، به ویژه یادگیری عمیق، پتانسیل تحول‌آفرینی در تشخیص پوسیدگی دندان دارند. با این حال، برای استفاده کامل از این پتانسیل، چالش‌های مختلفی باید مورد توجه قرار گیرند. در این بخش، یافته‌های اصلی را تفسیر می‌شود، محدودیت‌های موجود مورد بررسی قرار گرفته و جهت‌گیری‌های آینده پیشنهاد می‌گردد.

تفسیر یافته‌های اصلی

عملکرد تشخیصی هوش مصنوعی در مقایسه با متخصصان انسانی: یکی از یافته‌های برجسته این مطالعه این است که سیستم‌های مبتنی بر هوش مصنوعی می‌توانند در تشخیص پوسیدگی دندان عملکردی مشابه یا حتی بهتر از متخصصان دندانپزشکی داشته باشند. این یافته با نتایج مطالعات دیگر در زمینه کاربرد هوش مصنوعی در تصویربرداری پزشکی همخوانی دارد^(۲۲). اما نکته مهم‌تر، پتانسیل استفاده از

دسترسی داشته باشند. در زمینه الگوریتم‌ها، CNN ها و مشتقات آن‌ها (U-Net، R-CNN، و غیره) به عنوان موفق‌ترین روش‌ها برای تشخیص پوسیدگی دندان ظاهر شده‌اند. این با یافته‌های Hwang و همکاران^(۱۴) در مرور کلی خود از یادگیری عمیق در دندانپزشکی همخوانی دارد. با این حال، رویکردهای نوآورانه مانند روش‌های ترکیبی CNN-LSTM^(۲۳) و یادگیری نیمه‌نظارت‌شده^(۲۱) نتایج امیدوارکننده‌ای نشان داده‌اند و پتانسیل روش‌های پیشرفته‌تر را برای بهبود بیشتر عملکرد نشان می‌دهند.

چالش‌های اساسی و راهکارهای ممکن

علی‌رغم پیشرفت‌های قابل توجه، چندین چالش اساسی همچنان وجود دارد که باید برای پیشرفت بیشتر در این زمینه و استفاده بالینی گسترده‌تر از سیستم‌های هوش مصنوعی در تشخیص پوسیدگی دندان مورد توجه قرار گیرند.

محدودیت‌های مجموعه داده: یکی از چالش‌های اصلی که در این مطالعه شناسایی شد، دسترسی به مجموعه داده‌های بزرگ، متنوع و با کیفیت بالا برای آموزش مدل‌های هوش مصنوعی است Mohammad-Rahimi و همکاران^(۱۵) و Zanini, Rubira-Bullen & Nunes^(۲۵) بر نیاز به مجموعه داده‌های بزرگتر و استانداردشده تأکید کردند. راهکار این چالش می‌تواند شامل ایجاد پایگاه‌های داده عمومی استاندارد از تصاویر دندانی با برچسب‌گذاری دقیق توسط متخصصان متعدد باشد Putra و همکاران^(۹) بر اهمیت همکاری بین مراکز دندانپزشکی برای ایجاد چنین مجموعه داده‌هایی تأکید کردند. علاوه بر این، تکنیک‌هایی مانند افزایش داده و یادگیری انتقالی، همانطور که در چندین مطالعه مرور شده استفاده شده است، می‌توانند به غلبه بر محدودیت‌های مجموعه داده کمک کنند.

استانداردسازی روش‌ها و ارزیابی : Kanagamalliga, Jayashree & Guna^(۳۴) و Zanini, Rubira-

Bullen & Nunes^(۲۵) به عدم وجود فرمت گزارش‌دهی استاندارد برای مطالعات هوش مصنوعی در تشخیص پوسیدگی دندان اشاره کردند. این عدم استانداردسازی، مقایسه بین مطالعات و ارزیابی دقیق پیشرفت‌ها را به طور قابل توجهی دشوار می‌سازد. راهکار این چالش می‌تواند توسعه و پذیرش دستورالعمل‌های گزارش‌دهی استاندارد برای مطالعات هوش مصنوعی در دندانپزشکی باشد. همچنین، استفاده از مجموعه داده‌های مرجع مشترک برای ارزیابی عملکرد الگوریتم‌ها می‌تواند مقایسه‌های معنادارتری را امکان‌پذیر سازد Wang و همکاران^(۲۵) چارچوبی را برای ارزیابی عینی الگوریتم‌های تحلیل رادیوگرافی دندانی ایجاد کردند که می‌تواند به عنوان الگویی برای چنین استانداردسازی‌هایی عمل کند.

ادغام در گردش کار بالینی: تبدیل سیستم‌های هوش مصنوعی از مطالعات پژوهشی به ابزارهای عملی بالینی چالش بزرگی است که نیاز به توجه دارد Alowais و همکاران^(۲۶) اشاره کردند که ادغام هوش مصنوعی در مراقبت‌های بهداشتی پتانسیل عالی برای بهبود تشخیص بیماری، انتخاب درمان، و آزمایش‌های بالینی دارد، اما چالش‌های مربوط به حریم خصوصی داده‌ها، تعصب، و نیاز به تخصص انسانی باید مورد توجه قرار گیرند. راهکارهای ممکن شامل توسعه سیستم‌های کاربرپسند با رابط‌های شهودی، ادغام با سیستم‌های موجود مدیریت بیمار، و آموزش مناسب برای متخصصان دندانپزشکی است. Schwendicke, Samek & Krois^(۴) اشاره کردند که آموزش دندانپزشکی باید معرفی راه‌حل‌های هوش مصنوعی بالینی را همراهی کند و سواد دیجیتال را در نیروی کار آینده دندانپزشکی تقویت کند.

اعتمادپذیری و شفافیت: یک چالش مهم برای پذیرش هوش مصنوعی در عمل بالینی، نیاز به اعتمادپذیری و شفافیت است Schwendicke, Samek & Krois^(۴) بر

استانداردسازی تصاویر، و روش‌های یادگیری عمیق که می‌توانند با تنوع در داده‌های ورودی سازگار شوند، است.

روندهای اخیر و جهت‌گیری‌های آینده

بررسی مطالعات اخیر و تحلیل روندهای پژوهشی نشان‌دهنده مسیرهای امیدبخشی برای تحقیقات آینده در زمینه کاربرد هوش مصنوعی در تشخیص پوسیدگی دندان است:

ایجاد و استانداردسازی مجموعه داده‌های عمومی: مطالعات اخیر مانند Zhu و همکاران^(۲۶) و Li و همکاران^(۱۱) از مجموعه داده‌های بزرگتر (به ترتیب ۳۱۲۷ و ۴۱۲۹ تصویر) استفاده کرده‌اند که نشان‌دهنده تلاش برای غلبه بر محدودیت‌های مجموعه داده‌های کوچک است. توسعه مجموعه داده‌های بزرگ، متنوع و با کیفیت بالا که به صورت عمومی در دسترس محققان قرار گیرد، ضروری است. این مجموعه داده‌ها باید شامل انواع مختلف تصاویر دندان، از جمعیت‌های متنوع و با برچسب‌گذاری دقیق و استاندارد باشند.

سیستم‌های چندمدلی و تصویربرداری پیشرفته: برخی از مطالعات اخیر مانند Casalegno و همکاران^(۸) به کاربرد روش‌های جدید تصویربرداری مانند ترانسیلومیناسیون مادون قرمز نزدیک در ترکیب با هوش مصنوعی پرداخته‌اند. پژوهش‌های آینده باید بر روی سیستم‌هایی که می‌توانند از چندین منبع داده (مانند رادیوگرافی، تصاویر داخل دهانی، اسکن‌های سه‌بعدی) به طور همزمان استفاده کنند، تمرکز کنند.

معماری‌های ترکیبی و هوش مصنوعی قابل توضیح Singh: & Sehgal^(۳۳) یک معماری ترکیبی CNN-LSTM را با الگوریتم بهینه‌سازی سنجاچک توسعه دادند که عملکرد بهتری نسبت به مدل‌های CNN استاندارد نشان داد. همزمان، پیشرفت در زمینه روش‌هایی برای تفسیر و توضیح

اهمیت "هوش مصنوعی قابل توضیح" تأکید کردند که در آن منطق پشت تصمیمات هوش مصنوعی قابل مشاهده و درک است. راهکارهای این چالش شامل توسعه روش‌های تفسیر و توضیح مدل‌های یادگیری عمیق، و استفاده از نقشه‌های حرارتی یا تکنیک‌های مشابه برای نشان دادن مناطقی از تصویر که در تصمیم‌گیری مدل نقش داشته‌اند. همچنین، حفظ نظارت انسانی بر تصمیمات نهایی و استفاده از هوش مصنوعی به عنوان ابزار کمکی، نه جایگزین، برای قضاوت بالینی انسان ضروری است.

مسائل اخلاقی و قانونی Gerke, Minssen & Cohen: چالش‌های اخلاقی و قانونی متعددی را در رابطه با استفاده از هوش مصنوعی در مراقبت‌های سلامت بررسی کردند. این چالش‌ها شامل رضایت آگاهانه، ایمنی و شفافیت، عدالت الگوریتمی و تعصب‌ها، و حریم خصوصی داده‌ها می‌شود. راهکارهای ممکن شامل توسعه چارچوب‌های اخلاقی و قانونی مناسب برای استفاده از هوش مصنوعی در دندانپزشکی، اطمینان از رضایت آگاهانه بیماران، و تلاش برای کاهش تعصب در مجموعه داده‌ها و الگوریتم‌ها است. Schwendicke, Samek & Krois^(۴) پیشنهاد کردند که تغییر از یادگیری متمرکز به یادگیری توزیع‌شده/فدرال ممکن است به این موضوع کمک کند و در عین حال مقیاس‌پذیری و استحکام را بهبود بخشد.

محدودیت‌های فنی: علی‌رغم پیشرفت‌های قابل توجه، محدودیت‌های فنی همچنان وجود دارند Wang و همکاران^(۳۵) اشاره کردند که تشخیص خودکار رادیوگرافی دندان همچنان یک مشکل چالش‌برانگیز و حل‌نشده است. تنوع در کیفیت تصویر، زاویه عکسبرداری، و تفاوت‌های آناتومیکی بین بیماران می‌تواند بر عملکرد الگوریتم‌ها تأثیر بگذارد. راهکارهای ممکن شامل توسعه الگوریتم‌های مقاوم‌تر، استفاده از تکنیک‌های پیش‌پردازش پیشرفته برای

سیستم‌های تشخیص پوسیدگی مبتنی بر هوش مصنوعی با سیستم‌های موجود مدیریت اطلاعات دندانپزشکی تمرکز کنند.

آموزش نیروی کار دندانپزشکی و پرداختن به مسائل اخلاقی: توسعه برنامه‌های آموزشی برای دندانپزشکان و تحقیقات بیشتر در زمینه چارچوب‌های اخلاقی و قانونی مناسب برای استفاده از هوش مصنوعی در دندانپزشکی ضروری است. کاربردهای عملی و تأثیرات بالینی هوش مصنوعی یافته‌های این مطالعه نشان می‌دهد که سیستم‌های هوش مصنوعی می‌توانند تأثیر چشمگیری بر عملکرد بالینی و آینده دندانپزشکی داشته باشند:

افزایش دقت تشخیصی و بهبود تشخیص ضایعات اولیه: چندین مطالعه نشان داده‌اند که سیستم‌های مبتنی بر هوش مصنوعی، به ویژه در تشخیص ضایعات پوسیدگی اولیه، دقت تشخیصی برابر یا بهتر از متخصصان دندانپزشکی دارند. Cantu و همکاران^(۱۸) نشان دادند که هوش مصنوعی در تشخیص ضایعات اولیه مینایی به طور قابل توجهی بهتر از دندانپزشکان عمل می‌کند (حساسیت حدود ۰/۷۰ در مقابل کمتر از ۰/۲۵). این توانایی برای مدیریت پیشگیرانه پوسیدگی بسیار ارزشمند است، زیرا ضایعات اولیه را می‌توان با روش‌های غیرتهاجمی مانند معدنی‌سازی مجدد درمان کرد.

سیستم‌های پشتیبانی تصمیم‌گیری بالینی Mertens و همکاران^(۱۰) و Lee و همکاران^(۱۶) نشان دادند که استفاده از هوش مصنوعی به عنوان ابزار کمکی، دقت تشخیصی دندانپزشکان را به طور قابل توجهی افزایش می‌دهد. این رویکرد "هوش مصنوعی کمکی" که Schwendicke, Samek & Krois^(۴) توصیف کرده‌اند، می‌تواند به عنوان "نظر دوم" عمل کند و مناطق مشکوک به پوسیدگی را پیشنهاد دهد، در حالی که تصمیم نهایی همچنان با دندانپزشک است.

تصمیمات مدل‌های یادگیری عمیق ضروری است تا اعتماد متخصصان دندانپزشکی و پذیرش این فناوری‌ها افزایش یابد.

روش‌های یادگیری کارآمدتر Qayyum و همکاران^(۲۱) روش‌های یادگیری نیمه‌نظارت‌شده را برای غلبه بر محدودیت‌های مجموعه داده‌های کوچک معرفی کردند. Kühnisch و همکاران^(۲۲) و Zhang و همکاران^(۱۹) از تکنیک‌های یادگیری انتقالی برای بهبود عملکرد با مجموعه داده‌های محدود استفاده کردند. تحقیقات بیشتر در زمینه این روش‌ها و همچنین یادگیری فدرال، یادگیری خودنظارتی، و یادگیری تقابلی می‌تواند به غلبه بر چالش‌های مربوط به محدودیت داده‌ها کمک کند.

طبقه‌بندی چندمرحله‌ای و قطعه‌بندی پیشرفته Zhu و همکاران^(۲۶) و Moutselos و همکاران^(۱۷) روش‌هایی را برای طبقه‌بندی پوسیدگی در چندین کلاس براساس عمق یا شدت ضایعه توسعه دادند. همچنین، Lee و همکاران^(۲۸) و Park و همکاران^(۲۰) نشان دادند که استفاده از روش‌های قطعه‌بندی پیشرفته به عنوان مرحله پیش‌پردازش می‌تواند دقت تشخیص پوسیدگی را به طور قابل توجهی افزایش دهد.

مطالعات بالینی طولی: انجام مطالعات طولی برای ارزیابی تأثیر استفاده از سیستم‌های هوش مصنوعی بر نتایج بالینی بیماران در طول زمان ضروری است. این مطالعات باید شامل ارزیابی تأثیر بر تصمیم‌گیری‌های درمانی، میزان عود پوسیدگی، مقرون به صرفه بودن، و رضایت بیماران و دندانپزشکان باشد.

توسعه استانداردها و ادغام با سیستم‌های مدیریت اطلاعات: تلاش‌های هماهنگ برای توسعه استانداردها و دستورالعمل‌های مناسب برای ارزیابی، گزارش‌دهی، و اجرای سیستم‌های هوش مصنوعی در دندانپزشکی بالینی ضروری است. همچنین، تحقیقات آینده باید بر چگونگی ادغام

منجر به رویکردهای شخصی‌سازی شده برای تشخیص و مدیریت پوسیدگی بر اساس خصوصیات فردی بیمار شود. افزایش کارایی و اتوماسیون Li^(۱۱) و همکاران (۱۱) اشاره کردند که مدل‌های یادگیری عمیق می‌توانند دقت و سازگاری را بهبود بخشند و بار کاری دندانپزشکان را کاهش دهند. این می‌تواند به دندانپزشکان اجازه دهد وقت بیشتری را به جنبه‌های پیچیده‌تر مراقبت از بیمار اختصاص دهند.

تحقیقات پیشرفته دندانپزشکی: قابلیت تحلیل حجم عظیمی از داده‌های تصویری و شناسایی الگوهای جدید می‌تواند به درک بهتر پاتوژن پوسیدگی، عوامل خطر، و روش‌های پیشگیری و درمان موثر منجر شود.

با این حال، باید توجه داشت که استفاده از هوش مصنوعی باید با توجه به اصول اخلاقی، حفظ حریم خصوصی و رفاه بیماران انجام شود. هدف باید حمایت و تقویت ارتباط بین دندانپزشک و بیمار باشد، نه جایگزینی آن.

نقشه راه آینده برای هوش مصنوعی در تشخیص پوسیدگی دندان

براساس یافته‌های این مطالعه، می‌توان یک نقشه راه پیشنهادی برای توسعه و اجرای آینده هوش مصنوعی در تشخیص پوسیدگی دندان ارائه داد:

کوتاه مدت (۱-۲ سال)

- توسعه و به اشتراک‌گذاری مجموعه داده‌های استاندارد برای

آموزش و ارزیابی مدل‌های هوش مصنوعی

- ایجاد دستورالعمل‌های گزارش‌دهی استاندارد برای مطالعات

هوش مصنوعی در دندانپزشکی

- بهبود روش‌های موجود با تمرکز بر افزایش حساسیت برای

ضایعات اولیه

- انجام مطالعات بیشتر برای مقایسه عملکرد هوش مصنوعی

با متخصصان دندانپزشکی

میان مدت (۳-۵ سال)

کاهش تغییرپذیری بین مشاهده‌گران و استانداردسازی تشخیص Li^(۱۱) و همکاران (۱۱) دریافتند که استفاده از هوش مصنوعی نه تنها دقت تشخیصی را بهبود می‌بخشد، بلکه توافق بین مشاهده‌گران را نیز افزایش می‌دهد. این می‌تواند به استانداردسازی بیشتر در تشخیص و طرح درمان پوسیدگی منجر شود و از درمان‌های بیش از حد یا کمتر از حد نیاز جلوگیری کند.

دندانپزشکی از راه دور و غربالگری جمعیتی: سیستم‌های تشخیص پوسیدگی مبتنی بر تصاویر داخل دهانی، مانند آنچه توسط Park^(۲۰) و همکاران^(۱۹) و Zhang^(۱۹) و همکاران (۱۹) توسعه یافته، می‌تواند برای دندانپزشکی از راه دور و غربالگری اولیه و مقرون به صرفه پوسیدگی دندان در جمعیت‌های بزرگ استفاده شود. این کاربرد به ویژه در مناطق روستایی یا کم‌برخوردار که دسترسی به متخصصان دندانپزشکی محدود است، ارزشمند است.

آموزش و یادگیری حرفه‌ای: سیستم‌های هوش مصنوعی می‌توانند ابزارهای آموزشی قدرتمندی برای دانشجویان دندانپزشکی و آموزش مداوم حرفه‌ای دندانپزشکان باشند. آنها می‌توانند نمونه‌های متنوعی از انواع مختلف ضایعات پوسیدگی را نشان دهند و بازخورد فوری درباره تشخیص‌ها ارائه دهند Schwendicke, Samek & Krois^(۴).

تأکید کردند که آموزش دندانپزشکی باید معرفی راه‌حل‌های هوش مصنوعی بالینی را همراهی کند و سواد دیجیتال را در نیروی کار آینده دندانپزشکی تقویت نماید.

نظارت بر پیشرفت بیماری و دندانپزشکی شخصی‌سازی شده: سیستم‌های مبتنی بر هوش مصنوعی می‌توانند در تشخیص تغییرات ظریف در ضایعات پوسیدگی در طول زمان کمک کنند و امکان مداخله زودهنگام را فراهم سازند. همچنین، همگرایی هوش مصنوعی و پزشکی دقیق می‌تواند

نشان داده‌اند و در بسیاری موارد، عملکردی برابر یا بهتر از متخصصان دندانپزشکی داشته‌اند.

یافته کلیدی این پژوهش، توانایی برجسته هوش مصنوعی در تشخیص ضایعات پوسیدگی اولیه است - حوزه‌ای که دندانپزشکان معمولاً در آن با چالش مواجه هستند. این قابلیت می‌تواند به تشخیص زودهنگام و مداخلات پیشگیرانه غیرتهاجمی کمک شایانی کند. همچنین، مطالعات متعدد نشان داده‌اند که رویکرد "هوش مصنوعی کمکی" - که در آن هوش مصنوعی به عنوان مکمل قضاوت بالینی انسان عمل می‌کند - دقت تشخیصی دندانپزشکان را افزایش می‌دهد و احتمالاً موثرترین مدل برای ادغام این فناوری در عمل دندانپزشکی است.

علی‌رغم پیشرفت‌های قابل توجه، چالش‌های متعددی از جمله محدودیت‌های مجموعه داده، عدم استانداردسازی، مشکلات ادغام در گردش کار بالینی، و مسائل اخلاقی و قانونی وجود دارد. برای غلبه بر این چالش‌ها، همکاری بین رشته‌ای، توسعه مجموعه داده‌های استاندارد، و ایجاد چارچوب‌های اخلاقی و قانونی مناسب ضروری است. کاربردهای بالقوه هوش مصنوعی در تشخیص پوسیدگی دندان به دندانپزشکی از راه دور، آموزش دندانپزشکی، استانداردسازی تشخیص و درمان، نظارت بر پیشرفت بیماری، و پیشرفت به سمت دندانپزشکی شخصی‌سازی شده گسترش می‌یابد. با ادامه پژوهش و نوآوری در این زمینه، هوش مصنوعی می‌تواند نقش مهمی در بهبود تشخیص پوسیدگی دندان و در نهایت، ارتقای سلامت دهان و کیفیت زندگی بیماران ایفا کند. توسعه و اجرای این فناوری‌ها باید با توجه به اصول اخلاقی، با در نظر گرفتن حریم خصوصی و رفاه بیماران، و با هدف حمایت و تقویت ارتباط بین دندانپزشک و بیمار، نه جایگزینی آن، انجام شود.

محدودیت‌های این مطالعه

-توسعه سیستم‌های هوش مصنوعی یکپارچه که می‌توانند از چندین منبع داده استفاده کنند

-بهبود روش‌های توضیح و تفسیر برای افزایش اعتماد و شفافیت

-انجام مطالعات بالینی برای ارزیابی تأثیر سیستم‌های هوش مصنوعی بر نتایج بیماران و تصمیم‌گیری درمانی

-توسعه استانداردها و چارچوب‌های قانونی برای استفاده بالینی از هوش مصنوعی در دندانپزشکی
بلند مدت (۵-۱۰ سال)

-ادغام کامل سیستم‌های هوش مصنوعی در گردش کار دندانپزشکی بالینی

-توسعه سیستم‌های هوش مصنوعی چندوظیفه‌ای برای تشخیص طیف وسیعی از شرایط دندانی

-پیشرفت به سمت دندانپزشکی شخصی‌سازی شده و دقیق با کمک هوش مصنوعی

-استفاده گسترده از هوش مصنوعی در آموزش دندانپزشکی و آموزش مداوم

این نقشه راه نیاز به همکاری بین متخصصان دندانپزشکی، دانشمندان کامپیوتر، مهندسان نرم‌افزار، محققان، و سیاست‌گذاران را برجسته می‌کند. همچنین، مشارکت بیماران و در نظر گرفتن نیازها و ترجیحات آن‌ها در توسعه و اجرای سیستم‌های هوش مصنوعی ضروری است.

نتیجه‌گیری

این مطالعه مروری جامع نشان می‌دهد که هوش مصنوعی، به ویژه روش‌های یادگیری عمیق، پتانسیل قابل توجهی برای تحول در تشخیص پوسیدگی دندان دارد. CNN، Mask معماری‌های مشتق شده از آن‌ها، مانند U-Net، DenseNet و R-CNN، بیشترین کاربرد و موفقیت را در سیستم‌های تشخیص پوسیدگی داشته‌اند. این الگوریتم‌ها توانایی قابل توجهی در تحلیل انواع مختلف تصاویر دندانی

References:

- 1-Ayhan B, Ayan E, Atsü S. Detection of dental caries under fixed dental prostheses by analyzing digital panoramic radiographs with artificial intelligence algorithms based on deep learning methods. BMC Oral Health 2025;25(1):216
- 2-Abbott LP, Saikia A, Anthonappa RP. Artificial intelligence platforms in dental caries detection: A systematic review and meta-analysis. J Evid Based Dent Pract 2025;25(1):102077.
- 3-Lian L, Zhu T, Zhu F, Zhu H. Deep learning for caries detection and classification. Diagnostics 2021;11(9):1672.
- 4-Schwendicke FA, Samek W, Krois J. Artificial intelligence in dentistry: Chances and challenges. J Dent Res 2020;99(7):769–74.
- 5-Babaii S, Saberi N, Bahreini M. An ethical analysis of the emotional relationship between humans and artificial intelligence. J Sci Tech Policy 2024;17(4):19–30. [In Persian].
- 6-Boy AF, Akhyar A, Arif TY, Syahril S. Development of an artificial intelligence model based on MobileNetV3 for early detection of dental caries using smartphone images: A preliminary study. Adv Sci Tech Res J 2025;19(4):109–16.
- 7-Lee JH, Kim DH, Jeong SN, Choi SH. Detection and diagnosis of dental caries using a deep learning-based convolutional neural network algorithm. J Dent 2018;77:106–11.
- 8-Casalegno F, Newton T, Daher R, Abdelaziz M, Lodi-Rizzini A, Schürmann F, et al. Caries detection with near-infrared transillumination using deep learning. J Dent Res 2019;98(11):1227–33.
- 9-Putra RH, Doi C, Yoda N, Astuti ER, Sasaki K. Current applications and development of artificial intelligence for digital dental radiography. Dentomaxillofac Radiol 2022;51(1):20210197.
- 10-Mertens S, Krois J, Cantu AG, Arsiwala LT, Schwendicke F. Artificial intelligence for caries detection: Randomized trial. J Dent 2021;115:103849.
- 11-Li S, Liu J, Zhou Z, Zhou Z, Wu X, Li Y, et al. Artificial intelligence for caries and periapical periodontitis detection. J Dent 2022;122:104107.
- 12-Karhade DS, Roach J, Shrestha P, Simancas-Pallares MA, Ginnis J, Burk ZJ, et al. An automated machine learning classifier for early childhood caries. Pediatr Dent 2021;43(3):191–7.

این مطالعه مروری چندین محدودیت دارد که باید در تفسیر نتایج در نظر گرفته شوند. اول، محدود کردن جستجو به مقالات انگلیسی زبان ممکن است منجر به از دست دادن برخی مطالعات مرتبط منتشر شده به زبان‌های دیگر شده باشد. دوم، تنوع قابل توجهی در روش‌شناسی، مجموعه داده‌ها، و معیارهای ارزیابی بین مطالعات وجود دارد، که مقایسه مستقیم را دشوار می‌سازد و یک متاآنالیز رسمی را امکان‌پذیر نمی‌کند. سوم، احتمال سوگیری انتشار وجود دارد، زیرا مطالعات با نتایج منفی ممکن است کمتر منتشر شوند. چهارم، تمرکز بر مقالات منتشر شده در بازه زمانی ۲۰۱۵-۲۰۲۵ ممکن است برخی مطالعات اولیه را حذف کرده باشد، اگرچه بیشتر پیشرفت‌های قابل توجه در این زمینه در این دوره رخ داده است. در نهایت، این مطالعه بر کاربرد هوش مصنوعی در تشخیص پوسیدگی دندان متمرکز بود و سایر کاربردهای هوش مصنوعی در دندانپزشکی را پوشش نداد.

با این حال، تلاش شده با انجام جستجوی جامع، استفاده از روش ارزیابی کیفیت استاندارد، و بررسی دقیق مقالات منتشر شده، یک مطالعه دقیق و معتبر ارائه شود.

- 13-Gerke S, Minssen T, Cohen G. Ethical and legal challenges of artificial intelligence-driven healthcare. In: *Artificial Intelligence in Healthcare*. Academic Press; 2020. p. 295–336.
- 14-Hwang JJ, Jung YH, Cho BH, Heo MS. An overview of deep learning in the field of dentistry. *Imaging Sci Dent* 2019;49(1):1.
- 15-Mohammad-Rahimi H, Motamedian SR, Rohban MH, Krois J, Uribe SE, Mahmoudinia E, et al. Deep learning for caries detection: A systematic review. *J Dent* 2022;122:104115.
- 16-Lee S, Oh SI, Jo J, Kang S, Shin Y, Park JW. Deep learning for early dental caries detection in bitewing radiographs. *Sci Rep* 2021;11(1):16807.
- 17-Moutselos K, Berdouses E, Oulis C, Maglogiannis I. Recognizing occlusal caries in dental intraoral images using deep learning. In 2019 41st Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC) 2019. p. 1617–20.
- 18-Cantu AG, Gehrung S, Krois J, Chaurasia A, Rossi JG, Gaudin R, et al. Detecting caries lesions of different radiographic extension on bitewings using deep learning. *J Dent* 2020;100:103425.
- 19-Zhang X, Liang Y, Li W, Liu C, Gu D, Sun W, et al. Development and evaluation of deep learning for screening dental caries from oral photographs. *Oral Dis* 2022;28(1):173–81.
- 20-Park EY, Cho H, Kang S, Jeong S, Kim EK. Caries detection with tooth surface segmentation on intraoral photographic images using deep learning. *BMC Oral Health* 2022;22(1):573.12
- 21-Qayyum A, Tahir A, Butt MA, Luke A, Abbas HT, Qadir J, et al. Dental caries detection using a semi-supervised learning approach. *Sci Rep* 2023;13(1):749.
- 22-Kühnisch J, Meyer O, Hesenius M, Hickel R, Gruhn V. Caries detection on intraoral images using artificial intelligence. *J Dent Res* 2022;101(2):158–65.
- 23-Singh P, Sehgal P. GV Black dental caries classification and preparation technique using optimal CNN-LSTM classifier. *Multimed Tools Appl* 2020;80(4):5255–72.
- 24-Aghayari P, Karimmian Z. Governance and artificial intelligence: A scientometric narrative of two interwoven stories. *J Sci Tech Policy* 2024;17(4):1–17. [In Persian].
- 25-Zanini LGK, Rubira-Bullen IRF, Nunes FDLs. A systematic review on caries detection, classification, and segmentation from X-ray images: Methods, datasets, evaluation, and open opportunities. *J Imaging Inform Med*. 2024;37(4):1824–45.
- 26-Zhu H, Cao Z, Lian L, Ye G, Gao H, Wu J. CariesNet: A deep learning approach for segmentation of multi-stage caries lesion from oral panoramic X-ray image. *Neural Comput Appl*. 2023;1–9.
- 27-Majanga V, Viriri S. Automatic blob detection for dental caries. *Appl Sci*. 2021;11(19):9232.
- 28-Endres MG, Hillen F, Salloumis M, Sedaghat AR, Niehues SM, Quatela O, et al. Development of a deep learning algorithm for periapical disease detection in dental radiographs. *Diagnostics* 2020;10(6):430.
- 29-Lee JH, Kim YT, Lee JB, Jeong SN. A performance comparison between automated deep learning and dental professionals in classification of dental implant systems from dental imaging: A multi-center study. *Diagnostics*. 2020;10(11):910.
- 30-Krois J, Ekert T, Meinhold L, Golla T, Kharbot B, Wittemeier A, et al. Deep learning for the radiographic detection of periodontal bone loss. *Sci Rep* 2019;9(1):8495.
- 31-Geetha V, Aprameya KS, Hinduja DM. Dental caries diagnosis in digital radiographs using back-propagation neural network. *Health Info Sci Syst* 2020;8:1–14.
- 32-Huang S, Yang J, Fong S, Zhao Q. Artificial intelligence in cancer diagnosis and prognosis: Opportunities and challenges. *Cancer Lett* 2020;471:61–71.
- 33-Young DA, Nový BB, Zeller GG, Hale R, Hart TC, Truelove EL, et al. The American Dental Association caries classification system for clinical practice: A report of the American Dental Association Council on Scientific Affairs. *J Am Dent Assoc* 2015;146(2):79–86.
- 34-Kanagamalliga S, Jayashree R, Guna R. Fast R-CNN approaches for transforming dental caries detection: An in-depth investigation. In 2024 International Conference on Wireless Communications Signal Processing and Networking (WiSPNET) 2024. p. 1–5.
- 35-Wang CW, Huang CT, Lee JH, Li CH, Chang SW, Siao MJ, et al. A benchmark for comparison of dental radiography analysis algorithms. *Med Image Anal* 2016;31:63–76.
- 36-Alowais SA, Alghamdi SS, Alsuhebany N, Alqahtani T, Alshaya AI, Almohareb SN, et al. Revolutionizing healthcare: The role of artificial intelligence in clinical practice. *BMC Med Educ* 2023;23(1):689.